ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ: ΝΑΥΠΗΓΩΝ- ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΕΜΠ

ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΛΕΤΗΣ ΠΛΟΙΟΥ ΚΑΙ ΘΑΛΑΣΣΙΩΝ ΜΕΤΑΦΟΡΩΝ

Μοντελοποιήση ατυχημάτων σύγκρουσης (collision) στις θαλάσσιες μεταφορές με χρήση της μεθόδου Bayesian Networks

Φοιτητής: ΦΑΙΔΩΝ-ΑΙΜΙΛΙΟΣ-ΝΙΚΟΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΟΠΟΥΛΟΣ

ΑΜ: 08108009

Επιβλέπων: ΒΕΝΤΙΚΟΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ, Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

2015

Abstract

This diploma thesis concerns an integrated study of ship collisions based on the influence of the human element and its consisting factors in the accident. Aim of this dissertation is the collision of ships probability estimation and the human factors leading to it. For this reason, a literature review concerning appropriate methods for accident modeling (and other industries) is presented which is the main theoretical part of this thesis.

In the English part, we refer to the importance of the human factor in maritime accidents and the need to design human based systems. Firstly, the principles of Human Centered Design for ships are thoroughly examined, in order to elicit the elements that effect human performance. Afterwards the Bayesian Networks method is selected and various versions are created in both a generic and a more detailed level.

Then, we begin to build the model in 2 stages: First we make the frame of the model and then we optimize it, adding elements about the human factors from TRACEr method. All the above are described in detail. After the construction of the defining evidence node wherever we want, we see the change of the final probability of collision. Once the construction of the BN, we define the probability tables of all nodes. Five case studies are extracted from database, in order to run the model, extract the results and even improve it. . Each case study is presented, evidences are selected from their narrative and running the BN model based on these evidences conclude in several probability results for performance and collision. A result presentation and a sensitivity analysis follow for all target nodes.

In conclusion, factors that have a strong influence on human performance and collision are selected and highlighted for further research for human performance improvement and collision avoidance.

Keywords: *Collision of Ships, Probability Estimation, Accident Modeling, Human Factor, Bayesian Networks*

Περιεχόμενα

Abstract **1**

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ **14**

1.1 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΒΑΣΙΣΜΕΝΑ ΣΕ ΚΑΝΟΝΕΣ **16**

1.2 ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑ **16**

1.3 ΛΟΓΙΚΑ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΜΕΝΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ **18**

1.4 ΑΝΑΦΟΡΕΣ ΣΕ ΛΟΓΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ **19**

1.5 ΚΩΔΙΚΕΣ ΚΑΙ ΟΡΓΑΝΙΣΜΟΙ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΣΦΑΛΕΙΑ ΝΑΥΣΙΠΛΟΪΑΣ **20**

1.5.1 IMO 20

1.5.2 ΚΩΔΙΚΑΣ ISM 20

1.5.3 SOLAS 20

1.5.4 MARPOL 73/78 21

1.5.5 SMS 21

1.5.6 STCW 21

1.6 ΟΡΙΣΜΟΙ **22**

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ **24**

2.1 ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΑΙ ΘΕΩΡΙΕΣ ΓΙΑ ΤΗ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΑΤΥΧΗΜΑΤΩΝ .. **24**

2.1.1 Δέντρο αστοχιών (Fault Tree Analysis-FTA) 24

2.1.2 Δέντρο γεγονότων (Event Tree Analysis-ETA) 26

2.2 Petri net (PN) **27**

2.3 TRACEr **29**

2.4 CASMET (Casualty analysis methodology for Maritime operations) .. **31**

2.5 CREAM (Cognitive Reliability Error Analysis Method) **33**

2.5.1 CREAM στο σιδηροδρομικό δίκτυο 35

2.5.2 CREAM στις θαλάσσιες μεταφορές 35

2.5.3 CREAM στη βιομηχανία χημικών 36

2.6 SLIM (Success Likelihood Index Method) **36**

2.7 Technique for Human Error Rate Prediction (THERP) **37**

2.7.1 A Technique for Human Event Analysis (ATHEANA) 38

2.8 FUZZY LOGIC **39**

2.8.1 Η λογική fuzzy στις θαλάσσιες μεταφορές 39

2.8.2 Η λογική fuzzy στην Ιατρική 40

2.8.3 Η λογική fuzzy στις εμπορικές συναλλαγές 41
2.9 System-Theoretic Accident Model and Process (STAMP) & Functional Resonance Analysis Method (FRAM) 42
2.10 PSA (Probabilistic Safety Assessment) 42
2.11 Bayesian Networks (BN) 43
2.12 DYNAMIC BAYESIAN NETWORKS 44
2.13 SPAR-H 47
2.14 ACCIMAP 50
2.15 IMPROMAP 52
2.16 HFACS (Human factor analysis & classification system) 52
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΟΥ BAYES 55
3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ 55
3.2 ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ 57
3.2.1 Κλασσική πιθανότητα (classical probability) 58
3.2.2 Πιθανότητα συχνοτήτων (frequency probability) 59
3.2.3 Υποκειμενική πιθανότητα (subjective probability) 59
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΙΤΙΟΛΟΓΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ-ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ 62
4.1 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ 62
4.1.1 ΠΑΓΩΜΕΝΟΙ ΔΡΟΜΟΙ 62
4.1.2 ΒΡΕΓΜΕΝΟ ΓΡΑΣΙΔΙ 63
4.1.3 ΑΙΤΙΟΤΗΤΑ ΚΑΙ ΣΥΛΛΟΓΙΣΤΙΚΗ 65
4.1.4 ΣΕΙΣΜΟΣ Ή ΛΗΣΤΕΙΑ 66
4.1.5 : ΠΡΩΤΑΡΧΙΚΕΣ ΒΕΒΑΙΟΤΗΤΕΣ 66
4.2 ΑΙΤΙΟΛΟΓΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ D-ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ 67
4.2.1 Σειριακές συνδέσεις 68
4.2.2 Αποκλίνουσες συνδέσεις 69
4.2.3 D-ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ 71
4.3 ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ (BAYESIAN NETWORKS) 74
4.3.1 ΒΑΣΙΚΑ ΑΞΙΩΜΑΤΑ 74
4.4 ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ 74
4.4.1 ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΙΚΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ 76
4.4.2 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΓΙΑ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ 77
4.4.3 ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΗ ΑΝΕΞΑΡΤΗΣΙΑ 79
4.4.4 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΩΝ BAYESIAN NETWORKS 81

4.4.5 Ο ΝΟΜΟΣ ΤΗΣ ΑΛΥΣΙΔΑΣ (CHAIN RULE) 83
4.5 ΕΠΑΝΕΞΕΤΑΣΗ ΤΩΝ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΩΝ 85
4.5.1 ΠΑΓΩΜΕΝΟΙ ΔΡΟΜΟΙ 86
4.5.2 ΒΡΕΓΜΕΝΟ ΓΡΑΣΙΔΙ 88
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ 92
5.1 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΟΜΗΣ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ 94
5.1.1 ΕΙΝΑΙ ΚΑΝΕΝΑΣ ΜΕΣΑ ΣΤΟ ΣΠΙΤΙ; (FAMILY OUT?)..... 94
5.1.2 ΕΝΑ ΑΠΛΟΠΟΙΗΜΕΝΟ ΠΑΙΧΝΙΔΙ ΠΟΚΕΡ 96
5.1.3 ΓΟΝΙΜΟΠΟΙΗΣΗ 98
5.1.4 ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΡΙΣΚΟΥ..... 99
5.1.5 ΑΠΛΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΟΥ BAYES..... 101
5.1.6 ΣΧΕΣΗ ΑΙΤΙΟΥ-ΑΙΤΙΑΤΟΥ(ΑΙΤΙΟΤΗΤΑ) 102
5.2 ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΩΝ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ..... 102
5.2.1 ΙΠΠΟΤΡΟΦΕΙΟ..... 102
5.2.2 ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ ΓΙΑ ΤΟ ΠΑΙΧΝΙΔΙ ΤΟΥ ΠΟΚΕΡ.. 105
5.2.3 ΜΕΤΑΔΟΣΗ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΜΕΣΩ ΧΟΡΔΩΝ..... 108
5.2.4 ΕΙΝΑΙ ΚΑΝΕΝΑΣ ΜΕΣΑ ΣΤΟ ΣΠΙΤΙ; (FAMILY OUT?)..... 110
5.3 ΕΚΜΑΘΗΣΗ (LEARNING) 113
5.3.1 ΣΕΙΡΑ ΟΔΗΓΙΩΝ-ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ 113
5.3.2 ΜΕΤΡΑ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΝ (DISTANCE MEASURES) 114
5.3.3 ΕΡΕΥΝΑ ΓΙΑ ΠΙΘΑΝΕΣ ΔΟΜΕΣ..... 116
5.3.4 ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ (ADAPTATION)..... 119
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΔΙΑΔΟΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΣΤΑ BAYESIANS NETWORKS ... 123
6.1.1 ΠΟΛΛΑΠΛΑΣΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΔΙΑΙΡΕΣΗ..... 123
6.1.2 ΑΠΟΜΟΝΩΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ (MARGINALIZATION) 124
6.2 ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ (PROBABILITY UPDATING) ΣΤΟΥΣ ΠΙΝΑΚΕΣ ΤΟΜΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ..... 126
6.3 ΔΕΝΔΡΑ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ (CLUSTER TREES)..... 127
6.3.1 ΑΦΟΜΟΙΩΣΗ (ABSORPTION IN CLUSTER TREES) 129
6.3.2 ΤΡΟΠΟΣ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΣΤΟ ΔΕΝΔΡΟ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ..... 131
6.4 ΔΕΝΔΡΑ ΔΙΑΚΛΑΔΩΣΗΣ (JUNCTION TREES)..... 132
6.5 ΔΙΑΔΟΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΜΕΣΩ ΤΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ GENIE..... 134
6.6 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΩΝ ΔΕΝΤΡΩΝ ΔΙΑΚΛΑΔΩΣΗΣ (JUNCTION TREES) .. 136

6.7 ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΗ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ (STOCHASTIC SIMULATION)..... 139

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΟΥ ΒΑΣΙΖΟΝΤΑΙ ΣΤΑ ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ 142

7.1 ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ ΤΟΜΗΣ..... 142

7.1.1 ΔΥΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ 143

7.2 ΕΝΑ ΑΥΘΑΙΡΕΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ..... 145

7.2.1 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ ΤΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ 146

7.3 ΔΙΑΤΑΞΗ ΤΗΣ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ 148

7.4 ΑΝΤΙΦΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ..... 150

7.5 ΣΕΙΣΜΟΜΕΤΡΟ..... 151

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΣΥΓΚΡΟΥΣΗΣ (COLLISION MODEL) ΕΠΙΒΑΤΗΓΩΝ ΠΛΟΙΩΝ..... 153

8.1 ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ-ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ..... 153

8.2 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΔΙΚΤΥΟΥ ΠΙΣΤΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ GENIE 155

HUMAN ELEMENT & RISK MODELING..... 156

BAYESIAN NETWORKS (BN) 160

SPAR-H..... 163

Generic Bayesian Network: 165

STAGE 1 - Basic Generic BN:..... 165

STAGE 2 - Final Generic Model Presentation: 167

Detailed Bayesian Network:..... 170

STAGE 1 – General Detailed Approach: 170

STAGE 2 – Consolidated Detailed Approach: 172

STAGE 3 – Final Detailed Approach: 174

Changes in the final model 174

Human Centered Design (HCD) for Ships 178

MODEL PRESENTATION 180

RESULTS PRESENTATION..... 182

CASE STUDY #1..... 182

CASE STUDY #2..... 186

CASE STUDY #3..... 188

CASE STUDY #4..... 193

CASE STUDY #5..... 198

SENSITIVITY ANALYSIS 202

CASE STUDY #1 ..... **203**
CASE STUDY #2 ..... **206**
CASE STUDY #3 ..... **209**
CASE STUDY #4 ..... **212**
CASE STUDY #5 ..... **215**
DYNAMIC BAYESIAN NETWORKS (DBNs) **219**
DYNAMIC BN MODELS PRESENTATION **220**
DYNAMIC BN MODEL #1 (one "parent" node in the temporal plate) **221**
PROGRAM RUNS 226
RESULT PRESENTATION 230
RESULTS EXPLANATION – COMPARISON WITH STATIC BN 235
DYNAMIC BN MODEL #2 (two "parent" nodes in the temporal plate) **239**
PROGRAM RUNS 243
RESULT PRESENTATION 245
RESULTS EXPLANATION – COMPARISON WITH STATIC BN 248
DBN #1 & DBN#2 COMPARISON **252**
GENERAL CONCLUSIONS & ASSUMPTIONS **255**
APPENDIX **265**

Ευρετήριο Σχημάτων

Σχήμα 1: Το καθήκον ενός ειδικού. 15

Σχήμα 2: DBN για 5 χρονικές φέτες 45

Σχήμα 3: Ένα δίκτυο μοντέλο για τους παγωμένους δρόμους. 63

Σχήμα 4: Ένα δίκτυο μοντέλο για το παράδειγμα του βρεγμένου γρασιδιού. 64

Σχήμα 5: Ένα μοντέλο για το παράδειγμα του σεισμού. 66

Σχήμα 6: Σειριακή σύνδεση. Όταν το B πάρει στιγμιαία τιμή, διακόπτεται η επικοινωνία μεταξύ των A και C. 68

Σχήμα 7: Αποκλίνουσα σύνδεση. 69

Σχήμα 8: Συγκλίνουσα σύνδεση. 70

Σχήμα 9: Παραδείγματα όπου οι γονείς του A είναι εξαρτημένα γεγονότα. 71

Σχήμα 10: Ένα αιτιολογικό δίκτυο με τα B και M να έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές..... 72

Σχήμα 11: Αιτιολογικά δίκτυα με ισχυρές αποδείξεις καταχωρημένες (οι μεταβλητές έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές). 73

Σχήμα 12: Παραδείγματα όπου τα A και C είναι δεσμευμένα ανεξάρτητα δεδομένου του B 79

Σχήμα 13: Ένα κατευθυνόμενο γράφημα με κλειστό κύκλο. Αυτό δεν επιτρέπεται στα Bayesian networks. 82

Σχήμα 14: Ένα κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα (DAG). 83

Σχήμα 15: Ένα DAG με n μεταβλητές. Εάν η μεταβλητή A αποκοπεί, ο επαγωγικός συλλογισμός μπορεί να εφαρμοστεί. 84

Σχήμα 16: Οι συστοιχίες για το παράδειγμα *Βρεγμένο γρασίδι.* Επικοινωνούν μέσω της μεταβλητής R. 89

Σχήμα 17: Ένα αιτιολογικό δίκτυο για το παραπάνω παράδειγμα (F-out?). 95

Σχήμα 18: Ένα απλουστευμένο δίκτυο για το απλοποιημένο παιχνίδι πόκερ. 96

Σχήμα 19: Μία πιο λεπτομερής δομή του προηγούμενου δικτύου. 97

Σχήμα 20: Ένα δίκτυο για την εξέταση της εγκυμοσύνης του ζώου..... 98

Σχήμα 21: Ένα δίκτυο για την εξέταση της εγκυμοσύνης, χωρίς να ληφθεί υπόψη η μεταβλητή Ho. 99

Σχήμα 22: Ένα συνηθισμένο δίκτυο πίστης ανάλυσης του ρίσκου. 99

Σχήμα 23: Ένα απλό δίκτυο Bayes. 101

Σχήμα 24: Το γενεαλογικό δέντρο της παραπάνω ομάδας αλόγων στη φάρμα. 103

Σχήμα 25: Το γενεαλογικό δέντρο των αλόγων στη φάρμα με τις επιπρόσθετες μεταβλητές μεσολάβησης. 105

Σχήμα 26: Ένα μοντέλο με μετάδοση συμβόλων μέσω χορδών. 108

Σχήμα 27: Ένα εναλλακτικό δίκτυο μετάδοσης των συμβόλων. 110

Σχήμα 28: Η τελική μορφή του μοντέλου για το συγκεκριμένο παράδειγμα..... 112

Σχήμα 29: Το δίκτυο πίστης MSimp 113

Σχήμα 30: Το μοντέλο MMax. 117

Σχήμα 31: Το μοντέλο MMin. 118

Σχήμα 32: Αποδοχή γύρω από τη μεταβλητή T. 121

Σχήμα 33: Το δίκτυο Mmin και το αντίστοιχο δέντρο ομαδοποίησης. 128

Σχήμα 34: Αφομοίωση πληροφορίας του W από το V. 129

Σχήμα 35: Ενημέρωση πιθανοτήτων σχετικά με τον τρόπο που περνάει το μήνυμα από το δίκτυο. 131

Σχήμα 36: Ένα δέντρο ομαδοποίησης με δυαδικές μεταβλητές. 133

Σχήμα 37: Μετάδοση μηνυμάτων μέσω κατανεμημένης απόδειξης. 134

Σχήμα 38: Μετάδοση μηνυμάτων μέσω συγκεντρωμένης απόδειξης..... 135

Σχήμα 39: Υπολογισμός και ενημέρωση πιθανοτήτων μέσω της λειτουργίας των προαναφερθέντων αλγορίθμων..... 135

Σχήμα 40: Παραδείγματα DAGs. 136

Σχήμα 41: Ένα απλά συνδεδεμένο DAG και το αντίστοιχο γράφημα διακλάδωσης. 137

Σχήμα 42: Δομή ενός δέντρου διακλάδωσης για ένα απλά συνδεδεμένο DAG. 138

Σχήμα 43: Δομή ενός δέντρου διακλάδωσης για ένα πολλαπλά συνδεδεμένο DAG. 139

Σχήμα 44: Τριγωνοποιημένο και μη-τριγωνοποιημένο γράφημα. 139

Σχήμα 45: Ένα παράδειγμα δικτύου πίστης. 140

Σχήμα 46: Ένα συνεπές δέντρο διακλαδώσεων (junction tree) από το οποίο θέλουμε να υπολογίσουμε την P(A,B). 142

Σχήμα 47: Διάδοση της μεταβλητής A. 144

Σχήμα 48: Ένα δέντρο διακλαδώσεων από το οποίο θα υπολογίσουμε την P(A,B,C,D,E). Κάθε μεταβλητή έχει τρεις καταστάσεις. 146

Σχήμα 49: Ο συναγερμός του κυρίου Holmes με το σεισμόμετρο (A για τον συναγερμό, B για τη διάρρηξη, E για τον σεισμό και S για το σεισμόμετρο). 152

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1: Ένα παράδειγμα της P(A/B)..... 78

Πίνακας 2: Ένα παράδειγμα της P(A,B)..... 78

Πίνακας 3: Η P(B/A) ως αποτέλεσμα εφαρμογής του νόμου του Bayes στον Πίνακα 1 και η P(B)=(0.4,0.4,0.2) 79

Πίνακας 4: Δεσμευμένες πιθανότητες για τα H και W..... 85

Πίνακας 5: Πιθανότητες τομής για τα P(W,I) και P(H,I) 85

Πίνακας 6: Υπολογισμός του P(H,I)..... 87

Πίνακας 7: Οι πιθανότητες για το παράδειγμα *Βρεγμένο γρασίδι.* Τα ανύσματα (α,β) στο δεξί μέρος του πίνακα αναπαριστούν τα (H=y,H=n). 88

Πίνακας 8: Ο πίνακας πρωταρχικών πιθανοτήτων για την P(H,R,S). Τα ανύσματα (α,β) στον πίνακα αναπαριστούν τα (H=y,H=n). 88

Πίνακας 9: Η P(H,R,S) με απαλοιφή όλων των καταχωρήσεων για H=n. 89

Πίνακας 10: Ο υπολογισμός της P*(H,R,S)=R(H,R,S/H=y)..... 90

Πίνακας 11: Υπολογισμός της P*(W,R) 90

Πίνακας 12: P**(W,R)=P(W,R/W=y,H=y)..... 91

Πίνακας 13: P**(R,S)=P(R,S/H=y,W=y)..... 91

Πίνακας 14: Η P(παιδί/πατέρας, μητέρα) σχετικά με την κληρονομικότητα 103

Πίνακας 15: Η P9απιδί/πατέρας, μητέρα), όταν δεν νοσούν 104

Πίνακας 16: Η P(παιδί/πατέρας,μητέρα), όταν κανένα άλογο δεν έχει πιθανότητα να νοσεί. 104

Πίνακας 17: Υπολογισμός της P(OH1,OH0, FC) σύμφωνα με τους δυνατούς συνδυασμούς 107

Πίνακας 18: Η πιθανότητα P(R/T), σχετικά με τη διαδικασία μετάδοσης συμβόλων. 109

Πίνακας 19: Συχνότητες εμφάνισης των δυνατών συνδυασμών των συμβόλων. ... 109

Πίνακας 20: Δυο δεσμευμένες πιθανότητες σχετικές με τις υποθετικές μεταβλητές 109

Πίνακας 21: P(D-out?/F-out?,BP?) 112

Πίνακας 22: Η πιθανότητα τομής $P^*(T_1, T_2, T_3, T_4, T_5)$ 114

Πίνακας 23: Δεσμευμένες πιθανότητες για το μοντέλο M_{Min} 118

Πίνακας 24: Ο πίνακας των τομών των πιθανοτήτων του μοντέλου M_{Min} 118

Πίνακας 25: Πολλαπλασιασμός δυο πινάκων. 124

Πίνακας 26:Πολλαπλασιασμός των πινάκων t_{AB} και t_{AC} 124

Πίνακας 27 125

Πίνακας 28: Οι δεσμευμένες πιθανότητες του παραπάνω δικτύου (P(A)=(0.4,0.6)). 140

Πίνακας 29: Από την πρόταση είναι εύκολο να δούμε ότι $t_{D,E,H}$=P(A,B,C,D,H) 148

Πίνακας 30: Δεσμευμένες πιθανότητες για το δίκτυο του σεισμόμετρου. Πρωταρχικές πιθανότητες για το B: 90.5,0.5) και για το E: (0.1,0.9)..... 152

List of Figures

Figure 1: Aspects of the Human Centered Design process for ships. 157

Figure 2: Categorization of human factors, based on their contributing level. 158

Figure 3: Human element in the centre of the shipping industry. 159

Figure 4: A Bayesian Network for the “wet grass” scenario. 161

Figure 5: A Bayesian Network for the “triggered alarm” scenario..... 161

Figure 6: Factors that influence human behaviour (and performance), according to the SPAR-H method..... 163

Figure 7: Influences of the SPAR-H method on HEPs. 164

Figure 8: Basic generic model for the identification or not of the Task Error. 166

Figure 9: Final Generic BN of the identification or not of the CN..... 167

Figure 10: Expansion of the node “OOW Competence” by incorporating data from the TRACEr methodology. 170

Figure 11: Bayesian Network leading to identification of CN course with radar, with the aid of the TRACEr (PSFs) and SPAR-H methods (Bridge Design/Layout)..... 171

Figure 12: Partial integration of our general detailed BN to our basic generic BN.. 173

Figure 13: Final detailed BN with the integration of our final generic model and general detailed model components to the consolidated detailed BN model. 174

Figure 14: Probability estimation of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1. 184

Figure 15: Probability estimation of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1. 185

Figure 16: Probability estimation of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2. . 187

Figure 17: Probability estimation of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2. 188

Figure 18: Probability estimation of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3. . 192

Figure 19: Probability estimation of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3. 193

Figure 20: Probability estimation of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4..... 196

Figure 21: Probability estimation of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4. 197

Figure 22: Probability estimation of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #5..... 200

Figure 23: Probability estimation of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #5. 201

Figure 24: Sensitivity analysis of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1. 204

Figure 25: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1 (e8 excluded). 205

Figure 26: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1 (e8 included). 206

Figure 27: Sensitivity analysis of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2. 207

Figure 28: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2. 208

Figure 29: Sensitivity analysis of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3. 210

Figure 30: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3 (e7 excluded). 211

Figure 31: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3 (e7 included). 212

Figure 32: Sensitivity analysis of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4. 213

Figure 33: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4. 214

Figure 34: Sensitivity analysis of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #5. 216

Figure 35: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #5. 217

Figure 36: Sensitivity analysis of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #5. 218

Figure 37: A simple dynamic Bayesian network. 219

Figure 38: A simple BN and a dynamic Bayesian network. 220

Figure 39: The static BN containing the nodes related to Personal Factors. 221

Figure 40: The temporal plate used by the GeNie program. 222

Figure 41: Addition of Fatigue and Personal Factors to the temporal plate (DBN #1). 223

Figure 42: The first Dynamic Bayesian Network constructed. 223

Figure 43: Setting the Time Slice Number for the DBN #1. 227

Figure 44: Setting the evidence for the DBN #1. 228

Figure 45: Obtaining the updated beliefs of “Fatigue” by placing the cursor on the checkmark (DBN #1). 228

Figure 46: Obtaining the updated beliefs of “Personal Factors” by placing the cursor on the checkmark (DBN #1). 229

Figure 47: Area Plot of the “Fatigue” temporal node of the DBN #1. 230

Figure 48: Area Plot of the “Personal Factors” temporal node of the DBN #1. 231

Figure 49: Contour Plot of the “Fatigue” temporal node of the DBN #1. 231

Figure 50: Contour Plot of the “Personal Factors” temporal node of the DBN #1… 232

Figure 51: Time Series Plot of the “Fatigue” temporal node of the DBN #1. 232

Figure 52: Time Series Plot of the “Personal Factors” temporal node of the DBN #1. 233

Figure 53: Bar-Chart display of the temporal beliefs of the DBN #1 for the random selected evidence series. 234

Figure 54: Static version of the Personal Factors part, including its parent nodes and the run results. 235

Figure 55: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the static BN and the DBN #1 for the “FATIGUE” node. 237

Figure 56: Addition of Fatigue, Stress (among their temporal arcs) and Personal Factors to the temporal plate (DBN #2). 240

Figure 57: The second Dynamic Bayesian Network constructed. 240

Figure 58: Obtaining the updated beliefs of “Fatigue” by placing the cursor on the checkmark (DBN #2). 244

Figure 59: Obtaining the updated beliefs of “Stress” by placing the cursor on the checkmark (DBN #2). 244

Figure 60: Obtaining the updated beliefs of “Personal Factors” by placing the cursor on the checkmark (DBN #2). 244

Figure 61: Time Series Plot of the “Stress” temporal node of the DBN #2. 245

Figure 62: Time Series Plot of the “Fatigue” temporal node of the DBN #2. 246

Figure 63: Time Series Plot of the “Personal Factors” temporal node of the DBN #2. 246

Figure 64: Bar-Chart display of the temporal beliefs of the DBN #2 for the random selected evidence series. 247

Figure 65: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the static BN and the DBN #2, for the “Fatigue” node. 249

Figure 66: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the static BN and the DBN #2, for the “Stress” node. 251

Figure 67: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the DBN #1 and the DBN #2, for the “Fatigue” node. 253

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

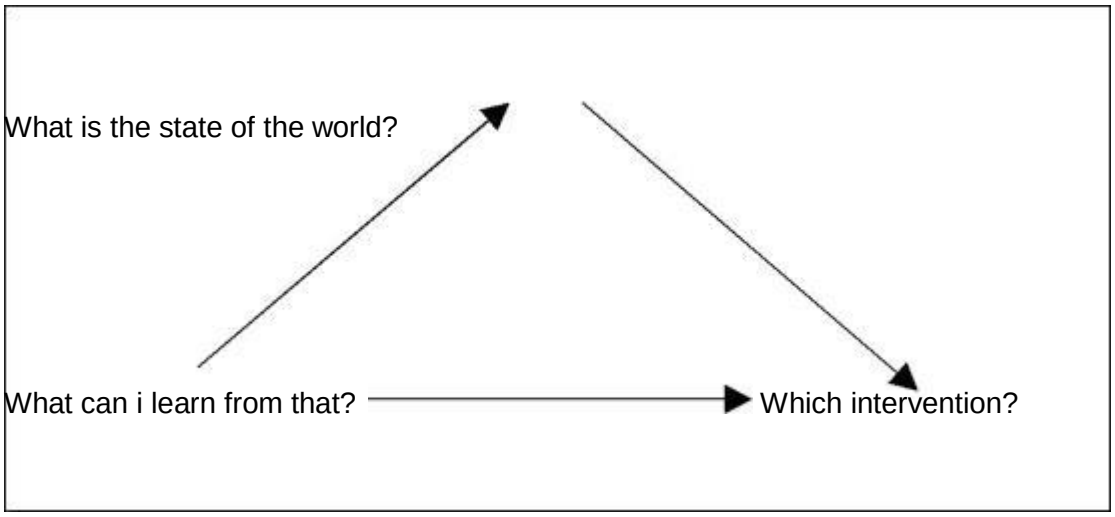
Περίπου 90% του παγκόσμιου εμπορίου έχει να κάνει με τις θαλάσσιες μεταφορές. Οι θαλάσσιες μεταφορές θεωρούνται ασφαλείς, οικονομικές και φιλικές προς το περιβάλλον. Τα στατιστικά δείχνουν σταθερή μείωση των θαλασσίων ατυχημάτων στα τελευταία 10 χρόνια. Το 2010 είχαμε ατύχημα με ένα πλοίο κάθε 670 δρομολόγια. Οι κανονισμοί έχουν γίνει σκληρότεροι τα τελευταία 20 χρόνια. Ο IMO (Διεθνής Θαλάσσιος οργανισμός) έχει την πρωτοβουλία για κανονισμούς και τήρηση αυτών. Μεταξύ αυτών η συνθήκη SOLAS (Διεθνής συνθήκη θαλάσσιας ασφάλειας). Είναι η σπουδαιότερη συνθήκη και αφορά στην ασφάλεια των εμπορικών πλοίων. Ο σκοπός που υπηρετεί είναι η κατασκευή ασφαλών πλοίων, μηχανημάτων και λειτουργίας. Χωρίζεται σε 12 κεφάλαια. Το 1993 η IMO υιοθέτησε τον ISM (Διεθνής διαχείριση ασφάλειας). Ο κώδικας ISM έγινε υποχρεωτικός για όλα τα πλοία το 2002.

Το 2012 μία αναφορά του OHE έδειξε ότι για το 2011 8.7 δις τόνοι φορτώθηκαν για μεταφορά σε όλο τον κόσμο. Αυτό δείχνει πόσο σπουδαία δουλειά κάνουν οι θαλάσσιες μεταφορές στο παγκόσμιο εμπόριο. Καταλαβαίνουμε λοιπόν πόσο σοβαρή είναι η ασφάλεια στις μεταφορές. Υπάρχει αρνητική διάθεση στην κοινή γνώμη όσον αφορά στην ασφάλεια της ναυσιπλοΐας και όταν γίνεται ατύχημα και ιδίως τέτοιο που στοιχίζει ζωές, οι επιπτώσεις στην εταιρεία είναι τεράστιες με τεράστια οικονομική ζημιά και ζημιά στο όνομα της εταιρείας που μπορεί να στοιχίσει ακόμη και στο κλείσιμο. Άρα η εταιρεία έχει τελικά κάθε συμφέρον να εφαρμόζει κανόνες ασφάλειας στα πλοία της προς αποφυγή περιστατικών που θα οδηγήσουν σε οδυνηρές συνέπειες. Η αναφορά περιστατικών που έχουν να κάνουν με «παρολίγον ατυχήματα-near miss» μπορούν να εμπλουτίσουν την ασφάλεια στη Ναυσιπλοΐα. Δυστυχώς όπως φαίνεται οι αναφορές δεν γίνονται κατά τον καλύτερο τρόπο παγκοσμίως έτσι ώστε να βελτιώνεται συνεχώς η ασφάλεια της Ναυσιπλοΐας. Η αναφορά τέτοιων ατυχημάτων είναι πολύ μεγάλης σημασίας για την Χημική βιομηχανία, την Πυρηνική και την αεροπορική. Ίδιας σημασίας σοβαρότητα ατυχημάτων έχει και η Ναυπηγική Βιομηχανία. Η Ναυτιλία υποφέρει από μεγαλύτερο ποσοστό ατυχημάτων. Πχ για πλοία του Βρετανικού νηολογίου μεταξύ 1976-2002 τα εργατικά ατυχήματα ήταν 13 με 28 φορές υψηλότερα από την υπόλοιπη εργατική δύναμη. Οι παρατηρήσεις συμφωνούν και για άλλες χώρες στον κόσμο και η αιτία είναι η πτωχή τήρηση των κανονισμών. Οι αναφορές είναι υποχρεωτικές για όλα τα πλοία που ανήκουν στον IMO (διεθνής ναυτιλιακός οργανισμός) σύμφωνα με τον κώδικα ISM (Διερεύνηση ναυτικών ατυχημάτων).

Κατά τη διάρκεια του 1990 τα Bayesians networks (επίσης, καλούνται δίκτυα πίστης και δίκτυα αιτιατών πιθανοτήτων) έχουν τραβήξει την προσοχή στο χώρο της βιομηχανίας, εκτός από τα ερευνητικά ιδρύματα που τα χρησιμοποιούν. Σε αντίθεση με τις περισσότερες εξειδικευμένες τεχνικές συστημάτων, μεγάλη ποσότητα από θεωρίες καθώς και εμπειρικές πρακτικές απαιτούνται έτσι ώστε να αξιοποιηθούν οι ευκαιρίες που είναι απόρροια της χρήσης των Bayesian networks. Για να αποκομίσουμε την κατάλληλη αντιμετώπιση του θέματος, πρέπει να προσδιοριστούν τα αποτελέσματα που ανακύπτουν από άρθρα εφημερίδων και από διαδικασίες συνεδρίων καθώς υπάρχει ελάχιστη βοήθεια επάνω στην κατασκευή πρακτικών

μοντέλων. Επίσης, η διαθέσιμη βιβλιογραφία δεν ενδείκνυται για αναγνώστες που επιθυμούν να ασχοληθούν με το συγκεκριμένο πεδίο (Jensen, 1996).

Σαν εισαγωγή για να αρχίσουμε να κατανοούμε τα δίκτυα πίστης είναι το παράδειγμα που ακολουθεί: «Έστω ένας ειδικός ο οποίος παρατηρεί και ασχολείται με μία συγκεκριμένη αρμοδιότητα, όπως ένας παθολόγος που εξετάζει έναν ασθενή ή ένας πιλότος που ελέγχει το αεροσκάφος. Πρώτον, πρέπει να παρατηρηθεί η εκάστοτε εργασία, έτσι ώστε να διαπιστωθεί η κατάσταση που επικρατεί. Δηλαδή, στην περίπτωση του παθολόγου, αυτός χρησιμοποιεί τα αναφερόμενα συμπτώματα του ασθενή και καταλήγει στην ιατρική διάγνωση, ενώ σχετικά με ένα πιλότο, αυτός επικεντρώνεται στα όργανα του πιλοτηρίου και εξασφαλίζει την ακεραιότητα του αεροσκάφους. Επίσης, βασισμένος ο ειδικός στην ερμηνεία της κατάστασης του συστήματος που εξετάζει, αποφασίζει την ενέργεια που θα ακολουθηθεί έπειτα από την ανάλυση της κατάστασης». Σχετικά με τα δύο προηγούμενα παραδείγματα, αυτές οι ενέργειες είναι σχετικές με τη θεραπευτική αγωγή του ασθενή ή με την απόφαση να μη γίνουν αλλαγές στα όργανα πιλοτηρίου. Για κάθε ενέργεια οι ειδικοί έχουν κάποιες συγκεκριμένες προσδοκίες, οι οποίες πηγάζουν από τα αποτελέσματα των ενεργειών που μεσολαβούν ύστερα από τον προσδιορισμό της κατάστασης στην κάθε περίπτωση. Όλο το παραπάνω παράδειγμα αναπαρίσταται με το παρακάτω διάγραμμα:



Σχήμα 1: Το καθήκον ενός ειδικού.

1.1 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΒΑΣΙΣΜΕΝΑ ΣΕ ΚΑΝΟΝΕΣ

Τα πρώτα εξειδικευμένα και έμπειρα συστήματα κατασκευάστηκαν το 1960. Ο στόχος τους έχει να κάνει με τις αποφάσεις που παίρνονται επανειλημμένα σε παρόμοιες περιπτώσεις. Τα συστήματα αυτά είναι δομημένα σαν μοντέλα που υπάρχουν σε υπολογιστές. Σχετικά με τη χρήση της τεχνολογίας, οι ειδικοί θα μπορούσαν να αντικατασταθούν από ηλεκτρονικά συστήματα. Τα τμήματα του μοντέλου, που θα έπαιρνε τη θέση των ειδικών, ήταν οι **κανόνες παραγωγής (production rules)**. Ένας τέτοιος κανόνας είναι της μορφής: **αν** [συνθήκη] **τότε** [γεγονός ή δράση], όπου η συνθήκη ορίζει μία λογική έκφραση. Ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες (rule based system) εμπεριέχει ένα σύνολο από γνώσεις και ένα σύστημα συμπερασμάτων. Οι γνώσεις είναι σύνολο από κανόνες παραγωγής και τα συστήματα συμπερασμάτων συνδυάζουν τους κανόνες αυτούς με τις παρατηρήσεις για να καταλήξουν σε λύσεις και συμπεράσματα σχετικά με την κατάσταση του εκάστοτε προβλήματος και των ενεργειών που γίνονται για το συγκεκριμένο εγχείρημα κάθε φορά (Shortliffe, 1976 & Mc Dermott, 1984).

1.2 ΑΒΕΒΑΙΟΤΗΤΑ

Αρκετά σύντομα, μετά τα πρώτα επιτυχή αποτελέσματα, έγινε γνωστό πως τα συστήματα που περιγράψαμε προηγουμένως έχουν και κάποια μειονεκτήματα. Ένα από τα κυριότερα προβλήματα ήταν το πώς διαχειρίζονταν την αβεβαιότητα. Πολλά επιστημονικά πεδία ασχολούνται με το παραπάνω πρόβλημα. Υπάρχουν ποικίλες πηγές σχετικές με την αβεβαιότητα. Οι παρατηρήσεις ίσως είναι αβέβαιες, οι πληροφορίες ανεπαρκείς και οι σχέσεις μεταξύ στοιχείων ίσως να μην είναι ντετερμινιστικού τύπου. Αυτό μπορεί να σημαίνει ότι οι διάφορες σχέσεις μεταξύ των εκάστοτε στοιχείων είναι ασαφείς και αόριστοι (π.χ. ‘μεγάλο’, ‘όμορφο’, ‘πόνος’).

Ένας τρόπος συγχώνευσης της αβεβαιότητας στα παραπάνω συστήματα είναι να επεκταθούν οι κανόνες παραγωγής στην παρακάτω μορφή (Jensen, 2006):

Αν [συνθήκη με πιθανότητα **x**] **τότε** [γεγονός με πιθανότητα f(x)]

Το σύστημα που βασίζεται στα συμπεράσματα πρέπει να επεκταθεί με νέους κανόνες, οι οποίοι θα μπορούν να διασφαλίσουν ένα λογικό συλλογισμό σχετικά με την αβεβαιότητα. Για παράδειγμα, αν συνάγουμε ως συμπέρασμα τη μεταβλητή C από τη μεταβλητή A με πιθανότητα x και τη μεταβλητή C από τη μεταβλητή B με πιθανότητα y, σε ποια πιθανότητα του C καταλήγουμε; Ο κανόνας συμπερασμάτων καθορίζει μία λειτουργία που δίνει λύση σε αυτή την ερώτηση με τη χρήση της συνάρτησης g(x,y). Αυτή η συνάρτηση, λοιπόν, αναφέρεται στη μεταβλητή C.

Παρόλα αυτά είναι καμιά φορά αδύνατο να αφομοιώσουμε ένα συλλογισμό σχετικά με την υπάρχουσα αβεβαιότητα με κανόνες συμπερασμάτων από κανόνες παραγωγής. Ο λόγος είναι ότι κανόνες συμπερασμάτων είναι εκφρασμένοι ελεύθερα, ενώ κάποιος συνεπής συλλογισμός σχετικά με την αβεβαιότητα είναι ευαίσθητος σχετικά με το περιεχόμενο στο οποίο οι αβεβαιότητες λαμβάνουν χώρα στο υπάρχον πρόβλημα.

1.3 ΛΟΓΙΚΑ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΜΕΝΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Στο πεδίο της θεωρίας των αποφάσεων, η κλασσική θεωρία των πιθανοτήτων έχει επεκταθεί σε ένα πολύ ακριβές μαθηματικό μοντέλο για να δημιουργηθούν λογικές αποφάσεις και η εμπειρία δείχνει πως οι ειδικοί γενικά δεν υπακούν στους κανόνες αυτού του μοντέλου, ενώ χρειάζονται την υποστήριξη ηλεκτρονικού υπολογιστή.

Τα λογικά εξειδικευμένα συστήματα είναι μία εναλλακτική λύση των συστημάτων βασισμένα σε κανόνες. Και οι δύο αυτοί τύποι συστημάτων χειρίζονται επαναλαμβανόμενες αποφάσεις που λαμβάνονται σε περίπου παρόμοιες περιπτώσεις. Υπάρχουν, βέβαια, και οι εξής διαφορές:

- Εκτός από τη μοντελοποίηση των ειδικών, γίνεται μοντελοποίηση του όλου συστήματος που εξετάζεται και μελετάται.

- Εκτός από τη χρήση αβέβαιων υπολογισμών μέσω κανόνων, γίνεται χρήση μαθηματικών υπολογισμών πιθανοτήτων και θεωρίας αποφάσεων.

- Εκτός από την αντικατάσταση των ειδικών, χρησιμοποιούνται περισσότερα στοιχεία και δεδομένα για καλύτερη αντιμετώπιση του προβλήματος.

Σύμφωνα με την ιστορία των εξελίξεων γύρω από αυτό το θέμα, οι παραπάνω κανόνες δεν είναι καινούριοι. Το 1960 έγιναν προσπάθειες για να χρησιμοποιήσουν την κλασσική θεωρία των πιθανοτήτων σε εξειδικευμένα συστήματα (Gorry & Barnett, 1968). Παρόλα αυτά, η προσπάθεια εγκαταλείφθηκε εξαιτίας των υπερφορτωμένων υπολογισμών σε λογισμικό που απαιτούνταν και θεωρήθηκε επίπονη εργασία (Gorry, 1973). Στα μέσα του 1980 οι παραπάνω κανόνες επανήλθαν στο προσκήνιο. Οι ενέργειες από τον Pearl (1986) είχαν να κάνουν με την εισαγωγή των Bayesian networks και με το σύστημα MUNIN (Andreassen et al., 1989) έγινε γνωστό ότι οι αναγκαίοι υπολογισμοί για πολύ μεγάλα δίκτυα είναι πράγματι εύκολη υπόθεση.

1.4 ΑΝΑΦΟΡΕΣ ΣΕ ΛΟΓΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Ακολουθεί μία αναφορά σε λογικά συστήματα, που χρησιμοποιούνται σε ποικίλες περιπτώσεις:

- Το BOBLO είναι ένα σύστημα που χρησιμοποιείται για την εξακρίβωση της καταγωγής των ζώων με βάση την ομάδα αίματος (Rasmussen, 1995). Επίσης, έχει κατασκευασθεί από τον Jensen (1995) σύστημα για τον έλεγχο της μούχλας για το σιτάρι κατά τη διάρκεια του χειμώνα.

- Ο Binford και οι συνεργάτες του έκαναν χρήση των Bayesian networks για να δοθεί ερμηνεία στις προσομοιώσεις που υπάρχουν μέσω υπολογιστικών συστημάτων (Binford et al., 1988, Levitt et al., 1989). Οι Jensen et al. (1992) και οι Rimey και Brown (1994) χρησιμοποίησαν τα δίκτυα πίστης για τον έλεγχο υπολογιστικών πηγών στη διαδικασία ερμηνείας των ομοιωμάτων.

Το σύστημα που καλείται VISTA χρησιμοποιήθηκε από τη NASA κατά την εκτόξευση διαστημοπλοίων. Στόχος τους είναι να εκθέσουν και αποκωδικοποιήσουν τις πληροφορίες που είναι σχετικές με το σύστημα πρόωσης (Horvitz and Barry, 1995). Οι Bruza και van der Gaag (1993) ανέπτυξαν μια γλώσσα επικοινωνίας για την κατασκευή δικτύων πίστης που θα χρησιμοποιούνταν για την ανάκτηση των πληροφοριών, ενώ οι Fung και Favero (1995) περιγράψανε ένα διαφορετικό σύστημα για την ανάκτηση των πληροφοριών.

- Οι Franklin et al. (1989) και Lauritzen et al. (1994) κατασκεύασαν ένα σύστημα (CHILD) για τη διάγνωση των κληρονομικών παθήσεων της καρδιάς. Σύμφωνα με τους Andreassen et al. (1989) ένα άλλο σύστημα με το όνομα MUNIN ασχολείται με τη διάγνωση των νευρολογικών παθήσεων. Ακόμα, οι Andreassen et al. (1991) και Hejlesen et al. (1993) κατασκεύασαν ένα σύστημα (SWAN) το οποίο σχετίζεται με τη ρύθμιση της ινσουλίνης των ατόμων που πάσχουν από διαβήτη. Επιπλέον, οι Heckerman et al. (1992) δημιούργησαν το pathfinder που είναι χρήσιμο στους παθολόγους για τη διάγνωση των λιπωμάτων.

- Οι Abramson et al. (1996) κατασκεύασαν το hailfinder για την πρόγνωση της κακοκαιρίας νοτιοανατολικά του Κολοράντο. Οι Goldman και Charniak (1993) δημιούργησαν ένα αυτόματο σύστημα βασισμένο στα Bayesian networks, που καλείται FRAIL. Αυτό έχει αναπτυχθεί για την διερμηνεία της συγγραφικής

.

1.5 ΚΩΔΙΚΕΣ ΚΑΙ ΟΡΓΑΝΙΣΜΟΙ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΣΦΑΛΕΙΑ ΝΑΥΣΙΠΛΟΪΑΣ

1.5.1 IMO

Ο IMO (International maritime organization) είναι οργανισμός του ΟΗΕ και ιδρύθηκε το 1948 με στόχο να βελτιώσει την ασφάλεια των θαλάσσιων μεταφορών. Οι κανονισμοί ασφάλειας έγιναν διεθνείς και υποχρεωτικές για κάθε χώρα. Όταν ένα πλοίο εισέρχεται σε λιμάνι κάποιας χώρας, το πλήρωμα και τα μηχανήματα του πλοίου ακολουθούν τους διεθνείς κανονισμούς. Το ίδιο και όταν εισέρχονται σε θαλάσσιες οικονομικές ζώνες της χώρας, ασχέτως αν κάνουν χρήση ή όχι λιμανιών της χώρας. Η πλειοψηφία της κωδικοποίησης IMO ασχολείται με τεχνικά ζητήματα όπως κατασκευή πλοίου και τα επίπεδα εκπαίδευσης των ναυτικών. Ο IMO εισήγαγε τους κανόνες ISM στη συνέχεια. Εφαρμόζονται επίσης και οι κανονισμοί ISO 9001:2008. Οι πληροφορίες και από τα δύο συστήματα αυτά μπορούν να μετρήσουν οικονομικές ζημιές από ατυχήματα. *Ο IMO δίνει στοιχεία ατυχημάτων για πλοία φορτίου 100 τόνων και άνω* **[2]**.

1.5.2 ΚΩΔΙΚΑΣ ISM

Οι κώδικες εμπλουτίζονται συνήθως μετά από ατυχήματα όπως πχ η ανατροπή του «Herald of free enterprise» που έφερε τον κώδικα ISM. Ο IMO ενθάρρυνε το σύστημα διαχείρισης SMS (Safety management system) σε συμφωνία με την ISM. Ο κανονισμός ISM σχετίζεται με την βελτίωση του δημόσιου ελέγχου της ναυσιπλοΐας και τα συμβόλαια μεταξύ των Κρατών. Ο κανονισμός ISM εφαρμόζεται σε όλα τα επίπεδα είτε στην ξηρά είτε στο πλοίο και περιλαμβάνει 12 παραγράφους που καλύπτουν κάθε εμφανιζόμενο πρόβλημα στη λειτουργία του πλοίου.

Οι περιορισμένοι –όπως φαίνεται στην πράξη- στόχοι του ISM έχει οδηγήσει σε υιοθέτηση άλλων εργαλείων διαχείρισης, όπως το ISO 9001:2008. Μία εταιρεία λοιπόν που υιοθετεί το ISM, αλλά και το ISO 9001 στοχεύει όχι μόνο στην καλή εσωτερική λειτουργία της, αλλά και στην ποιότητα των προσφερομένων υπηρεσιών, όπως επίσης και στις επιπτώσεις που έχει η λειτουργία της εταιρείας στο περιβάλλον **[2]**.

1.5.3 SOLAS

Η SOLAS (Safety Of Life At Sea) είναι μία διεθνής σύμβαση για την ασφάλεια των θαλάσσιων μεταφορών, η οποία έγινε το 1914 (μετά τη βύθιση του Τιτανικού) και αναθεωρήθηκε τα έτη 1929,1948,1960, ενώ παραρτήματα προστέθηκαν το 1974. Σιγουρεύει, ότι όλα τα πλοία που πλέουν με σημαία των κρατών που έχουν αποδεχτεί και προσυπογράψει τη SOLAS συμβαδίζουν και τηρούν τα ελάχιστα στάνταρ ασφάλειας που έχουν τεθεί, στους τομείς της κατασκευής, του εξοπλισμού και της λειτουργίας. Η συνθήκη SOLAS στην ολοκληρωμένη μορφή της, θεωρείται η πιο σημαντική συνθήκη για την ασφάλεια των εμπορικών πλοίων **[2]**.

1.5.4 MARPOL 73/78

Η MARPOL (MARine POLlution) είναι η διεθνής συμφωνία για την αποφυγή ρύπανσης από τα πλοία, η οποία δημιουργήθηκε το 1973 και αναθεωρήθηκε το 1978 και ισχύει από το 1983. Προβλέπει διατάξεις για την ελαχιστοποίηση της ρύπανσης και μόλυνσης του περιβάλλοντος και κυρίως των θαλασσών, αφού ασχολείται με τη ρίψη απορριμμάτων (dumping), τη ρύπανση από υγρά φορτία και τη ρύπανση από τα προϊόντα της καύσης (, oil and exhaust pollution). Όλα τα πλοία που πλέουν με σημαία χώρας που έχει προσυπογράψει τη MARPOL 73/78 (152 στον αριθμό, που αντιπροσωπεύουν το 99.2% της παγκόσμιας μεταφορικής ικανότητας) είναι υπόλογα και πρέπει να τηρούν τη MARPOL άσχετα με το δρομολόγιο τους, ενώ οι χώρες είναι υπεύθυνες για όλα τα πλοία που πλέουν με τη σημαία τους **[2]**.

1.5.5 SMS

Η προσπάθεια βελτίωσης των εργασιακών συνθηκών αρχίζει από το SMS δηλαδή “safety management system”. Αυτό δίνει έναν συστηματικό τρόπο να αναγνωριστούν επικίνδυνες καταστάσεις και να τις μειώσει κανείς σε επίπεδο που μπορεί να διαχειριστεί. Ένα αποτελεσματικό SMS θα πρέπει να αναγνωρίζει πως η εταιρεία διαχειρίζεται το ρίσκο, να ταυτοποιεί το ρίσκο του περιβάλλοντος εργασίας, να προσδιορίζει καλή επικοινωνία μεταξύ όλων των κλιμακίων **[2]**

- Define how the organisation is set up to manage risk.
- Identify workplace risk and implement suitable controls.
- Implement effective communications across all levels of the organisation.
- Implement a process to identify and correct non-conformities.
- Implement a continual improvement process.

1.5.6 STCW

Ανθρώπινα λάθη, τεχνικές και μηχανικές αστοχίες και επίσης περιβαλλοντολογικές συνθήκες είναι οι αιτίες θαλάσσιων ατυχημάτων. Θα πρέπει να ακολουθούνται κανόνες και πρότυπα όπως το STCW (Standards of Training Certification and watch-keeping for seafarers) που εμφανίστηκε το 1978. Ο κύριος στόχος είναι η επιβολή διεθνούς συστήματος εκπαίδευσης, επίβλεψης, αξιολόγησης και βεβαίωσης ότι οι ναυτικοί έχουν γνώση και ικανότητα να κάνουν τη δουλειά τους, να ορίζουν υπεύθυνους εργασιών και να δημιουργούν μηχανισμούς αξιολόγησης για όλα τα παραπάνω.

Oil pollution act 1990

Προβλέπει μεταξύ άλλων την κατασκευή διπύθμενων δεξαμενόπλοιων και νομοθετήθηκε αμέσως μετά το δυστύχημα του Exxon Valdez.

1.6 ΟΡΙΣΜΟΙ

Η αναφορά περιστατικών που έχουν να κάνουν με «παρολίγον ατυχήματα-near miss» μπορούν να εμπλουτίσουν την ασφάλεια στη Ναυσιπλοΐα. Δυστυχώς όπως φαίνεται οι αναφορές δεν γίνονται κατά τον καλύτερο τρόπο παγκοσμίως έτσι ώστε να βελτιώνεται συνεχώς η ασφάλεια της Ναυσιπλοΐας. Η αναφορά τέτοιων ατυχημάτων είναι πολύ μεγάλης σημασίας για την Χημική βιομηχανία, την Πυρηνική και την αεροπορική. Ίδιας σημασίας σοβαρότητα ατυχημάτων έχει και η Ναυπηγική Βιομηχανία. Η Ναυτιλία υποφέρει από μεγαλύτερο ποσοστό ατυχημάτων. Πχ για πλοία του Βρετανικού νηολογίου μεταξύ 1976-2002 τα εργατικά ατυχήματα ήταν 13 με 28 φορές υψηλότερα από την υπόλοιπη εργατική δύναμη. Οι παρατηρήσεις συμφωνούν και για άλλες χώρες στον κόσμο και η αιτία είναι η πτωχή τήρηση των κανονισμών. Οι αναφορές είναι υποχρεωτικές για όλα τα πλοία που ανήκουν στον IMO (διεθνής ναυτιλιακός οργανισμός) σύμφωνα με τον κώδικα ISM (Διερεύνηση ναυτικών ατυχημάτων) .

- **Θαλάσσιες Μεταφορές (maritime transport)** αποτελούν ένα ιδιαίτερα ευρύ πεδίο των γενικών μεταφορών ανθρώπων και φορτίων, που εκτελούνται με εμπορικά πλοία. Θαλάσσιες μεταφορές που εκτελούνται με σταθερή περιοδικότητα μεταξύ λιμένων χαρακτηρίζονται γενικά **θαλάσσιες συγκοινωνίες**. Οι θαλάσσιες συγκοινωνίες διακρίνονται σε **διεθνείς** και **εσωτερικές**, (εντός της επικράτειας). Και οι μεν πρώτες αν επεκτείνονται σε ανοικτές θάλασσες, ωκεανούς χαρακτηρίζονται **ποντοπόρες**, οι δε δεύτερες εφαρμόζοντας ακτοπλοΐα κατά το μεγαλύτερο μέρος τους ονομάζονται **ακτοπλοϊκές συγκοινωνίες**.
- **Μοντελοποίηση (modeling)** είναι η δημιουργία αντικειμένων τα οποία συλλαμβάνουν τη συμπεριφορά συστημάτων. Ένα μοντέλο επιτρέπει τη διεξαγωγή συμπερασμάτων για τη συμπεριφορά του συστήματος στο οποίο αντιστοιχεί. Η μοντελοποίηση συστημάτων συνήθως συνεπάγεται τη διαδικασία της απόσπασης (abstraction), δηλαδή, της απλοποίησης της περιγραφής ενός συστήματος διατηρώντας μόνο ένα περιορισμένο αριθμό από τις αρχικές λεπτομέρειες.
- **Συμβάν-Περιστατικό (incident)** είναι ένα γεγονός που διακόπτει την κανονική ροή των διαδικασιών, ή προηγείται μίας κρίσης. Η *διαχείριση συμβάντων* αποσκοπεί στην περιγραφή των διαδικασιών ενός οργανισμού για ταυτοποίηση, ανάλυση και διόρθωση κινδύνων, προς αποφυγή της επανεμφάνισής τους.
- **Ατύχημα (accident)** είναι κάτι που επιφέρει ανθρώπινους τραυματισμούς ή υλικές και περιβαλλοντολογικές ζημιές.
- **Παρολίγο ατύχημα (Near miss)** είναι μια κατάσταση που θα έφερνε ατύχημα εάν δεν διακοπτόταν η αλληλουχία των κινήσεων που οδηγούσαν προς αυτό. Χρειάζονται όμως αναφορά έτσι ώστε να παρακολουθεί κανείς τα λάθη που οδήγησαν σε ένα παρολίγον ατύχημα και έτσι η ναυσιπλοΐα να είναι ασφαλέστερη στο μέλλον.

Η παρούσα πτυχιακή εργασία ασχολείται με περιστατικά και παραλίγο ατυχήματα, που δεν επιφέρουν κάποιο τραυματισμό ή υλική ζημιά.Τα περιστατικά και τα near misses δεν αναφέρονται στην διεθνή ένωση, αλλά αναφέρονται εσωτερικά στην εταιρεία. Έχει παρατηρηθεί ότι οι αναφορές αντιστοιχούν στο 60-70% των συμβάντων σε τάνκερς σε μία περίοδο 10 ετών σύμφωνα με την εργασία του Ψαρού 2010. *Γενικά είναι δύσκολη η αναφορά, γιατί ο εργαζόμενος προσπαθεί να αποφύγει την παραδοχή του λάθους*. Αντιδρούν γενικά στην καταγραφή συμβάντων γιατί φοβούνται μην τιμωρηθούν αν είναι υπεύθυνοι, η συμπλήρωση εντύπων τρώει ώρα και ακόμη και να συνταχτεί η αναφορά «ποιος την διαβάζει» ψηλότερα στην ιεραρχία. Η πολιτική της εταιρείας παίζει ρόλο, δηλαδή αν το πλήρωμα του πλοίου αντιληφθεί ότι μετράει το αποτέλεσμα, τότε δεν θα ασχοληθεί με την ασφάλεια τόσο πολύ και βέβαια δεν θα ασχολείται με αναφορές που έχουν σχέση με ασφάλεια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

2.1 ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΑΙ ΘΕΩΡΙΕΣ ΓΙΑ ΤΗ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΑΤΥΧΗΜΑΤΩΝ

Η ανάγκη επιλογής σχετικού μοντέλου ατυχημάτων

Όπως αναφέρει ο Hollnagel (2004) η επιλογή του μοντέλου είναι κρίσιμη, γιατί ανάλογα με αυτό, θα βγουν τα συμπεράσματα του ατυχήματος που θα πλησιάζουν ή όχι την πραγματικότητα. Σύμφωνα με τον Kristiansen μία ιδεατή μεθοδολογία ανάλυσης ατυχήματος θα πρέπει:

- Να απεικονίζει την ακολουθία περιστατικών και συσχετισμούς
- Αναγνώριση ενεργειών που δεν λειτούργησαν ή λειτούργησαν κάτω από το αποδεκτό επίπεδο
- Όρισε το ανθρώπινο λάθος, τεχνική αστοχία και ακραίες καιρικές συνθήκες.
- Δες τη σχέση μεταξύ αστοχιών και βασικών διαδικασιών του συστήματος: Τεχνικά, επαφή ανθρώπινου παράγοντα και μηχανικού εξοπλισμού, διαδικασίες, υποστηρικτικός οργανισμός και περιβάλλον
- Αναγνώριση προληπτικών και διορθωτικών μέτρων

2.1.1 Δέντρο αστοχιών (Fault Tree Analysis-FTA)

Δίνει μια προσέγγιση για υπολογισμό της πιθανότητας αστοχίας σε ένα πολύπλοκο σύστημα. Επεξηγεί έναν ελάχιστο αριθμό παραγόντων που μπορούν να οδηγήσουν σε αστοχία του συστήματος. Στον υπολογισμό ρίσκου χρειαζόμαστε την πιθανότητα ατυχήματος. Η ανάλυση περιορίζεται σε κάποιο περιστατικό που δεν θέλουμε και καλείται κορυφαίο περιστατικό. Στηρίζεται σε γραφικά μοντέλα που επιτρέπουν την παρακολούθηση των πιθανών δυσλειτουργιών και πράξεων που οδηγούν σε αυτές. Η σύνθεση των αποτελεσμάτων παρουσιάζεται σε γραφικό μοντέλο βάσει της λογικής της Boolean άλγεβρας,της οποίας τα σύμβολά χρησιμοποιούνται. **[1]**,**[2]**,**[13]**,**[14]**,**[15]**,**[16]**,**[17]**,**[18]**,**[19]**.

Σύμφωνα με τον κ. **Βεντίκο (2012)**, τα πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι:

- Η αναγνώριση των κινδύνων στα πολύπλοκα συστήματα.
- Δίνει έμφαση σε ένα σφάλμα, χωρίς όμως να χάνεται η ευρύτερη εικόνα.
- Εποπτική εικόνα για τα σφάλματα και τις συνέπειές τους.

- Με εξοικείωση έχουμε εύκολη και γρήγορη κατανόηση αποτελεσμάτων.
- Υποστηρίζει την ποσοτική επεξεργασία.

Αντίστοιχα βέβαια έχουμε και μειονεκτήματα:

- Λεπτομερής και χρονοβόρα μέθοδος.
- Απαίτηση εκπαίδευσης και ικανοτήτων.
- «Ψευδαίσθηση» υψηλής ακρίβειας.
- Η εφαρμογή απαιτεί λεπτομερή πιστοποίηση.
- Δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε μηχανικά-αυτόματα συστήματα.

Τα κλασσικά FTs, είναι μία διαδεδομένη τεχνική αναγνώρισης κινδύνων, για ποσοτικό υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης αστοχιών, χρησιμοποιώντας ακριβή στοιχεία για τα βασικά γεγονότα **[15]**. Η ανάλυση αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί, μόνο αν όλα τα βασικά γεγονότα έχουν ποσοτικά ποσοστά αποτυχίας, ή απλά πιθανότητες αποτυχίας **[13]**. Ουσιαστικά πρόκειται για δομημένη και λογική μέθοδο ανάλυσης με στόχο τον εντοπισμό και την αξιολόγηση των κινδύνων σε πολύπλοκα συστήματα **[19]**.Επιπρόσθετα, τα FTs χρησιμοποιούνται για τη διάγνωση των αδύνατων μερών του συστήματος και βοηθούν στη βελτίωση και τη συντήρησή του (ειδικότερα τα δυαδικά συνεκτικά και μη-συνεκτικά FTs) **[17]**.

Βέβαια εμφανίζονται κάποια προβλήματα. Οι ασαφείς εκδηλώσεις, όπως π.χ. το ανθρώπινο λάθος, δεν αξιοποιούνται επαρκώς. Επίσης δεν λαμβάνονται υπόψη οι ανοχές των πιθανών τιμών των κινδύνων **[14]**. Το μεγαλύτερο όμως πρόβλημα εντοπίζεται στο γεγονός ότι για την εφαρμογή της μεθόδου, είναι απαραίτητη η λήψη επαρκών και μεγάλης ακρίβειας στοιχείων, τα οποία όμως λόγω ανεπαρκών δεδομένων, της αλλαγής περιβάλλοντος ή άλλων συστατικών, δεν είναι συνήθως διαθέσιμα **[15]**, **[19]**. Για αντιμετώπιση των παραπάνω, μπορεί να υιοθετηθεί δέντρο σφαλμάτων σε ασαφές (“fuzzy”) περιβάλλον (FFTA), δηλαδή με τη χρήση fuzzy συνόλων, ή και με ποιοτική εφαρμογή της έννοιας πιθανότητας αστοχίας. Με τα παραπάνω εργαλεία μετράται η επίπτωση κάθε γεγονότος στο αρχικό συμβάν και παίρνουμε ένα πιο ευέλικτο και προσαρμοστικό μοντέλο **[13]**, **[14]**, **[15]**, **[19]**.

Πρέπει να αναφέρουμε και διάφορα case studies πάνω στα οποία εφαρμόζεται το μοντέλο και την ποιότητα των αποτελεσμάτων που παίρνουμε. Τυπικά αναφέρουμε τη χρήση δέντρου αστοχιών για ποιοτική ανάλυση με αναγνώριση πιθανών αιτίων φωτιάς και έκρηξης σε crude oil tanks, όπου με προσέγγιση fuzzy θεωρίας συνόλων και σφαλμάτων αξιολογείται η πιθανότητα εμφάνισης βλάβης **[15]**. Επίσης εφαρμόζεται για την καλύτερη κατανόηση των ατυχημάτων σε εργοτάξια εξόρυξης, όπου αναγνωρίζονται τα συχνότερα αίτια ατυχημάτων, όπως π.χ. η συντήρηση μηχανημάτων **[16]**. Το ίδιο παρατηρούμε και σε καταστροφικά αρχικά γεγονότα που χαρακτηρίζονται από μη αποδεκτές συνέπειες. Εδώ με ενσωμάτωση της απόλυτης συχνότητας αποτυχίας βρίσκεται ο αναμενόμενος αριθμός αστοχιών **[17]**. Κάνοντας μοντέλο για σενάριο μεταφοράς χημικών, παρατηρείται ότι με τη πιθανολογική

ανάλυση κινδύνου (PRA), παρέχεται στρατηγική για ταυτοποίηση περιοχών υψηλής πιθανότητας κινδύνου για την ανθρώπινη υγεία **[18]**. Τέλος βλέπουμε πώς η μέθοδος εστιάζει στις δραστηριότητες εργαστηρίου πετροχημικών για να αναλύσει ποιες από αυτές οδηγούν σε σφάλματα **[19]**.

2.1.2 Δέντρο γεγονότων (Event Tree Analysis-ETA)

Το δέντρο γεγονότων, είναι ένα επαγωγικό αναλυτικό διάγραμμα, στο οποίο ένα αρχικό γεγονός αναλύεται με τη χρήση Boolean λογικής, για εξέταση της χρονολογικής σειράς των γεγονότων που θα ακολουθήσουν το αρχικό γεγονός, καθώς και των συνεπειών τους. Ένα δέντρο γεγονότων εμφανίζει την εξέλιξη των ακολουθιών και την αλληλουχία των εξαρτήσεών τους στο πέρασμα του χρόνου. Η ανάλυση δένδρου γεγονότων είναι μια λογική διαδικασία αξιολόγησης η οποία λειτουργεί προς τα μπρος στο χρόνο, ή προς τα εμπρός μέσα από μια αιτιακή αλυσίδα στο μοντέλο κινδύνου. Δεν απαιτεί την παραδοχή ενός γνωστού κινδύνου. Ένα δέντρο εκδήλωση είναι μια επαγωγική διαδικασία έρευνας. Σε αντίθεση, η ανάλυση δένδρου σφάλματος (FTA) αξιολογεί τον κίνδυνο από τον εντοπισμό πίσω στο χρόνο ή προς τα πίσω μέσω μιας αλυσίδας αιτίων. Η ανάλυση FT λαμβάνει ως προϋπόθεση ένα δεδομένο κίνδυνο **[2]**, **[61]**, **[62]**, **[63]**, **[64]**, **[65]**, **[66]**, **[67]**, **[76]**.

Τα δυναμικά δέντρα γεγονότων παρέχουν ευρεία κάλυψη των πιθανών ακολουθιών εξέλιξης του συστήματος (σενάρια) και μπορούν να οδηγήσουν στην προσομοίωση χιλιάδων σεναρίων μετά από ένα μόνο εναρκτήριο γεγονός. Η έννοια του χρόνου είναι ιδιαίτερης σημασίας για τη δυναμική μορφή των μοντέλων **[62]**. Ο μεγάλος αριθμός γεγονότων, αποτελεί πρόβλημα από άποψη υπολογιστικού χρόνου και αποθήκευσης. Δεν είναι όλα τα σενάρια σημαντικά εξίσου, αλλά αυτά που προφανώς ξεχωρίζουν, είναι εκείνα της αστοχίας-αποτυχίας. Έχει προταθεί μέθοδος για online επισήμανση σεναρίων μη-αποτυχίας, των οποίων η συμπεριφορά μπορεί να μελετηθεί μέσα από ένα «κρυμμένο» μοντέλο Markov και ερευνάται η ευαισθησία του **[61]**. Αμφιβολίες έχουν δημιουργηθεί για τα όρια και την αξιοπιστία της μοντελοποίησης δυναμικών συστημάτων, αν και είναι από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους εκτίμησης πιθανότητας κινδύνου (PRA). Τα μοντέλα αξιοπιστίας Markov έχουν τη δυνατότητα να αξιοποιήσουν τις στατιστικές εξαρτήσεις μεταξύ των γεγονότων αποτυχίας που προκύπτουν σε πολύπλοκα δυναμικά συστήματα και συνδυάζονται και με άλλες τεχνικές χαρτογράφησης, όπως η κύτταρο-προς-κύτταρο (CCMT). Τέτοιο μοντέλο έχει χρησιμοποιηθεί σε συστήματα ελέγχου στάθμης νερού **[63]**. Τα διαθέσιμα στοιχεία για εκτίμηση της πιθανότητας συχνά λείπουν και ακόμα και αν είναι διαθέσιμα, είναι ελλειπή (μερική άγνοια) και ανακριβή (ασάφεια). Αν δεν αντιμετωπιστούν, οδηγούν σε ψευδή εντύπωση της ακρίβειας και ορθότητας, που υπονομεύει την αξιοπιστία της διαδικασίας. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιούμε τη θεωρία ασαφών (fuzzy) συνόλων και τη θεωρία αποδείξεων με προσομοιώσεις Monte Carlo. Έχει γίνει εφαρμογή αυτού, για την απελευθέρωση LPG σε εγκαταστάσεις επεξεργασίας του **[66]**.

Άλλα σενάρια έχουν μελετηθεί, όπως για παράδειγμα η εφαρμογή του μοντέλου για τεχνικές εξόρυξης, όπου παρουσιάζεται δομή δέντρου και αλγόριθμος χειρισμού (TSET-Miner). Δεδομένης της ευελιξίας που συνεπάγεται η χρήση ενιαίας δομής

δεδομένων, μπορεί να επεκταθεί και να εξάγει και άλλους τύπους μοντέλων με μικρή προσπάθεια **[62]**. Στο πλαίσιο της αντιπλημμυρικής προστασίας της Φινλανδίας, στηρίζεται η ευχρηστία της μεθόδου ET για παροχή διαρθρωμένων πληροφοριών σε σενάρια ακραίων καιρικών φαινομένων, των επιπτώσεων και των συνεπειών του συστήματος, που αφορούν άμεσα τους ιδιοκτήτες των περιουσιακών στοιχείων καθώς και τους κρατικού φορείς **[64]**.

Σε σενάριο εκσκαφής υποβρύχιας σήραγγας, έχει εφαρμοστεί τεχνική ET για ποσοτικοποίηση του κινδύνου στο προκαταρκτικό στάδιο σχεδιασμού. Βρίσκονται αντιμέτρα (λειτουργίες ασφάλειας) για την ασφάλεια έναντι κινδύνων. ETs που αντιστοιχούν σε 3 σημαντικά εναρκτήρια γεγονότα, έχουν κατασκευαστεί, όπου το κάθε ένα περιέχει 5 αντιμέτρα- που φτιάχνουν 32 διαδρομές. Υπολογίζεται η πιθανότητα της κάθε διαδρομής και γίνεται τελική ποσοτική εκτίμηση των κινδύνων **[65]**. Τέλος, για μελέτη πιθανών μελλοντικών σεναρίων έκρηξης του Βεζούβιου, χρειάζεται επίτευξη της συνοχής και για αυτό πρέπει να ενοποιηθούν διαφορετικοί κλάδοι αποδεικτικών στοιχείων σε επίσημη δομή. Με χρήση ET συνοψίζονται τα διάφορα λεπτομερή επίπεδα σε αριθμητική-γραφική μορφή. Παρέχεται λογικό μονοπάτι που συνδέει την πιθανολογική εκτίμηση κινδύνου με την ποσοτική αξιολόγησή του. Για πλήρη παραμετροποίηση χρησιμοποιήθηκαν μοντέλα κινδύνου ποσοτικοποιημένα με ολοκληρωμένες κατανομές αβεβαιότητας (για εύκολη ενημέρωση του μοντέλου) **[67]**.

2.2 Petri net (PN)

Κατασκευάζεται από δύο τύπους κόμβων που καλούνται places (θέσεις) και transitions (μεταβάσεις). Τόξα συνδέουν τις θέσεις με transitions και το αντίθετο. Τα συστήματα μοντελοποιούνται ως σύνολα καταστάσεων και περιστατικών. Οι θέσεις απεικονίζουν καταστάσεις (conditions) και οι transitions δείχνουν περιστατικά. Τα transitions έχουν ένα σύνολο από θέσεις δεδομένων εισαγωγής και εξαγωγής που απεικονίζουν τις προϋποθέσεις και τις επιπτώσεις των transitions. Η κατάσταση ενός δικτύου μοντελοποιείται με την παρουσία ή απουσία μαρκαρίσματος της θέσης. Το αρχικό μαρκάρισμα δείχνει την αρχική κατάσταση του δικτύου. Οι καταστάσεις αλλάζουν με την απομάκρυνση των transitions που απεικονίζουν τα συμβάντα. Ένα συμβάν συμβαίνει όταν απαντώνται οι προϋποθέσεις και αντιπροσωπεύει ένα ενεργοποιημένο transition.

Η απομάκρυνση ενός transition αλλάζει το μαρκάρισμα στις θέσεις εισαγωγής και εξαγωγής μοντελοποιώντας αλλαγή της πρότερης κατάστασης και μεταγενέστερης κατάστασης.

Ένα Petri net έχει πέντε παράγοντες:

1. Μία θέση που περιγράφεται με κύκλο, ορίζει περιστατικό
2. Transition που σχεδιάζεται ως κύβος, ορίζει μεταφορά περιστατικού
3. Τόξο που σχεδιάζεται ως βέλος μεταξύ θέσεων και transitions
4. Ένα token (ένδειξη) σχεδιασμένο ως τελεία, εμπεριεχομένη σε θέσεις, ορίζει δεδομένα.

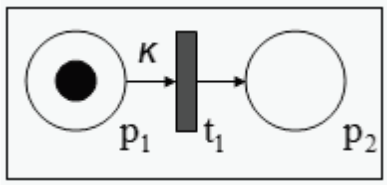
5. Οι θέσεις δείχνουν μια κατάσταση στην διαδικασία. Οι transitions αντιπροσωπεύουν τις στιγμιαίες, στοχαστικές ή χρονο-βασισμένες αλλαγές στο μοντέλο.

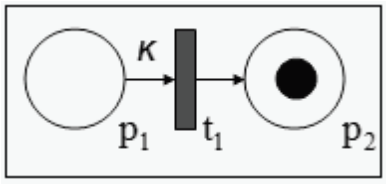
Τα tokens εκπροσωπούν αντικείμενα σε ένα μοντέλο. Σε άλλες εφαρμογές φαίνονται ως μαύροι κύκλοι και σε άλλες εφαρμογές όπως έγχρωμα δίκτυα Petri, οι κύκλοι μπορούν να χρωματιστούν ανάλογα για να δείχνουν τον χρόνο. Ένα transition επιτρέπει την κίνηση του token και ορίζεται ότι «πυροβόλησε» (fired) όταν συμβαίνει αυτό. Τα τόξα του κύκλου ορίζουν τη διαδρομή που τα token ακολουθούν στο μοντέλο. Τόξα μπορούν να επιτρέψουν ή να εμποδίσουν την κίνηση στο μοντέλο.

Η γραφική κατασκευή ενός Petri net απαιτεί την κατανόηση του πώς οι θέσεις, transitions, tokens και τόξα αντιδρούν μεταξύ τους. Οι βασικές αντιδράσεις περιλαμβάνουν σειρές, συγχρονισμό και merging transitions.

Το βασικότερο μοντέλο ενός δικτύου Petri είναι η μετάβαση κατάστασης από την θέση του αρχικού σταδίου p1 στην θέση τελικής κατάστασης p2. Το παρακάτω διάγραμμα δείχνει ένα αρχικό στάδιο και το επόμενο διάγραμμα τον «πυροβολισμό» ενός token από το p1 στο p2 βασισμένα στο transition t1.

Τα δίκτυα Petri μετατρέπουν δίκτυα σε θύρες λογικής που γεφυρώνουν το κενό μεταξύ δέντρων αστοχιών (Fault trees) και δίκτυα Petri για μη δυναμικά συστήματα. Δεν έχουμε εμπειρία με δυναμικά συστήματα στα δίκτυα Petri. Τα δυναμικά συστήματα συμπεριλαμβάνουν τους παράγοντες του χρόνου, αστοχίας και επιδιορθώσεων που ισχύουν και στην πραγματικότητα **[5]**, **[6]**, **[7]**.





Τα πλεονεκτήματα των PNs έναντι των δέντρων αστοχιών είναι η ικανότητά τους να απεικονίζουν τη χρονική σειρά των γεγονότων, τη συνέχειά τους, καθώς και τη διάρκειά τους **[3]**. Είναι ιδιαίτερα σημαντικά για μοντελοποιήσεις και υπολογισμούς ασφάλειας, αλλά δεν χρησιμοποιούνται ακόμα ευρέως, λόγω της πολυπλοκότητας τους και του γεγονότος ότι είναι συχνά δυσνόητα. Γραφικοί κανόνες μπορούν να εφαρμοστούν, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μεγάλα βιομηχανικά συστήματα, διατηρώντας παράλληλα την καλή αναγνώριση και ανάλυση καθ' όλη τη διάρκεια των κατασκευών **[7]**. Η ορθότητα της ροής εργασίας ενός PN

αντιπροσωπεύεται από τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η επιβεβαίωση της, μέσω τροχιακής παρακολούθησης, έχει το πλεονέκτημα της δυνατότητας μελέτης της δυναμικής συμπεριφοράς της διαδικασίας. Η καλή επαλήθευση μπορεί να επιτευχθεί με τη θεωρία σταθερότητας του Lyapunov **[4]**.

Επίσης υπάρχουν και κατηγορίες υβριδικών PNs που ονομάζονται «ελεγχόμενες γενικευμένες παρτίδες», όπου το νέο χαρακτηριστικό αυτών είναι ότι η ροή των συνεχών-ασυνεχών μεταβάσεων, καθώς και η ταχύτητα μεταφοράς των θέσεων της παρτίδας, είναι ελεγχόμενες μεταβλητές. Υπολογίζεται το διάνυσμα στιγμιαίας ροής και το διάνυσμα στιγμιαίας ταχύτητας μεταφοράς για βελτιστοποίηση. Αναλύεται η σταθερή κατάσταση του μοντέλου και λαμβάνεται υπόψη η καθαρή του δομή και η αρχική του σύνθεση **[8]**. Άλλος τύπος υβριδικού petri net, το CHPN, για ανάλυση ενεργειών αντιμετώπισης καταστάσεων έκτακτης ανάγκης, έχει το χαρακτηριστικό ότι οι δράσεις με μεγάλη διάρκεια θεωρούνται συνεχείς διεργασίες, έτσι ώστε να περιέχονται διακριτές και συνεχείς μεταβάσεις (και τόποι) **[9]**. Στοχαστικά PN, είναι μοντέλα προσομοίωσης για την αξιολόγηση των επιδόσεων των συστημάτων παραγωγής **[11]**.

Όπως και στην προηγούμενη μέθοδο, βλέπουμε και εδώ κάποια case studies. Μοντέλο fuzzy PN, εφαρμόζεται για εκτίμηση της καθυστέρησης των τραίνων, όπου τα τραίνα απεικονίζονται με tokens, τα τμήματα γραμμής ονομάστηκαν places και τα διακριτά γεγονότα των κινήσεων των τραίνων με transitions **[5]**. Η fuzzy λογική εφαρμόζεται στα PNs με 2 τρόπους, όπου δεν υπήρχαν ιστορικά στοιχεία για τις καθυστερήσεις χρησιμοποιήθηκαν εμπειρικές γνώσεις, ενώ όπου υπήρχαν χρησιμοποιήθηκε μοντέλο ANFIS **[5]**, **[12]**.

Επίσης εντοπίζουμε το μοντέλο, για αναπαράσταση της δυναμικής συμπεριφοράς ομάδας σημάτων κυκλοφορίας που ελέγχουν δίκτυο διασταυρώσεων. Με τα PN, μειώνεται η πολυπλοκότητα του συστήματος και αυξάνεται η σπονδυλότητά του. Το μοντέλο προσομοιώνεται μέσα από αλγόριθμο “common token player” **[6]**. Η εφαρμογή υβριδικών CHPN μπορεί να αναλύσει ενέργειες αντιμετώπισης καταστάσεων έκτακτης ανάγκης, όπως στα χημικά ατυχήματα **[9]**. Έχει χρησιμοποιηθεί για να δοθεί μια εικόνα της μετάφρασης της ακολουθίας των γεγονότων που μοντελοποιούν σενάρια διέλευσης πεζών. Το μοντέλο βοηθάει την κατανόηση της επικίνδυνης κατάστασης όταν αλληλεπιδρούν πεζοί και οχήματα και δίνει το δυνητικό ρίσκο-κίνδυνο της διάβασης **[10]**. Τέλος, στοχαστικό PN, συναντάται για δημιουργία δέντρου προσβασιμότητας για σύστημα παραγωγής με «αδιέξοδο», με υπολογισμό της πιθανότητας να έχεις j tokens στη θέση P(i) **[11]**.

2.3 TRACEr

Το θεωρητικό πλαίσιο της TRACEr βασίστηκε στο μοντέλο Wickens της ανθρώπινης επεξεργασίας πληροφοριών (human information processing) και το απλό μοντέλο νόησης του Hollnagel. Χρησιμοποιούνται δεδομένα από πειράματα, αναλύσεις πραγματικών δυστυχημάτων, συνεντεύξεις και συζητήσεις με ειδικούς συμπεριλαμβανομένων των πραγματικών ελεγκτών και χειριστών πλοίων, για

ταυτοποίηση του ανθρώπινου λάθους (συγκεκριμένα της αλληλεπίδρασης των ανθρώπων με τις μηχανές).

Η TRACEr έχει αρθρωτή δομή και περιλαμβάνει 3 τύπους ταξινόμησης*: Τα όρια εντός των οποίων συνέβη το σφάλμα, τις αιτίες του σφάλματος και τις μεθόδους αντιμετώπισης του προβλήματος.* Η TRACEr περιλαμβάνει 9 κωδικούς και την περιγραφή του λάθους, την ψυχολογική εξήγηση, μέτρα διόρθωσης και επεξηγήσεις για την επίδοση και ευθύνη του Πλοιάρχου **[20], [21]**, **[22]**, **[23]**, **[24]**, **[25]**, **[75]**.

Στα πλαίσια των τριών παραπάνω, υπάρχουν και άλλες υποκατηγορίες όπως:

1. Γενικές πληροφορίες για το πλοίο, το συμβάν και το μέρος όπου συνέβη (general information).
2. Ποιά ενέργεια δεν έγινε σωστά και οδήγησε στο συμβάν (task error).
3. Πληροφορίες για την εσφαλμένη ενέργεια (error information).
4. Το μέγεθος του συμβάντος (casualty level).
5. Ποιός εξωτερικός παράγοντας συνέβαλλε στο συμβάν (external error mode).
6. Σύνδεση του περιστατικού με την ανθρώπινη αντίληψη, λήψη αποφάσεων, μνήμη, ή την εσφαλμένη ενέργεια που οδήγησε στο συμβάν (cognitive domain).
7. Ποιος εσωτερικός παράγοντας συνέβαλλε στο συμβάν (internal error mode).
8. Σύνδεση με τη ψυχολογική κατάσταση των ανθρώπων που ενεπλάκησαν (psychological error mode).
9. Παράθεση των παραγόντων διαμόρφωσης της συμπεριφοράς των εργαζομένων που αναφέρουν ποιοι παράγοντες επηρέασαν την απόδοσή τους (performance shaping factor).
10. Τρόποι αντιμετώπισης του σφάλματος (error recovery)

Η συζήτηση γύρω από το ανθρώπινο σφάλμα είναι άμεσα συνδεδεμένη με την ευρύτερη έννοια της ασφάλειας ενός συστήματος. Η TRACEr είναι μία από τις συστηματικές ταξινομήσεις των τύπων ανθρώπινων λαθών, η οποία χρησιμοποιεί ιεραρχικό μοντέλο της απόδοσης της ανθρώπινης εργασίας. Έμμεσα λοιπόν οδηγεί στην εύρεση προτάσεων για μείωση των ποσοστών σφάλματος **[23]**. Κάθε συμβάν ή ατύχημα εξαρτάται από πολλαπλούς παράγοντες και για κάθε έναν από αυτούς πρέπει να αναγνωριστούν οι επιμέρους αστοχίες και οι λανθάνουσες συνθήκες του. Έτσι εξασφαλίζεται ότι όλα τα επίπεδα του συστήματος λήφθηκαν υπόψη.

Η εν λόγω μέθοδος, είναι ένα σύστημα ταξινόμησης και ανάλυσης ανθρώπινων παραγόντων (Human Factor Analysis & Classification System-HFACS). Έχει βοηθήσει στην ταξινόμηση στοιχείων για διεξαγωγή ερευνών σε σιδηροδρόμους στην Αυστραλία, για απεικόνιση όλου του φάσματος σφαλμάτων με βάση τον άνθρωπο και κατηγοριοποίησή τους. Διεξήχθησαν 19 έρευνες ασφαλείας σιδηροδρομικών δικτύων και αναλύθηκαν πάνω από 40 εκθέσεις **[20]**, **[21]**, **[25]**. Η TRACEr, είναι γενικά μία τεχνική αναγνώρισης σφαλμάτων για την αναδρομική και προγνωστική

ανάλυση γνωστικών σφαλμάτων με βάση τον άνθρωπο **[24]**, **[25]**. Συναντούμε αυτή τη μέθοδο ταξινόμησης και σε σενάρια εναέριας κυκλοφορίας, όπου χρησιμοποιείται για να καθορίσουμε το πώς και το γιατί τα ανθρώπινα σφάλματα συμβάλλουν στα συμβάντα και κατά συνέπεια, για να προσδιορίσουμε πώς μπορεί να βελτιωθεί η ανθρώπινη αξιοπιστία μέσα σε ένα σύστημα γενικά υψηλής αξιοπιστίας. Γίνεται και χρήση της προσέγγισης HEPA, της οποίας το εννοιολογικό πλαίσιο είναι αυτό της ανθρώπινης απόδοσης, από την προοπτική της επεξεργασίας πληροφοριών **[22]**, **[24]**.

2.4 CASMET (Casualty analysis methodology for Maritime operations)

Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται στην ανάλυση ατυχημάτων. Έχει χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν με επιτυχία, ιδίως στην ανατροπή του Herald Free Enterprise.

Η μέθοδος στηρίζεται σε δύο βάσεις, η μία που είναι μέθοδος ανάλυσης και η άλλη είναι η δομή των πληροφοριών για κωδικούς σε βάσεις δεδομένων. Η μέθοδος ανάλυσης απαντά στο ερώτημα του τρόπου παραλαβής της πληροφορίας. Το ερώτημα για το πώς η πληροφορία που παρελήφθη μπορεί να απεικονιστεί σε μια βάση δεδομένων, απαντάται με την κωδικοποίηση και τη δομή της βάσης δεδομένων.

Τα κύρια βήματα της μεθόδου φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

1. Συλλογή δεδομένων
2. Αναγνώριση και ανακατασκευή των περιστατικών
3. Ανάλυση ανθρώπινων παραγόντων
4. Συστήματα, επικίνδυνα υλικά και περιβαλλοντική ανάλυση
5. Περίληψη συσχέτισης αιτιών

Στο #3 υπάρχει ένα ερωτηματολόγιο με απαντήσεις των ανθρώπων του ατυχήματος, έτσι ώστε ο ανακριτής να κάνει σωστά το έργο του. Στο #5 περιγράφονται οι αιτίες του δυστυχήματος συμπεριλαμβανομένου του ανθρωπίνου λάθους.

Σύμφωνα με τα νεότερα στοιχεία, το ανθρώπινο λάθος οφείλεται στο 65-85% των περιπτώσεων ατυχημάτων. Ένας παράγοντας πολύ σπουδαίος τώρα είναι οι επιπτώσεις των θαλάσσιων μεταφορών στο περιβάλλον. Τα πλοία πια είναι πολύ μεγάλα και δεν έχουν σχέση με αυτά που μετέφεραν φορτίο πριν μερικές δεκαετίες, άρα αν κάτι πάει στραβά οι επιπτώσεις στο περιβάλλον θα είναι ανυπολόγιστες.

Κάθε ανάλυση λοιπόν θα πρέπει να ασχοληθεί με τις επιπτώσεις του παράγοντα «περιβάλλον» **[32]**, **[33]**, **[34]**, **[35]**, **[36]**, **[37]**.

Έχει εξεταστεί εξονυχιστικά με την παραπάνω μέθοδο, η ανάλυση των λόγων της μεγάλης απώλειας ζωής τα τελευταία χρόνια (1980-2010,1963-1996) σε ατυχήματα bulk carriers. Συμπερασματικά καταλήγουν οι συγγραφείς στο γεγονός ότι από τους

11 ναυτικούς και ναυτιλιακούς παράγοντες που εξετάστηκαν, οι ισχυρότεροι προγνωστικοί παράγοντες βύθισης και θανάτων, ήταν το φορτίο (βάρος και είδος), η τοποθεσία του ατυχήματος (δρομολόγιο), οι καιρικές συνθήκες, η ηλικία του πλοίου, η ολική χωρητικότητα και κυρίως το flag state. Καταλήγει ότι η αύξηση των ατυχημάτων και το ποσοστό θνησιμότητας είναι στενά συνδεδεμένα με αναπτυσσόμενες σημαίες και τονίζεται η ανάγκη πρόσθετων μέτρων ασφάλειας **[32]**, **[33]**. Σε άλλο paper, ερευνώνται με το μοντέλο τα αποτελέσματα της στατιστικοποίησης σε τροχαία ατυχήματα και στους αντίστοιχους θανάτους, σε περιφερειακό και εθνικό ατύχημα. Χρησιμοποιούνται αναδιανεμητικές παραδοχές Poisson για μετρήσεις των ατυχημάτων και των συνεπειών τους στην Ελλάδα.

Εφαρμόζεται τεχνική πολυεπίπεδης ανάλυσης που οδηγεί σε νέα πολυπαραγοντικά και πολυεπίπεδα μοντέλα για αξιολόγηση των συνδυασμένων επιπτώσεων της εντατικοποίησης της αστυνόμευσης, η οποία έχει άμεσα αποτελέσματα στη συμπεριφορά του Έλληνα οδηγού **[37]**.

Ανάλυση μιας βάσης δεδομένων που δημιουργήθηκε από τη συγχώνευση στοιχείων ατυχημάτων και στοιχείων απογραφής στην περιοχή Lothian της Σκωτίας, δίνει προσοχή στη σχέση των συχνοτήτων των ατυχημάτων και των αποστάσεων που αυτά συμβαίνουν από τις κατοικίες. Διαπιστώνονται μεγαλύτερα ποσοστά ατυχημάτων στις υποβαθμισμένες περιοχές **[36]**.

Σε εξέταση με την προτεινόμενη μέθοδο, περιστατικών μαζικών απωλειών ζωής (MCIS), στόχος είναι να βρεθεί το πόσο επιτυχώς έχουν αντιμετωπιστεί αυτά από το πρόγραμμα εκτάκτων βοηθειών της πόλης του Maryland, σε περίοδο 3 χρόνων. Υπενθυμίζεται ότι τα MCIS είναι σπάνια αλλά συντριπτικά γεγονότα που μπορούν να αποδιοργανώσουν και τα καλύτερα και πιο έτοιμα συστήματα, ενώ αναλύονται και συγκρίνονται στοιχεία ασθενών από χαρτογράφηση με συνολικές στατιστικές **[35]**. Στη συνέχεια, με δεδομένα ατυχημάτων από ένα fatality analysis report system, εξετάζεται το ρίσκο ατυχήματος οδηγών, το οποίο είναι στατιστικά διαφορετικό ανάλογα με τη ζώνη εργασίας, όπως προκύπτει από πολλαπλά t-tests με τη βοήθεια τριών διαφορετικών μοντέλων λογικής παλινδρόμησης για τρείς τύπους ζωνών εργασίας. Πέντε σημαντικοί παράγοντες λαμβάνονται υπόψη, η ευθυγράμμιση στο δρόμο, το πιο επιβλαβές γεγονός, η ηλικία του οχήματος, η συμμετοχή του οχήματος στο ατύχημα και ο χρόνος κοινοποίησης του **[34]**.

Τέλος, σε άλλη έρευνα, περιγράφεται ένα πλαίσιο σχεδίασης με βάση το πλήρωμα (Crew-Centred), με στόχο τη βελτίωση της ενσωμάτωσης των ανθρώπινων παραγόντων στη διαδικασία σχεδιασμού πλοίου. Παρόλο που το πλαίσιο θα μπορούσε να εφαρμοστεί από κάθε τελικό χρήστη ή ενδιαφερόμενο, δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στους σχεδιαστές πλοίων και στους ναυπηγούς. Αυτή η έμφαση μπορεί να δικαιολογηθεί από το γεγονός ότι οι κατασκευαστές και σχεδιαστές εξοπλισμών, έχουν ήδη λάβει υπόψη αρκετές από τις πτυχές των ανθρωπίνων παραγόντων, όπως την εργονομία και την αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής, ενώ δεν υπάρχει εμφανής έλλειψη ολιστικής προσέγγισης για το συνολικό σχεδιασμό του πλοίου (ένταξη αναπτυγμένου εξοπλισμού, κατοικησιμότητα). Το πλαίσιο αυτό ισχύει για ένα μεγάλο μέρος του κύκλου ζωής του πλοίου, δηλαδή, από τις απαιτήσεις των χρηστών έως την διαδικασία εφαρμογής (π.χ. κατασκευή και λειτουργία) και ακολουθεί το πλαίσιο κινδύνου του IMO ("Τυπική Αξιολόγησης της Ασφάλειας - FSA") . Το προτεινόμενο πλαίσιο βασίζεται στην εφαρμογή της μεθόδου του τρόπου

σφάλματος και ανάλυσης των αποτελεσμάτων του (Failure Mode & Effect Analysis - FMEA) στις διάφορες φάσεις του κύκλου ζωής του πλοίου. Προκειμένου να απεικονιστεί η εφαρμοσιμότητα του προτεινόμενου πλαισίου, μια συγκεκριμένη δραστηριότητα από ένα δεδομένο σενάριο αναλύεται **[100]**.

2.5 CREAM (Cognitive Reliability Error Analysis Method)

Είναι ανάλυση ανθρώπινης αξιοπιστίας που αναπτύχτηκε από τον Erik Hollnagel το 1998 ακολουθώντας αναλύσεις των μεθόδων αξιολόγησης ανθρώπινης αξιοπιστίας (HRA) που ήδη υπήρχαν.

Ο σκοπός της χρήσης αυτής της μεθοδολογίας είναι να βοηθήσει τον αναλυτή σε τέσσερες περιοχές:

- Αναγνώριση εργασιών, πράξεων και καθηκόντων που υπόκεινται στην ανθρώπινη σκέψη του χειριστή, οι οποίες μπορούν να τύχουν παραλλαγής.
- Αναγνώριση των περιβαλλουσών συνθηκών, έτσι ώστε η γνώση τους να μειώσει πιθανότητες ενεργειών που οδηγούν σε πιθανότητα ρίσκου
- Αξιολόγηση υπολογισμών της ανθρώπινης απόδοσης στην εργασία και το αποτέλεσμα της στην ασφάλεια, αυτό μάλιστα μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέρος της πιθανότητας υπολογισμού ρίσκου (risk assessment –PRA).
- Υποβάλλει προτάσεις αντιμετώπισης καταστάσεων που παράγουν λάθη, τις βελτιώνει και μειώνει το ρίσκο.

Η ανθρώπινη αξιοπιστία αναφέρεται στην ειδικότητα **Human factors and ergonomics** (**HF&E**), που είναι σύνολο τομέων όπως η ψυχολογία, Μηχανικές επιστήμες, εμβιομηχανική, μηχανοβιολογία, βιομηχανικός σχεδιασμός, φυσιολογία και ανθρωπομετρία. Στην ουσία είναι η μελέτη σχεδιασμού εξαρτημάτων που ταιριάζουν στο ανθρώπινο σώμα και τις γνωστικές του ικανότητες. Οι δύο όροι “human factors” και “ergonomics” είναι στην ουσία συνώνυμοι. Η διεθνής ένωση εργονομίας ορίζει τους όρους «εργονομία» και «ανθρώπινοι παράγοντες» ως ακολούθως: Εργονομία είναι η ειδικότητα που ασχολείται με την κατανόηση των αλληλεπιδράσεων μεταξύ ανθρώπων και άλλων παραγόντων ενός συστήματος και η ειδικότητα εκείνη που εφαρμόζει θεωρία, αρχές, δεδομένα και μεθόδους προς σχεδιασμό που οδηγεί σε βελτιστοποίηση της ανθρώπινης ζωής και γενικά της επίδοσης όλου του συστήματος. **HF&E,** χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την υγεία και ασφάλεια, όπως επίσης και την παραγωγικότητα. Για να υπολογιστεί η βέλτιστη χρήση της τεχνολογίας από έναν άνθρωπο, οι εργονόμοι παρατηρούν την εργασία που γίνεται και τις απαιτήσεις του χρήστη του εξοπλισμού.

Η απόδοση ενός προσώπου εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως ηλικία, κατάσταση μυαλού, υγεία, φιλοσοφία ζωής, συναισθήματα, ροπή για συνήθη λάθη, λάθη και γνωστικές προκαταλήψεις. Η ανθρώπινη αξιοπιστία είναι πολύ μεγάλης σημασίας λόγω της ανθρώπινης συνεισφοράς στην αντοχή των συστημάτων και σε πιθανές αρνητικές επιπτώσεις από λάθη και παραλείψεις. Σχεδιασμός με βάση τον χρήστη και ανεκτικότητα σε σφάλματα είναι δύο όροι που φέρνουν τον χρήστη πιο κοντά στις τεχνολογίες.Η μέθοδος CREAM προσπαθεί να προβλέψει επίδοση και

ανάλυση ατυχήματος. Χρησιμοποιείται στο πεδίο του HRA (human reliability assessment) για υπολογισμό της πιθανότητας ανθρώπινου λάθους κατά τη διάρκεια κάποια εργασίας.

Υπάρχουν τρεις βασικοί λόγοι για εφαρμογή του HRA. Εντοπισμός λάθους, ποσοτικοποίηση και αφαίρεση του λάθους. Υπάρχουν αρκετές τεχνικές για τέτοιες αναλύσεις και χωρίζονται σε πρώτης και δεύτερης γενιάς.Οι τεχνικές πρώτης γενιάς δουλεύουν βάσει μιάς διχοτομίας «ταιριάζει/δεν ταιριάζει» με την αναγνώριση λάθους σε κατάσταση λάθους και ποσοτικοποίησή του. Οι τεχνικές δεύτερης γενιάς είναι πιο θεωρητικοποιημένες.Αυτές οι τεχνικές χρησιμοποιούνται σε αριθμό βιομηχανιών όπως μηχανική ασφαλειών, πυρηνική βιομηχανία, συγκοινωνιακά και εμπόριο **[38]**, **[39]**, **[40]**, **[41]**, **[42]**, **[43]**, **[44]**, **[45]**.

Η CREAM είναι δεύτερης γενιάς μέθοδος. Όταν όμως συγκρίνεται με άλλες μεθόδους έχει διαφορετική προσέγγιση στο μοντέλο της ανθρώπινης αξιοπιστίας. Υπάρχουν δύο μορφές της τεχνικής η βασική και η πιο λεπτομερής, που έχουν κοινά δύο βασικά χαρακτηριστικά. Δυνατότητα να αναγνωρίζουν τη σημασία της ανθρώπινης απόδοσης σε δεδομένο περιβάλλον και ένα βοηθητικό γνωστικό μοντέλο προς χρήση σε ανάλυση. Υποψήφια ανάλυση επιτρέπει την αναγνώριση πιθανών ανθρώπινων λαθών, ενώ αναδρομική ανάλυση ποσοτικοποιεί λάθη που έχουν ήδη συμβεί. Η ιδέα της γνωστικότητας περιλαμβάνεται στο μοντέλο μέσα από τη χρήση τεσσάρων «ελέγχων λειτουργίας» που αναγνωρίζουν διαφορετικά επίπεδα ελέγχου που διαθέτει ο χειριστής στο περιβάλλον που ερευνάται. Πρόβλημα της CREAM ως HRA, είναι ο τρόπος με τον οποίο θα δοθεί μία εύκολα εφαρμόσιμη διαδικασία για τη λήψη αριθμητικών αποτελεσμάτων**[45]**.

Οι «έλεγχοι λειτουργίας» που συμβαίνουν είναι οι ακόλουθοι.

- Scrambled control: η επιλογή της επερχόμενης πράξης είναι θολή και αβέβαιη.
- Opportunistic control: η επόμενη κίνηση αποφασίζεται από επιπόλαια χαρακτηριστικά της κατάστασης, πιθανόν λόγω συνήθειας ή ομοιότητας.
- Τακτικός έλεγχος: Η απόδοση ακολουθεί τυπικά δεδομένες διαδικασίες αν κα επιτρέπονται μερικές παρεκκλίσεις
- Στρατηγικός έλεγχος: Υπάρχει αρκετός χρόνος για αντίδρασε σε καταστάσεις

Το είδος ελέγχου λειτουργίας υπολογίζει το επίπεδο ευθύνης που αναμένεται στην κατάσταση που υπεισέρχεται ο χειριστής.

Σε μία ανάλυση ευαισθησίας της CREAM ως HRA, λαμβάνονται υπόψη τρείς πτυχές: η διαφορά των αποτελεσμάτων μεταξύ basic και extended μεθόδων για το ίδιο σενάριο HRA, η μεταβλητότητα των αποτελεσμάτων μέσω των επιλογών για γνωστική συνάρτηση αστοχιών (CFFS) και η μεταβλητότητα των αποτελεσμάτων, μέσω των επιλογών για κοινές συνθήκες απόδοσης (CPC). Έχει προταθεί νέα μέθοδος που συνδυάζει τα CPC με ονομαστικές πιθανότητες, ενώ ικανοποιούνται οι λογικές ιδιότητες της CREAM, για σύγκριση της ποσοτικής δομής που προκύπτει, με εκείνης των μεθόδων πρώτης γενιάς **[43]**.

2.5.1 CREAM στο σιδηροδρομικό δίκτυο

Μεγάλα ατυχήματα συμβαίνουν στους σιδηροδρόμους και έτσι χρειάζεται μια ανάλυση κινδύνων για να μειωθεί ο αριθμός ατυχημάτων. Η CREAM (cognitive reliability and error analysis method) μπορεί να εφαρμοστεί και σε αυτή την περίπτωση. Ενώ έχουν πραγματοποιηθεί αρκετές εργασίες στα ατυχήματα στους δρόμους, δεν έχουμε ανάλογες για τους σιδηροδρόμους. Μαζί με περιβαλλοντικούς παράγοντες και χειρισμών, εργονομικοί επίσης έχουν βρεθεί ότι σχετίζονται με περιστατικά σηματοδότησης. Λάθος εκτίμηση για την απόσταση πέδησης, ταχύτητα, λάθος εκτίμηση σε προειδοποίηση, κούραση, μείωση συγκέντρωσης, καθένα από αυτά συνεισφέρει σε περιστατικά.Έρευνες έχουν πραγματοποιηθεί πάνω σε δεδομένα από σιδηροδρόμους της Νορβηγίας, αλλά και αναλύσεις πάνω σε ατυχήματα σιδηροδρόμων στη Σουηδία (Eksjo & Nassjo), για την εύρεση σφαλμάτων. Η μέθοδος για την περίπτωση των σιδηροδρόμων κατασκευάζει πίνακες με κατηγορίες προβλημάτων. Τρεις πίνακες με «γονότυπα» και ένας με «Φαινότυπα». Τα γονότυπα περιέχουν ανθρώπινους, τεχνικούς, περιβαλλοντικούς και λειτουργικούς παράγοντες. Για να γίνει ανάλυση, αποφασίζουμε ποίος παράγοντας από τα φαινότυπα προκάλεσε το περιστατικό. Μόλις το αποφασίσουμε τότε επιστρέφουμε στους πίνακες με τα γονότυπα για να δούμε την αιτία.

Τα γονότυπα έχουν άλλες αιτίες πριν και έτσι προχωράμε προς τα πίσω μέχρι να βρούμε το γονότυπο που δεν είναι σύνθετο. Τότε έχουμε κατασκευάσει μια αλυσίδα με γονότυπα που καταλήγουν σε φαινότυπο.

Σε πραγματική έρευνα λοιπόν ένα ερωτηματολόγιο απεστάλη σε 115 οδηγούς για να απαντήσουν εάν έχουν λάβει μέρος σε περιστατικό βάσει των πινάκων που προαναφέρθηκαν. 36 απήντησαν και 18 συγκατατέθηκαν για συνέντευξη που διήρκεσε 60’-90’. Ο αναλυτής συμβουλεύτηκε πίνακες CREAM που χρησιμοποιήθηκαν σε περιστατικά ατυχημάτων οχημάτων. Οι πίνακες ήταν του Sagberg 2007 που είχαν παρθεί από τον Hollnagel 1998. Όταν βρίσκουμε τις αλυσίδες που προαναφέρθηκαν, τότε τις συγκεντρώνουμε σε μία αλγόριθμο βγάζοντας αποτέλεσμα. Αυτή είναι περίπου η εφαρμογή της μεθόδου CREAM στη λειτουργία των σιδηροδρόμων **[40]**,**[41]**.

2.5.2 CREAM στις θαλάσσιες μεταφορές

Οι θαλάσσιες μεταφορές έχουν και αυτές ατυχήματα που προκαλούν κυρίως περιβαλλοντικές τραγωδίες, όπως το Exxon Valdez η το Prestige **[76]**. Η Ναυπηγική βιομηχανία έλαβε σειρά μέτρων για να ελαχιστοποιήσει τέτοια τραγικά περιστατικά όπως η δημιουργία του IMO και η εισαγωγή μεθόδων όπως η HRA (Human Reliability analysis) **[2]**, **[77]** . Τα πράγματα στο πλοίο δεν είναι εύκολα και η χειρωνακτική εργασία έχει αντικατασταθεί από πνευματική με αρκετή σκέψη πριν την εφαρμογή κάποιας ενέργειας, λόγω της τεχνολογίας που διαρκώς αναβαθμίζει τις επιδόσεις του πλοίου και τις αντιδράσεις του σε περιστατικά κινδύνου. Η έρευνα δείχνει ότι η μέθοδος CREAM δεν μπορεί να εφαρμοστεί στο πλοίο ακριβώς όπως είναι. Μπορούμε να δούμε μία άλλη τεχνική η οποία ενσωματώνει τη λογική fuzzy,

την evidential reasoning και τις τεχνικές του δικτύου Bayes που μπαίνουν στη μέθοδο CREAM, για ποσοτικοποίηση της αξιοπιστίας.

Κορμός είναι η χρήση αποδεικτικής λογικής για καθιέρωση fuzzy IF-THEN βάσεως με δομές πεποιθήσεων και χρήση Bayesian συμπερασματολογίας, για συγκέντρωση κανόνων και εκτίμηση πιθανότητας αποτυχίας. **[39]**. Η λογική εργασίας του προσωπικού στα πλοία έχει αλλάξει. Δεν είναι πλέον χειρωνακτική όπως παλαιότερα, τώρα χρειάζεται ο εργαζόμενος γνώσεις για να μπορεί να ανταπεξέλθει στα ζητήματα που δημιουργούνται και μέσα σε αυτά στις έκτακτες καταστάσεις. Έτσι λοιπόν και οι HRA τεχνικές έχουν βελτιωθεί πηγαίνοντας από τις τεχνικές πρώτης γενιάς (THERP- human error rate prediction), περνώντας στη δεύτερη γενιά και τώρα στην Τρίτη γενιά που ακόμη δεν έχει ολοκληρωθεί η εφαρμογή της. Πρόκειται για την τεχνική της Human error analysis ATHEANA (Konstandinidou et al. 2006). Η CREAM και η THERP συγκρίνονται ως προς την ποσοτικοποίηση και προτείνεται σύστημα συλλογής δεδομένων **[45]**.

2.5.3 CREAM στη βιομηχανία χημικών

Έχει χρησιμοποιηθεί fuzzy σύστημα ταξινόμησης για ανάλυση της ανθρώπινης αξιοπιστίας και υπολογισμό της πιθανότητας εσφαλμένων ενεργειών σύμφωνα με την CREAM σε εργοστάσιο χημικών που είναι ένα ιδιαίτερα πολύπλοκο σύστημα. Είναι καλά δομημένη και ακριβής και ταιριάζει καλύτερα στη δομή της fuzzy λογικής. Τα αποτελέσματα του μοντέλου μπορούν να χρησιμοποιηθούν από μεθόδους κλασσικής αξιολόγησης κινδύνου, όπως FTs, για υπολογισμό της συνολικής συχνότητας εμφάνισης ενός επικίνδυνου συμβάντος **[38]**.

Η χρήση ανθρώπινων και επιχειρησιακών παραγόντων βοηθάει στο να ξεπεραστούν οι περιορισμοί στην αξιοπιστία λόγω της ανθρώπινης μεταβλητότητας. Αυτό είναι παράδειγμα της μετατόπισης του ενδιαφέροντος στην επίδραση που έχει το εργασιακό περιβάλλον στην ανθρώπινη απόδοση. Γίνεται μελέτη και σχεδίαση τέτοιο μοντέλου, με εισαγωγή δομής από CPC, για ανάλυση των ατυχημάτων σε εταιρία διανομής φυσικού αερίου **[44]**.

2.6 SLIM (Success Likelihood Index Method)

Η SLIM είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται στον τομέα των Ανθρωπίνων αξιοπιστίας Αξιολόγησης (HRA), για τους σκοπούς της αξιολόγησης της πιθανότητας ανθρώπινων λαθών, που συμβαίνουν σε όλη τη διαδικασία μιας συγκεκριμένης αποστολής. Από τις αναλύσεις αυτές, μπορούν στη συνέχεια να ληφθούν μέτρα για τη μείωση της πιθανότητας εμφάνισης σφαλμάτων σε ένα σύστημα και ως εκ τούτου να οδηγήσουν σε βελτίωση των συνολικών επιπέδων ασφάλειας. Υπάρχουν τρεις βασικοί λόγοι για τη διεξαγωγή ενός HRA: η ταυτοποίηση σφαλμάτων, η ποσοτικοποίηση σφαλμάτων και η μείωση των σφαλμάτων

Η SLIM είναι μια προσέγγιση λήψης αποφάσεων HRA, η οποία χρησιμοποιεί την κρίση εμπειρογνωμόνων για την ποσοτικοποίηση παραγόντων σχηματοποίησης της

απόδοσης (PSF). Τέτοιοι παράγοντες που αφορούν τα άτομα, το περιβάλλον ή την εργασία, έχουν τη δυνατότητα, είτε θετικά ή αρνητικά, να επηρεάσουν την απόδοση, π.χ. διαθέσιμο χρόνο εργασίας. Οι παράγοντες αυτοί χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή του Δείκτης Πιθανότητας Επιτυχίας (SLI), μια μορφή δείκτη προτίμησης, που είναι βαθμονομημένος ως προς τα υπάρχοντα δεδομένα για τη δημιουργία μιας τελικής Πιθανότητας Ανθρώπινου σφάλματος (HEP). Η τεχνική αποτελείται από δύο ενότητες: τη MAUD (multi-attribute utility decomposition) που κλιμακώνει την σχετική πιθανότητα επιτυχίας κατά την εκτέλεση μιας σειράς εργασιών, δεδομένων των PSFS που είναι πιθανό να επηρεάσουν την ανθρώπινη απόδοση. Τη SARAH (συστηματική προσέγγιση για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας των Ανθρώπων-Systematic Approach to the Reliability Assessment of Humans), η οποία διορθώνει αυτές τις βαθμολογίες με επιτυχία, για τα καθήκοντα με γνωστές τιμές HEP, για να παράσχει μια συνολική εικόνα **[29], [46]**, **[47]**, **[48]**, **[76]**.

Μία σημαντική δυσκολία και εδώ, είναι η συλλογή εμπειρικών δεδομένων, οπότε έχουμε μεγάλη εξάρτηση από την κρίση των εμπειρογνωμόνων. Με αυτό τον τρόπο έχουμε μεγάλη εισαγωγή της υποκειμενικότητας και δημιουργούνται δυσκολίες στην εξασφάλιση της ποιότητας και της συνέπειας του μοντέλου. Για το λόγο αυτό, προτείνεται μέθοδος AHP-SLIM, που εκτιμά τη HEP χρησιμοποιώντας μια αναλυτική διαδικασία ιεράρχησης (AHP), που ποσοτικοποιεί την υποκειμενική κρίση και επιβεβαιώνει τη συνέπεια των δεδομένων που συλλέγονται **[46]**. Η μεθοδολογία του δείκτη πιθανότητας επιτυχίας (SLIM) στην πρακτική εφαρμογή της, απαιτεί μία εξίσωση μετατροπής, που συνδέει την ανεξάρτητη μεταβολή (δηλ. το SLIM), με την ολική πιθανότητα επιτυχίας ή αποτυχίας. Προτείνεται επίσης μοντέλο logistics, για υπέρβαση των ορίων εφαρμογής προηγούμενων μοντέλων, για απόδοση καλύτερων αποτελεσμάτων και για να έχουμε συμπαγές θεωρητικό υπόβαθρο **[47]**. Σε άλλο paper, γίνεται πειραματική μελέτη για σύγκριση και αξιολόγηση, της πρόβλεψης του ποσοστού ανθρώπινου λάθους (THERP), της μεθοδολογίας SLIM και μιας rank ordering διαδικασίας και γίνεται εκτίμηση του κινδύνου αστοχιών της SLIM **[48]**.

2.7 Technique for Human Error Rate Prediction (THERP)

Η THERP είναι όπως και η SLIM είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται στον τομέα των Ανθρωπίνων αξιοπιστίας Αξιολόγησης (HRA), για τους σκοπούς της αξιολόγησης της πιθανότητας ανθρώπινων λαθών, που συμβαίνουν σε όλη τη διαδικασία μιας συγκεκριμένης αποστολής. Η THERP μοντελοποιεί τις πιθανότητες ανθρώπινου σφάλματος (HEPs), με χρήση προσέγγισης FT, με παρόμοιο τρόπο όπως στην εκτίμηση μηχανικών κινδύνων, αλλά λαμβάνονται υπόψη και οι παράγοντες διαμόρφωσης της απόδοσης που μπορούν να επηρεάσουν τις πιθανότητες αυτές. Οι πιθανότητες για την ανάλυση δένδρου γεγονότων ανθρώπινης αξιοπιστίας (HRAET), η οποία είναι το κύριο εργαλείο για την αξιολόγηση, υπολογίζονται από τη βάση δεδομένων που αναπτύχθηκε από τους συγγραφείς Swain και Guttman. Τοπικά δεδομένα π.χ. από προσομοιωτές ή εκθέσεις για τα ατυχήματα μπορούν, ωστόσο, να χρησιμοποιηθεί αντί αυτής. Το προκύπτον δέντρο απεικονίζει μια βήμα προς βήμα έκθεση των σταδίων που εμπλέκονται σε μια εργασία, με μια λογική σειρά. Η τεχνική είναι γνωστή ως μια συνολική μεθοδολογία,

δεδομένου ότι διαχειρίζεται ταυτόχρονα ένα αριθμό διαφορετικών δραστηριοτήτων, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης εργασιών, την αναγνώριση σφαλμάτων, με αναπαράσταση σε μορφή ποσοτικοποίησης HRAET και HEP **[48]**, **[49]**, **[50]**, **[51]**, **[52]**, **[76]**.Όλες οι μέθοδοι για την αξιολόγηση της ανθρώπινης αξιοπιστίας, χρησιμοποιούν δεδομένα ανθρώπινων σφαλμάτων για εκτίμηση της συνολικής αξιοπιστίας του συστήματος. Σε case study 12 διαφορετικών συνθηκών εργασίας, εφαρμόστηκε η THERP για εκτίμηση της συνολικής πιθανότητας αποτυχίας. Τα αποτελέσματα δείχνουν ικανοποιητική αντιστοιχία εκτιμήσεων της THERP και εμπειρικών δεδομένων **[48]**. Επίσης, οι μέθοδοι για προσδιορισμό κινδύνων σε βιομηχανίες υψηλού κινδύνου, χρησιμοποιούνται και για τη μείωση του κινδύνου του ανθρώπινου παράγοντα. Γίνεται λοιπόν μία παρουσίαση της THERP και οι διαφορές της με τις μεθόδους HEART & JHEDI. Με αυτές, ποσοτικοποιούνται οι πιθανότητες ανθρώπινου λάθους και η συχνότητα εμφάνισής τους. Ερωτώνται οι συγγραφείς αν είναι ακριβείς οι πιθανότητες και κατά πόσο παράγουν με συνέπεια έγκυρα αποτελέσματα. Για το λόγο αυτό χρειάζεται λεπτομερής μελέτη επικύρωσης. Τα αποτελέσματα δείχνουν σημαντική συσχέτιση εκτιμήσεων και πραγματικών HEPs, υποστηρίζοντας ταυτόχρονα την προβλεπτική ακρίβεια των παραπάνω μεθόδων. Βέβαια η συνοχή της χρήσης των τεχνικών είναι μεταβλητή. Η επιθυμητή παράμετρος, γνωστή και ως βαθμονόμηση, καθώς και τα αποτελέσματα της επικύρωσης, δείχνουν ότι τα υποκείμενα στις μεθόδους δεν είχαν βαθμονομηθεί καλά. Τέλος αποδεικνύεται, με την αξιοποίηση των PSF, η μείωση της πιθανότητας σφάλματος και φαίνεται, πώς διαφορετικά PSF εφαρμόζονται στο ίδιο σενάριο, υπολογίζοντας ίδια πιθανότητα σφάλματος, αλλά διαφορετικό τρόπο μείωσής της **[49]**, **[50]**, **[51]**, **[52]**.

2.7.1 A Technique for Human Event Analysis (ATHEANA)

Η ATHEANA είναι άλλη μία τεχνική που χρησιμοποιείται στον τομέα αξιολόγησης της ανθρώπινης αξιοπιστίας (HRA). Ο σκοπός της, είναι να αξιολογήσει την πιθανότητα ανθρώπινου λάθους κατά την εκτέλεση ενός συγκεκριμένου έργου. Από την ανάλυση αυτή, μπορούν στη συνέχεια να ληφθούν προληπτικά μέτρα για τη μείωση ανθρώπινων λαθών μέσα σε ένα σύστημα και να οδηγήσει σε βελτίωση του συνολικού επιπέδου της ασφάλειας. Η ATHEANA χρησιμοποιείται μετά από την επέλευση ενός συμβάντος. Τα διάφορα προγράμματα οδήγησης του συμβάντος και τα πιθανά αποτελέσματα κατηγοριοποιούνται σε μία από τις ακόλουθες κατηγορίες: οργανωτικές επιρροές, παράγοντες διαμόρφωσης των επιδόσεων, μηχανισμοί λάθους, ανασφαλείς ενέργειες, ανθρώπινο σφάλμα, απαράδεκτη έκβαση.

Το προκύπτον μοντέλο μπορεί να υποδεικνύει λύσεις για τη βελτίωση της αξιοπιστίας, ωστόσο δεν υπάρχουν αριθμητικά στοιχεία που εμπλέκονται στη μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την κατασκευή του μοντέλου. Λόγω αυτού του χαρακτηριστικού, η τεχνική αυτή, επομένως, δεν θεωρείται κατάλληλη για χρήση σε ορισμένους τομείς, όπως συγκριτικές εργασίες σχεδιασμού ή ανάλυση ευαισθησίας. Η μεθοδολογία της ATHEANA δεν είναι προγνωστική, αλλά εξυπηρετεί ως ένα διαγνωστικό εργαλείο μοντελοποίησης. Επιπλέον, η έλλειψη του HEP, ως output, είναι μια σημαντική διαφορά της μεθόδου σε σύγκριση με την πρώτη γενιά

μεθοδολογιών HRA. Το αποτέλεσμα που προκύπτει από ATHEANA προσδιορίζει διάφορες ανθρώπινες ενέργειες μέσα σε ένα σύστημα, ενώ, επίσης, προκαλεί πολλές καταστάσεις μέσα σε αυτό το σύστημα, οι οποίες επηρεάζουν το κατά πόσον η δράση θα πραγματοποιηθεί με επιτυχία ή θα οδηγήσει σε αποτυχία **[52]**, **[53]**, **[54]**, **[76]**.

Οι χρήσεις της μεθόδου ποικίλλουν. Για παράδειγμα, σε εργασία για δημιουργία εκμαιευτικής προσέγγισης για εκτίμηση των πιθανοτήτων των μη ασφαλών ανθρώπινων ενεργειών (UAs), με βάση περιβάλλοντα που δημιουργούν αστοχίες. Η προσέγγιση ενσωματώνει τη γνώση αναλυτών για ποσοτικοποίηση των UAs και αντιμετωπίζει την αβεβαιότητα. Με τη βοήθεια της ATHENA, η έρευνα εστιάζει στην πιθανολογική εκτίμηση κινδύνων (PRA) μέσω ακολουθίας EFCs με αξιολόγηση των UAs, στη γνώση και την εμπειρία αναλυτών, καθώς και στη διευκόλυνση της μετάφρασης των πληροφοριών σε πιθανότητες χρήσιμες για τις PRA **[53]**.

Σε προσέγγιση, εξετάζεται η ATHEANA από τρείς σκοπιές. Από τη σκοπιά της ταξινόμησής της, από την ανάλυση των γεγονότων και από παραδείγματα ποσοτικοποίησης σφαλμάτων προμήθειας (FOCs). Εφαρμόζεται για πυρηνικά ατυχήματα και έχει μεγάλη αξία για τη διαχείριση του κινδύνου, με εξέταση των σημείων που μπορούν να διορθωθούν ή επεκταθούν **[54]**.

2.8 FUZZY LOGIC

Η Fuzzy logic σχηματοποιήθηκε από τον Zadeh (1965).

Η fuzzy logic ασχολείται με συλλογισμό που δεν εμπεριέχει ακρίβεια. Ενώ στα δυαδικά σύνολα έχουμε τιμές «σωστή τιμή», «λάθος», στην fuzzy logic έχουμε «σωστή τιμή» που κυμαίνεται από 0 μέχρι 1. Η μέθοδος έχει προχωρήσει σε ιδέες «μερικής αλήθειας» και χρησιμοποιείται πλέον σε πολλά πεδία έρευνας όπως στην «Θεωρία ελέγχου» και στην «τεχνητή νοημοσύνη».

Για να το δούμε καλύτερα, τα μαθηματικά λένε 1+1=2, αλλά όταν ερωτηθούν διάφοροι για ένα χρώμα, εκεί δεν έχουμε ακρίβεια. Εκεί μπαίνει το μοντέλο Fuzzy logic. Πχ όταν ένα ποτήρι 100ml περιέχουν νερό 30ml, κάποιος μπορεί να πει ότι είναι 0.7 άδεια και 0.3 γεμάτο. Η μέθοδος είναι υποκειμενική για τον παρατηρητή και τον σχεδιαστή του ποτηριού. Ένας κατασκευαστής μπορεί να έχει ορίσει το ποτήρι «γεμάτο» μέχρι 0.50ml. Πρέπει να καταλάβουμε ότι η fuzzy logic χρησιμοποιεί «βαθμούς αλήθειας», ως μαθηματικό μοντέλο του φαινομένου ασάφειας, ενώ οι πιθανότητες είναι μαθηματικό μοντέλο άγνοιας **[76]**, **[85]**, **[86]**.

2.8.1 Η λογική fuzzy στις θαλάσσιες μεταφορές

Ο Liu et al. (2005) ερεύνησε μια μέθοδο για ανάλυση της θαλάσσιας ασφάλειας και τις διαδικασίες υπολογισμού της. Σημείωσαν τις δυσκολίες ορισμού μαθηματικού μοντέλου που δείχνει την θαλάσσια ασφάλεια. Έτσι χρησιμοποίησαν την fuzzy logic για μοντελοποίηση σύγκρουσης ενός FPSO (Floating production storage offloading

σύστημα) με ένα τάνκερ με πολύ καλά αποτελέσματα. Άλλοι, παρουσίασαν διαφορετικά μοντέλα αλλά με την λογική Fuzzy στο κέντρο. Ο Hu παρουσίασε μοντέλο βασισμένο στο relative risk assessment – MRRA. Η ανάλυση χρησιμοποιήθηκε για το λιμάνι της Σαγκάης αναλύοντας τα ρίσκα στην πλοήγηση **[87]**. Λογική fuzzy με μοντέλα Bayes είναι μία λογική ανάλυση.

Για να προχωρήσει κανείς σε ανάλυση σύμφωνα με τα προαναφερθέντα, λαμβάνει δεδομένα. Μία λήψη δεδομένων που μπορεί να χρησιμεύσει σε μιά εργασία είναι τέσσερες βάσεις, όπως οι Lloyd's Register Fairplay (LRF), ο IMO, η European quality in shipping information service (EQUASIS) και το μνημόνιο κατανόησης των Παρισίων MOU. Η LRF προσφέρει πληροφορίες χαρακτηριστικών πλοίου όπως μήκος, πλάτος κλπ. Η EQUASIS δίνει πληροφορίες για τον παγκόσμιο στόλο. Βασίζεται σε αναφορές επιθεωρήσεων του Port State Control (PSC). Η MOU κάθε χρόνο βγάζει λίστα απαγορεύσεων σε πλοία που δεν τηρούν τους κανόνες ναυσιπλοΐας. Έτσι αυτά απαγορεύεται να καταπλέουν σε λιμάνια Κρατών που έχουν υπογράψει την MOU.

Πάντως μέσω της εργασίας Degre και της MOU 2006 έχουμε ορίσει έναν στατικό συντελεστή ρίσκου βασισμένον σε στατικά δεδομένα. Τα δεδομένα αυτά είναι τα χαρακτηριστικά του πλοίου, δηλαδή εκτόπισμα, μήκος, σημαία κλπ και ιστορικά κράτησης σε λιμάνια βάσει επιθεωρήσεων.

Τα στατικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται στη MARISA συγκεντρώνονται από τη βάση δεδομένων LRF.

2.8.2 Η λογική fuzzy στην Ιατρική

Η fuzzy logic τεχνική χρησιμοποιείται εδώ για την ανάλυση του χρώματος για προσδιορισμό όγκων. Να δούμε μια απεικόνιση Fuzzy στις περιοχές μπλε σε αναλύσεις μελανώματος μετά τον διαχωρισμό των καλοηθών καταστάσεων με χρήση κόκκινου, μπλε και πράσινου χρώματος το λεγόμενο μοντέλο RGB.

Σε πείραμα που έγινε, χρησιμοποιήθηκε αλγόριθμος τμηματοποίησης μπλε αποχρώσεων. Τρεις σκιές του μπλε βγήκαν από τους διαφορετικούς συνδυασμούς fuzzy. Οι συνδυασμοί fuzzy για χρωματισμό κόκκινο, μπλε και κάποιο σχετικό χρώμα ήταν οι ίδιοι με τις αποχρώσεις ανοιχτού και βαθέως μπλε. Τα ανοιχτά και βαθιά μπλε χωρίζονται με alpha cuts **[82]**.

Η ανάλυση alpha cuts βασίζεται στην ιδέα ότι αβέβαιοι παράγοντες θεωρούνται fuzzy αριθμοί με δεδομένες ιδιότητες μέλους. Η μέθοδος alpha cut παρουσιάζει παρόμοια αποτελέσματα με τη μέθοδο Monte Carlo, η οποία χρησιμοποιεί μία συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (probability density function).Οι παράμετροι των φυσικών μοντέλων υπολογίζονται με επιτόπου μετρήσεις. Αυτές φέρουν αέρα αβεβαιότητας, δεν υπάρχει η ανάλογη ακρίβεια. Έτσι η αβεβαιότητα στις παραμέτρους των μοντέλων φέρουν αβεβαιότητα στα αποτελέσματα. Η αβεβαιότητα των μοντέλων μπορεί να αναλυθεί χρησιμοποιώντας πολλές τεχνικές. Θα θέλαμε εδώ να

συγκρίνουμε δύο βασικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται, δηλαδή τη μέθοδο Monte Carlo (MCS) και την ανάλυση με την λογική Fuzzy που βασίζεται στα alpha cuts. Η τεχνική MCS βλέπει κάθε αβέβαιο παράγοντα ως τυχαία μεταβλητή που ακολουθεί μία δοθείσα κατανομή πιθανότητας. Κάθε αποτέλεσμα μοντέλου λοιπόν είναι τυχαία μεταβλητή. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται ευρέως για να αναλύσει την αβεβαιότητα της πιθανότητας.

Η Fuzzy – alpha cut ανάλυση είναι βασισμένη στη λογική fuzzy και fuzzy θεωρία συνόλων. Αβέβαιοι παράμετροι του μοντέλου μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως fuzzy αριθμοί και στη συνέχεια χρησιμοποιούνται και αυτοί.

Η προσέγγιση fuzzy έχει εφαρμογές τελευταία σε διάφορα πεδία όπως στις λήψεις αποφάσεων, στον έλεγχο και στη δημιουργία μοντέλων. Στην υδρολογία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να συμπληρώσει στοιχεία που λείπουν από γειτονικούς σταθμούς μέτρησης βροχόπτωσης.

Αντίθετα η τεχνική MCS καταναλώνει πολύ χρόνο για απαντήσεις λόγω των συνεχών επαναλήψεων μέχρι να βρεθεί η λύση. Άρα η τεχνική Alpha cut-fuzzy είναι ισχυρή εναλλακτική λύση. Κυρίως σε μονοτονικές συναρτήσεις. Το αρνητικό είναι, ότι η μέθοδος εφαρμόζεται μόνον βάσει της υπόθεσης απείρων αποστάσεων συσχέτισης (infinite correlation distances).

Η λογική fuzzy επέτρεψε βελτιστοποίηση μέσω της χρήσης των alpha cuts. Αυτή η εργασία με την λογική fuzzy, επέτρεψε ταχεία διάγνωση του μελανώματος λόγω των αρκετών κρίσιμων έγχρωμων αποχρώσεων.

[82], **[83]**.

2.8.3 Η λογική fuzzy στις εμπορικές συναλλαγές

Στις καθημερινές συναλλαγές προέχει η ικανοποίηση του πελάτη. Εάν ο καταστηματάρχης έχει λίγα προϊόντα στο ράφι του, εύκολα τα θυμάται και συμβουλεύει τον πελάτη του, όταν όμως μιλάμε για μεγάλα εμπορικά καταστήματα με εκατοντάδες ή παραπάνω προϊόντα, τότε είναι αδύνατον για τον πωλητή να θυμάται είτε όλα τα προϊόντα είτε τα χαρακτηριστικά τους. Άρα τη θέση του πωλητή παίρνει ο υπολογιστής, αλλά και αυτός δουλεύει σύμφωνα με τη λογική αξιολογώντας τις καταστάσεις «σωστό» ή «λάθος». Η λογική fuzzy όταν μπει μπορεί να βοηθήσει αλλιώς, δηλαδή βοηθώντας τον υπολογιστή να λάβει αποφάσεις και να ελέγξει συστήματα βάσει ανακριβών πληροφοριών. Η λογική fuzzy εξαλείφει προβλήματα με ακριβείς οριακές συναρτήσεις και οδηγεί σε μια πιο φυσική αντίληψη του κόσμου. Τελικά για ικανοποίηση των πωλήσεων και του πελάτη, μπαίνει στο θέμα η λογική fuzzy. Μπορούμε να δούμε ένα παράδειγμα όπου θέλουμε να πωλήσουμε ένα προϊόν βάσει των προτιμήσεων και απαιτήσεων του πελάτη, κρατώντας μεμονωμένες παραμέτρους.

Αν ασχοληθούμε με την ηλεκτρική μηχανή γκαζόν, τότε ο πελάτης θα πρέπει να έχει απαντήσεις «πόσα χρήματα θέλει να ξοδέψει», «min εμβαδόν κάλυψης της μηχανής», «ισχύς» και «Πλάτος κοπής». Χωρίζουμε τους πελάτες σε τρία είδη ίδιων απαιτήσεων. Βάσει αυτών εφαρμόζουμε τη μέθοδο fuzzy και βρίσκουμε τις μηχανές

που προτιμούν οι πελάτες με τις ίδιες απαιτήσεις. Παρατηρούμε λοιπόν τη χρησιμότητα της μεθόδου στις εμπορικές συναλλαγές **[84]**.

2.9 System-Theoretic Accident Model and Process (STAMP) & Functional Resonance Analysis Method (FRAM)

Οι μέθοδοι STAMP και FRAM, είναι λιγότερο γνωστές μέθοδοι για μοντελοποίηση οργανωτικών παραγόντων, μαζί με τις γνωστές διεργασίες και τις αλληλεπιδράσεις ανθρώπων και ομάδων. Συνοπτικά, το STAMP βασίζεται στη θεωρία συστημάτων. Αντίστοιχα, η FRAM στοχεύει στη μοντελοποίηση της μη γραμμικότητας των κοινωνικο-τεχνικών συστημάτων **[52]**.

2.10 PSA (Probabilistic Safety Assessment)

Επειδή η ανάλυση ατυχημάτων παρουσιάζει ίδια μοντέλα είτε στη θάλασσα είτε στην ξηρά να δούμε το μοντέλο PSA (Probabilistic safety assessment) που επινοήθηκε μετά από πυρηνικά ατυχήματα.

Το δέντρο συνεπειών είναι το βασικό μοντέλο του PSA μαζί με το μοντέλο αιτιών. Η ανάλυση του δέντρου συνεπειών είναι αποτέλεσμα εργασίας από τον Dr Watson των Bell labs. Η FTA είχε προβλήματα υπολογισμών λόγω όγκου δεδομένων και παραγόντων, αλλά με την πρόοδο της τεχνολογίας και την μεγάλη βελτίωση ταχύτητας των υπολογιστών, τώρα πια δεν αποτελεί πρόβλημα. Η σύνθεση των αποτελεσμάτων γενικά εκτίθεται σε γραφικό μοντέλο με τη λογική της Boolean άλγεβρας και των συμβόλων της.

Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούνται για την ανάλυση αξιοπιστίας των συστημάτων που εξετάζονται. Οι δυναμικές μεθοδολογίες για PSA ορίζονται ως εκείνες που χρησιμοποιούν χρονικά εξαρτημένα φαινομενολογικά μοντέλα εξέλιξης του συστήματος μαζί με στοχαστική συμπεριφορά για εξήγηση των πιθανών εξαρτήσεων μεταξύ των γεγονότων αποτυχίας. **[13]**, **[55]**, **[56]**, **[57]**, **[58]**, **[59]**, **[60]**, **[76]**.

Προχωράμε σε παράθεση διαφόρων case studies. Αρχικά, έχουμε μία ποσοτική αξιολόγηση των παθητικών συστημάτων ενός δικτύου PSA, για αντιδραστήρες υψηλής θερμοκρασίας VHTR. Προτείνονται δύο μοντέλα, το μοντέλο πιθανότητας υπέρβασης (RP) και το μοντέλο stress-length παρεμβολών (SSI), για τις πολλαπλές καταστάσεις που παρουσιάζονται. Απαραίτητη προϋπόθεση για την εφαρμογή, είναι η ύπαρξη απαιτούμενου αριθμού πληροφοριών για καθορισμό των πλεονεκτημάτων του συστήματος **[55]**. Αλλού συναντάμε τη χρήση δυναμικού μοντέλου PSA σε σύντομο παράδειγμα εφαρμογής για ψηφιακό σύστημα ελέγχου τροφοδοσίας αντιδραστήρα πεπιεσμένου ύδατος **[56]**. Σε σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας, βρίσκουμε την εφαρμογή PSA με στοιχεία FT. Τα πλεονεκτήματα που προκύπτουν είναι η απλότητα της μεθόδου, η διαθεσιμότητα των μοντέλων και η εντατική συλλογή δεδομένων. Οι δυσκολίες είναι η διαφορετική φύση των στοιχείων αλληλεπίδρασης και η μεγάλη πολυπλοκότητα του συστήματος. Δίνεται έμφαση στη μακροπρόθεσμη

αξιοπιστία, η οποία χωρίζεται σε στατικό μέρος (επάρκεια) και δυναμικό (ασφάλεια). Η αβεβαιότητα αυξάνει με την έλλειψη στοιχείων **[57]**. Για εφαρμογή σε σιδηροδρομικές γέφυρες με κυκλοφορία υψηλής ταχύτητας, παρουσιάζεται μεθοδολογία PSA, με συνδυασμό τεχνικών προσομοίωσης με τη θεωρία των ακραίων τιμών για ελαχιστοποίηση του απαιτούμενου χρόνου υπολογισμού και εξασφάλιση καλών αποτελεσμάτων (με ακρίβεια). Γίνεται χρήση στοχαστικής προσομοίωσης για αντικατοπτρισμό των παραμέτρων μεταβλητότητας της δυναμικής απόκρισης της γέφυρας **[58]**.

Για την πυρηνική βιομηχανία, συνοψίζονται οι βασικές προσεγγίσεις για αξιολόγηση της ασφάλειας (σειρά προκαθορισμένων ερωτήσεων), η συμπληρωματική χρήση ντετερμινιστικών και πιθανολογικών αναλύσεων.

Εξετάζεται η χρήση αποτελεσμάτων της μεθόδου για λήψη αποφάσεων **[59]**. Τέλος, πάλι για την πυρηνική βιομηχανία, βρίσκουμε την εισαγωγή λογισμικού σε ένα τέτοιο computer-based σύστημα, για την αύξηση της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων της PSA και αναγνώρισης σφαλμάτων. Η εφαρμογή γίνεται για πυρηνικό σταθμό της Ινδίας **[60]**.

2.11 Bayesian Networks (BN)

Τα BNs,ή δίκτυα πεποιθήσεων, ή πιθανολογικά κατευθυνόμενα άκυκλα γραφικά μοντέλα, είναι πιθανολογικά γραφικά μοντέλα (είδος στατιστικών μοντέλων) που αντιπροσωπεύουν ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών και τις εξαρτήσεις τους μέσω ενός κατευθυνόμενου άκυκλου γραφήματος (DAG). Για παράδειγμα, ένα Bayesian δίκτυο θα μπορούσε να αντιπροσωπεύουν τις σχέσεις μεταξύ των πιθανολογική ασθενειών και συμπτωμάτων. Δεδομένων συμπτωμάτων, το δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να υπολογίσει τις πιθανότητες της παρουσίας διαφόρων ασθενειών.

Επισήμως, Bayesian δίκτυα είναι DAGs των οποίων οι κόμβοι αποτελούν τυχαίες μεταβλητές στην Μπεϋζιανή λογική: μπορεί να είναι παρατηρήσιμες ποσότητες, λανθάνουσες μεταβλητές, άγνωστες παραμέτροι και υποθέσεις. Ακμές αντιπροσωπεύουν τις εξαρτήσεις, κόμβοι που δεν είναι συνδεδεμένοι αντιπροσωπεύουν μεταβλητές που είναι υπό όρους ανεξάρτητες μεταξύ τους. Κάθε κόμβος συνδέεται με μια πιθανολογική συνάρτηση που λαμβάνει ως είσοδο ένα συγκεκριμένο σύνολο τιμών για τις μητρικές μεταβλητές του κόμβου και δίνει την πιθανότητα της μεταβλητής που αντιπροσωπεύεται από τον κόμβο. Παρόμοιες ιδέες μπορούν να εφαρμοστούν σε μη κατευθυνόμενες και ενδεχομένως, κυκλικές γραφικές παραστάσεις, όπως τα δίκτυα Markov. Οι γενικεύσεις των Bayesian δικτύων που μπορούν να αντιπροσωπεύσουν και να λύσουν τα προβλήματα απόφασης κάτω από αβεβαιότητα, ονομάζονται διαγράμματα επιρροής. **[68]**, **[69]**, **[70]**, **[71]**, **[72]**, **[73]**, **[76]**.

Τα BNs όπως έχουμε δει και σε προηγούμενες μεθόδους, έχουν ευρεία χρήση, ακόμα και συμπληρωματικά για ενίσχυση της αξιοπιστίας της εκάστοτε μεθόδου. Υπάρχουν πολλά παραδείγματα εφαρμογής τους.

Αρχικά, βλέπουμε την ανάλυση με BN, των συνθηκών που περιβάλλουν τα καθήκοντα που εκτελούνται στο χώρο εργασίας και οδηγούν σε πτώσεις. Με μεταβλητές την υιοθέτηση λανθασμένων στάσεων και την ανεπαρκή γνώση, γίνεται συσχέτιση με τη διάρκεια εργασιών και με το ποσοστό ατυχημάτων. Τα BNs επιτρέπουν τις σχέσεις εξάρτησης μεταξύ διάφορων αιτιών ατυχήματος **[68]**.

Αλλού βλέπουμε μοντέλο ανάλυσης ατυχημάτων για ανάπτυξη κατάλληλων μέτρων ασφάλειας, αποδοτικών από άποψη κόστους. Χρησιμοποιείται ποσοτική ανάλυση ατυχημάτων BN με ενσωμάτωση HFACS για παρουσίαση αντίστοιχων μέτρων πρόληψης, καθώς και κατηγοριοποίηση μέτρων πρόληψης με προσέγγιση αποδεικτικής λογικής και Best-fit μεθόδου **[69]**.

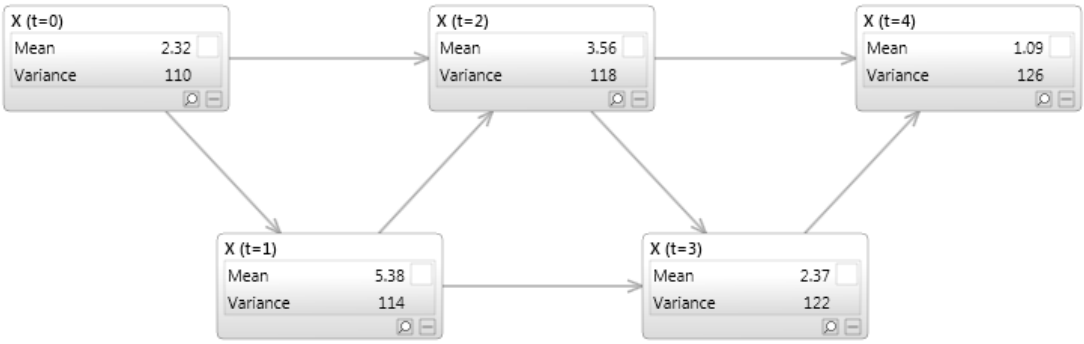
Για μοντελοποίηση των ενεργειών των ατόμων, των μεταξύ τους εξαρτήσεων και της δυναμικής συστήματος σε σενάριο σύγκρουσης πετρελαιοφόρου, προτείνονται Bayesian Belief Networks (BBNs). Τα παραπάνω, με αυτή τη μέθοδο, αντιμετωπίζονται με χρήση δυαδικών δέντρων. Μελετώνται οι εσωτερικοί και επιχειρησιακοί-οργανωτικοί παράγοντες του συστήματος (IFs & MOFs). Με αυτή τη μέθοδο προσδιορίζεται η πιθανή ακολουθία επικίνδυνων συμβάντων και απομονώνονται οι κρίσιμες δραστηριότητες στη λειτουργία του πλοίου **[70]**. Χρήση BN γίνεται και για κατηγοριοποίηση τροχαίων ατυχημάτων σύμφωνα με τη σοβαρότητα των τραυματισμών, λόγω της ιδιότητάς τους, να κάνουν προβλέψεις χωρίς αρχικές παραδοχές. Έτσι έχουμε γραφικές αναπαραστάσεις πολύπλοκου συστήματος, με αλληλένδετες συνιστώσες. Έγινε case study, 1536 ατυχημάτων στους αυτοκινητοδρόμους της Ισπανίας **[71]**.

Δύο εναλλακτικοί αλγόριθμοι BN εφαρμόζονται για κατασκευή μοντέλου, με βάση δεδομένα επιθεωρήσεων πλοίων από Port State Control. Παρουσιάζονται επιπλέον μοντέλα που περιέχουν κρυφή μεταβλητή και αντιπροσωπεύουν το σύνολο του συστήματος και συνδέουν τη συμμετοχή του ατυχήματος-συμβάντος με τα ευρήματα των επιθεωρήσεων **[72]**. Τέλος, για προβολή των εξαρτήσεων των παραγόντων ασφάλειας (σε διάφορα επίπεδα) και αξιολόγηση ασφάλειας σε κτήρια με μεταλλικό σκελετό, χρησιμοποιήθηκαν BNs. Το μοντέλο προβλέπει με ακρίβεια τις δυνατότητες διαχείρισης ασφάλειας, με υπολογισμό των πιθανοτήτων κινδύνων και αναλύοντας τα αίτια των ατυχημάτων, με βάση τις σχέσεις τους στα BNs **[73]**.

2.12 DYNAMIC BAYESIAN NETWORKS

Τα DBN είναι BN για δυναμικές διαδικασίες. Ένα δυναμικό Bayesian Network (DBN) είναι ένα Bayesian δίκτυο που συνδέει μεταβλητές μεταξύ τους μέσω διαδοχικών χρονικών φάσεων. Αυτό συχνά ονομάζεται BN δύο χρονικών τμημάτων, διότι υποστηρίζει ότι σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή T, η τιμή μιας μεταβλητής μπορεί να υπολογιστεί από τους εσωτερικούς παλινδρομητές και την αμέσως προηγούμενη τιμή (χρόνος T-1). DBNs είναι κοινά στη ρομποτική, και έχουν δείξει δυνατότητες για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών εύρεσης δεδομένων. Για παράδειγμα, έχουν χρησιμοποιηθεί σε αναγνώριση ομιλίας, ψηφιακή εγκληματολογία και βιοπληροφορική. DBN έχουν χρησιμοποιηθεί για την παραγωγή ισοδύναμων λύσεων σε Hidden Markov Models και φίλτρα Kalman **[76]**, **[101]**, **[106]**.

Για τη μοντελοποίηση των δεδομένων με χρονική σειρά, είναι φυσικό να χρησιμοποιούνται κατευθυνόμενα γραφικά μοντέλα, τα οποία μπορούν συλλάβουν το γεγονός ότι ο χρόνος ρέει προς τα εμπρός. Τόξα μέσα σε μία «χρόνική φέτα» μπορούν να κατευθυνθούν ή ανακατευθυνθούν , δεδομένου ότι μοντελοποιούν τη "στιγμιαία" συσχέτιση. Εάν όλα τα τόξα κατευθύνονται, τόσο εντός όσο και μεταξύ των φετών, το μοντέλο ονομάζεται δυναμικό Bayesian δίκτυο (DBN- Ο όρος «δυναμικό» σημαίνει ότι έχουμε διαμορφώσει ένα δυναμικό σύστημα και όχι ότι η δομή του γραφήματος αλλάζει με την πάροδο του χρόνου). DBNs είναι αρκετά δημοφιλή επειδή είναι εύκολο να ερμηνεθούν και να κατανοηθούν: επειδή το γράφημα κατευθύνεται, η δεσμευμένη κατανομή πιθανότητας (CPD) από κάθε κόμβο μπορεί να εκτιμηθεί ανεξάρτητα. Για τη μοντελοποίηση μιας χρονικής αλληλουχίας δεδομένων, είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν κατευθυνόμενα ή μη κατευθυνόμενο γραφικά μοντέλα **[101]**, **[103]**.



Σχήμα 2: DBN για 5 χρονικές φέτες

Δυναμικά BN μπορούν να περιέχουν και κόμβους που είναι με βάση το χρόνο (χρονικοί) αλλά και εκείνους που βρέθηκαν σε ένα κανονικό Bayesian δίκτυο. Μπορούν επίσης να υποστηρίξουν και συνεχείς και διακριτές μεταβλητές. Πολλαπλές μεταβλητές που αντιπροσωπεύουν διαφορετικές χρονικές σειρές, που (ίσως) σχετίζονται μεταξύ τους, μπορούν να υπάρχουν στο ίδιο μοντέλο. Οι εξαρτήσεις τους μπορούν να μοντελοποιηθούν (π.χ. χρησιμοποιώντας αυτόματες συνδιασπορές, και cross-συνδιακυμάνσεις), οδηγώντας σε μοντέλα που μπορούν να κάνουν προβλέψεις χρονικών σειρών πολλών μεταβλητών. Αυτό σημαίνει ότι αντί να χρησιμοποιούμε μόνο μία χρονική σειρά για να κάνουμε μια πρόβλεψη, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε πολλές χρονικές σειρές και τις αλληλεξαρτήσεις τους για να κάνουμε καλύτερες προβλέψεις.Απόδειξη είναι ό, τι γνωρίζουμε σχετικά με την τρέχουσα τιμή των μεταβλητών, όταν θέλουμε να κάνουμε προβλέψεις. Αποδεικτικά στοιχεία σε ένα κανονικό κόμβο ενός Bayesian network, μπορεί να είναι ότι το φύλο κάποιου είναι αρσενικό, ή η ηλικία κάποιου είναι 37. Ωστόσο, για ένα χρονικά εξαρτώμενο (χρονικό) κόμβο που βασίζεται σε ένα δυναμικό Bayesian δίκτυο, τα στοιχεία αποτελούνται από μια χρονολογική σειρά. Για παράδειγμα, το X θα μπορούσε να έχει αποδείξεις {1.2, 3.4, 4.5, 3.2, 3.4} **[101]**, **[104]** .

Δυναμικά Bayesian δίκτυα επεκτείνουν τον αριθμό των διαθέσιμων τύπων πρόβλεψης, όπως φαίνεται παρακάτω:

- Προβλέπουν την τιμή των μεταβλητών σε μελλοντικά χρονικά βήματα (πρόβλεψη).
- Προβλέπουν την τιμή των μη παρατηρούμενων μεταβλητών (δεν έχουν αποδείξεις) κατά την τρέχουσα χρονική στιγμή (φιλτράρισμα).
- Προβλέπουν την τιμή των μη παρατηρούμενων μεταβλητών στο παρελθόν (εξομάλυνση).
- Αν γυρίσουμε στην πιθανότερη εξήγηση (Most Predicted Explanation), μπορούν επίσης να προβλέψουν την πιθανότερη ακολουθία των παρελθοντικών απαρατήρητων μεταβλητών. Ένα παράδειγμα αυτού είναι η πρόβλεψη του πιο πιθανή ακολουθία των γραμμάτων κατά την εκτέλεση της αναγνώρισης χειρογράφου.

Όπως και με τις προβλέψεις σε ένα κανονικό Bayesian δίκτυο, έχουμε όχι μόνο τις προβλεπόμενες τιμές, αλλά και αποκλίσεις για τις συνεχείς μεταβλητές καθώς και πιθανότητες για διακριτές καταστάσεις, που δείχνουν την αβεβαιότητα στην πρόβλεψη **[101]**, **[105]**.

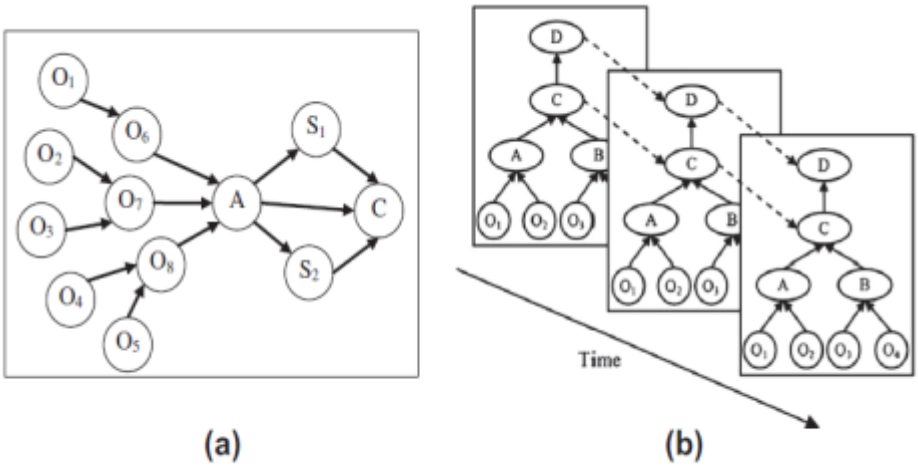


Fig. 8. A simple BN and a dynamic BN.

Σε έκθεση, συναντούμε τη χρήση των DBN ως εργαλείο αξιολόγησης της κατάστασης, το οποίο υποβοηθιέται από ένα εργαλείο προπαρασκευής στοιχείων, ρόλο που εδώ έχει η fuzzy μέθοδος κατανομής. Τα DBN χρησιμοποιούνται για τη διαμόρφωση abnormal καταστάσεων σε case study του US Ghemical Safety Board **[102]**. Σε άλλη εργασία, παρουσιάζεται ένα θεωρητικό πλαίσιο με βάση DBNs για την ποσοτική μοντελοποίηση και αξιολόγηση των LFO (Learning from Observation) καθηκόντων. Αποδεικνύεται πως η μάθηση μπορεί να απλοποιηθεί με εισαγωγή DBNs με “κρυφές καταστάσεις”, για τις οποίες τα καθήκοντα αξιολόγησης και μοντελοποίησης της μάθησης μπορούν να μειωθούν με την ελαχιστοποίηση και εκτίμηση μερικών στοχαστικών μέτρων ομοιότητας **[107]**. Στην Υγεία, βρίσκουμε την επιτυχή χρήση της μεθόδου για μοντελοποίηση χρονικών πληροφοριακών συστημάτων σε κρίσιμους τομείς περίθαλψης. Γίνεται εφαρμογή για πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων λειτουργίας οργάνων και βοηθάει στη λήψη προγνωστικών

θεραπευτικών αποφάσεων **[108]**. Αλλού, παρουσιάζεται μια εφαρμογή δυναμικών BNs για την ποσοτική εκτίμηση του κινδύνου των ανθρώπινων παραγόντων στην υπεράκτιες εκρήξεις. Περιγράφεται το ανθρώπινο σφάλμα χρησιμοποιώντας την αποτυχία φράγματος του ανθρώπινου παράγοντα (HFBF), η οποία αποτελείται από τρεις κατηγορίες παραγόντων, συμπεριλαμβανομένων των ατομικών αποτυχιών φράγματος παράγοντα (IFBF), την οργανωτική ανεπάρκεια φράγματος παράγοντα (OFBF) και την αποτυχία φράγματος του παράγοντα της ομάδας (GFBF). Γίνεται μεθοδολογία της μετάφρασης δέντρου ψευδο-σφάλματος σε BN και DBN **[109]**. Διαφορετικό paper, ασχολείται με τη μοντελοποίηση των πολλαπλών καταστάσεων υπερχείλησης σε ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας. Ειδικότερα, προτείνεται να μοντέλο με τη μορφή DBN, το οποίο μπορεί να παράγεται με τη βοήθεια ειδικών κανόνων, από τη δομή του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας εκφρασμένη σε σειρές και παράλληλες ενότητες **[110]**.

Στην Οικονομία, προτείνεται μια στοχευμένη και ισχυρή μοντελοποίηση της εξάρτησης χρονοσειρών με πολλές μεταβλητές, μέσω δυναμικών δικτύων, με χρονικά μεταβαλλόμενους προγνωστικούς παράγοντες που περιλαμβάνουν τη βελτίωση της ερμηνείας και την πρόβλεψη. Το μοντέλο εφαρμόζεται στις χρηματοπιστωτικές αγορές **[111]**. Στη βιβλιογραφία, βρίσκουμε επίσης ένα δυναμικά Bayesian δίκτυο (με πολλές χρονικές φέτες), με μείγμα Gaussian εξόδου (MT-DBNMG) με βάση τη μέθοδο αναγνώρισης βλάβης που βασίζεται σε δεδομένα, που προτείνεται για να χειριστεί τα δείγματα δεδομένων που λείπουν και τα μη-Gaussian δεδομένα διεργασίας **[112]**. Τέλος, παρουσιάζεται μια DBN μοντελοποίηση σειρών, παράλληλων και 2-out-of-3 εκλογικών συστημάτων, λαμβάνοντας υπόψην την κοινή αιτία αποτυχίας, την ατελή κάλυψη, την ατελή επισκευή και την προληπτική συντήρηση σε υπροβρύχιες εργασίες. Χρησιμοποιώντας την προτεινόμενη μέθοδο, η μοντελοποίηση DBN ενός σύστηματος ελέγχου πρόληψης υποβρυχίας έκρηξης (BOP) δημιουργείται και αξιολογείται η αξιοπιστία του **[113]**.

2.13 SPAR-H

Οι αδυναμίες της ανάλυσης ανθρώπινης αξιοπιστίας (HRA), έχουν ως αποτέλεσμα τη δημιουργία πάνω από 50 μεθόδων. Πολλοί παράγοντες που σχηματοποιούν την απόδοση (PSF), που χρησιμοποιούνται σε HRA μεθόδους, δεν είναι άμεσα παρατηρήσιμοι και μετρήσιμοι. Πρόσφατα, η Ρυθμιστική Επιτροπή Πυρηνικής Ασφάλειας των ΗΠΑ έχει εκδώσει την τυποποιημένη μέθοδο Ανάλυσης Κινδύνου εργοστασίων - Ανάλυσης Ανθρώπινης Αξιοπιστίας (SPAR-H) για να ληφθεί υπόψη η πιθανότητα ανθρώπινου λάθους **[76]**. Υπάρχει διαφορά μεταξύ των ερευνητών HRA και των επαγγελματιών που ασκούν HRA. Τα Bayesian δίκτυα παρέχουν ένα πλαίσιο για αντιμετώπιση αδυναμιών της HRA και από τις 2 σκοπιές. Αρχικά, το χάσμα αυτό μεταξύ έρευνας και πρακτικής της HRA γεφυρώνεται με οικοδόμηση μίας BN έκδοσης της ευρέως χρησιμοποιούμενης SPAR-H μεθόδου **[26]**. Η SPAR-H μέθοδος, όπως βρίσκουμε στη βιβλιογραφία, σε μία σύγχρονη έκδοσή της έχει παρουσιαστεί, μαζί με οδηγίες, ορισμούς, βελτιώσεις στην αβεβαιότητα και αύξηση στην λεπτομέρεια όσον αφορά την εξάρτηση για υπολογισμούς HEP. Επίσης περιλαμβάνονται συγκρίσεις μεταξύ αυτής και άλλων σύγχρονων HRA μεθόδων **[27]**.

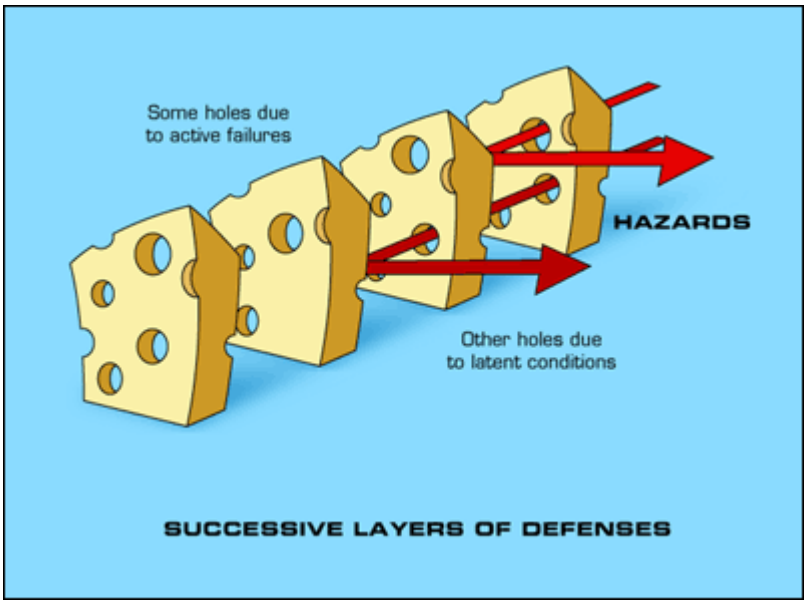
Πολλές φορές, οδηγούμαστε στην εισαγωγή της υποκειμενικότητας στον υπολογισμό της πιθανότητας ανθρώπινου λάθους (HEP). *Αυτό αντιμετωπίζεται με την εκ των προτέρων κωδικοποίηση των πληροφοριών σε ένα BN και ενημέρωσή του με τις διαθέσιμες πληροφορίες*. Εξετάζεται το πώς θα μπορούσε να παραχθεί μοντέλο SPAR-H, με πληροφορίες από 2 ή περισσότερες πηγές, όταν λείπουν παρατηρήσεις **[28]**.

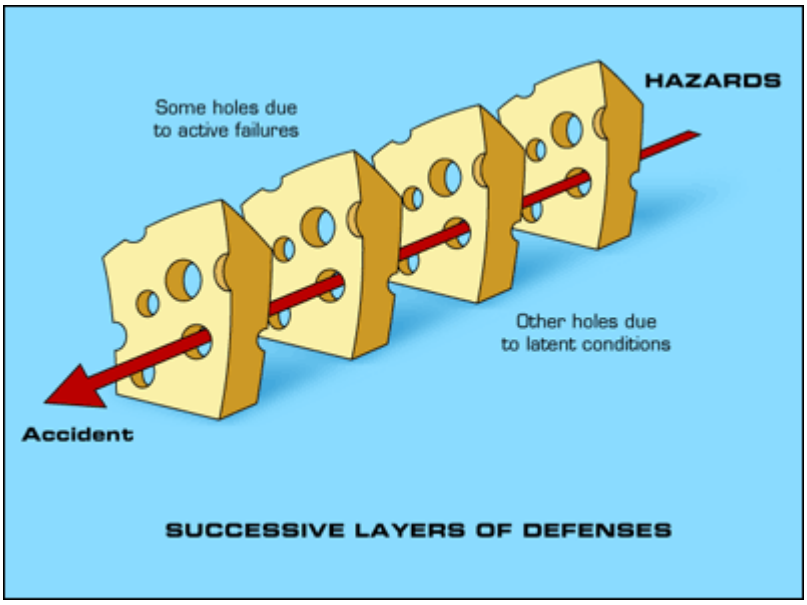
Συγκρίνοντας τη SPAR-H με άλλες μεθόδους όπως οι SLIM, BNs, παρατηρούμε αρχικά ότι και οι 3 είναι μεθοδολογίες ανάλυσης ανθρώπινου παράγοντα και ότι αποτελούν μια καλή προσέγγιση της ελαχιστοποίησης του ανθρώπινου λάθους. Για εύρεση μεθοδολογίας ανάλυσης εργασιών συντήρησης με εισαγωγή του ανθρώπινου παράγοντα, γίνεται case study για τη λειτουργία τουρμπίνων. Αναλύονται η πιθανότητα ανθρώπινου λάθους και τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της εφαρμογής της κάθε μεθόδου **[29]**.

Τέλος να αναφερθεί, ότι η SPAR-H είναι ιδιαίτερα διαδεδομένη μέθοδος με χρήσεις από τη Βιολογία, για ορισμό της ποικιλομορφίας σε DNA επίπεδο, μέχρι και την Οικονομία, για να βρεθεί η αξιοπιστία της αγοράς σε πωλήσεις ακινήτων **[30]**, **[31]**.

Swiss Cheese Model - <<ΕΛΒΕΤΙΚΟ ΤΥΡΙ>> (SCM)

Ο Reason εισήγαγε αυτό το μοντέλο αστοχίας συστήματος. Κάθε βήμα στη διαδικασία έχει τη δυνατότητα αστοχίας σε διαφορετικούς βαθμούς. Το ιδεατό σύστημα είναι ανάλογο με φέτες Ελβετικού τυριού. Δείτε τις οπές ως ευκαιρίες του συστήματος στην αστοχία και κάθε μία από τις φέτες ως «αμυντικά στρώματα» της διαδικασίας. Ένα λάθος μπορεί να προκαλέσει ένα πρόβλημα να περάσει μέσα από οπή ενός στρώματος, αλλά στο επόμενο στρώμα οι οπές είναι σε διαφορετικά σημεία και το πρόβλημα μπορεί να σταματήσει. Κάθε στρώμα είναι μια άμυνα σε λάθος που επηρεάζει το αποτέλεσμα. Για να συμβεί καταστροφικό λάθος θα πρέπει οπές να είναι ευθυγραμμισμένες. Εάν συμβαίνει κάτι τέτοιο σε πραγματική περίπτωση και περιγράφεται από το μοντέλο, τότε ένα πρόβλημα θα μεγαλώσει και θα δώσει άσχημα αποτελέσματα. Κάθε φέτα του τυριού είναι μια ευκαιρία να σταματήσει ένα λάθος. Όσες περισσότερες άμυνες βάζουμε, τόσο το καλύτερο. Επίσης, όσο λιγότερες και μικρότερες οι οπές τόσο καλύτερα μπορούμε να πιάσουμε το λάθος **[78]**.





The original source for the Swiss Cheese illustration is: “Swiss Cheese” Model – James Reason, 1991.

Ο Reason υπέθεσε ότι τα περισσότερα ατυχήματα μπορούν να ομαδοποιηθούν σε ένα ή περισσότερα από τέσσερις τομείς αστοχίας: οργανωτικές επιδράσεις, εποπτεία, προϋποθέσεις και συγκεκριμένες πράξεις. Προϋποθέσεις για ανασφαλείς ενέργειες περιλαμβάνουν κουρασμένο πλήρωμα αεροπλάνου ή ακατάλληλες πρακτικές επικοινωνίας. Ανασφαλής εποπτεία για παράδειγμα είναι να τοποθετήσεις δύο άπειρους πιλότους σε δύσκολο καιρό σε βραδινή πτήση. Οργανωτικά προβλήματα που επιδρούν είναι μείωση στην εκπαίδευση των πιλότων όταν υπάρχουν προϋπολογισμοί λιτότητας.

Στο Swiss Cheese οι άμυνες ενός οργανισμού απέναντι στην αστοχία μοντελοποιούνται ως σειρά εμποδίων που απεικονίζονται ως φέτες τυριού. Οι οπές στις φέτες απεικονίζουν αδυναμίες σε μέρη του συστήματος και συνεχώς αλλάζουν μέγεθος και θέση στις φέτες. Το σύστημα παράγει αστοχίες όταν η οπή σε κάθε φέτα

στιγμιαία ευθυγραμμίζεται, επιτρέποντας –σε λόγια του Reason- «μία τροχιά ατυχήματος», έτσι ώστε ο κίνδυνος περνάει μέσα από τις οπές σε όλες τις φέτες, κάτι που οδηγεί σε αστοχία **[76]**.

Το μοντέλο περιλαμβάνει ενεργές και λανθάνουσες αστοχίες. Οι ενεργές αστοχίες οδηγούν κατευθείαν σε δυστύχημα όπως λάθος του πιλότου στο αεροπλάνο, ενώ οι λανθάνουσες είναι λάθη που συνεισφέρουν σε ατύχημα που θα συμβεί μετά από μέρες, εβδομάδες ή μήνες. Λανθάνουσες αστοχίες βρίσκονται στους πρώτους τρεις τομείς της θεωρίας του Reason **[78]**.

Το μοντέλο του ελβετικού τυριού (SCM) είναι το πιο δημοφιλές μοντέλο πρόκλησης ατυχημάτων και χρησιμοποιείται ευρέως σε ολόκληρη διάφορες βιομηχανίες. Μια συζήτηση υπάρχει στην ερευνητική βιβλιογραφία για το αν το SCM παραμένει ένα βιώσιμο εργαλείο για την ανάλυση των ατυχημάτων. Οι επικριτές του μοντέλου δείχνουν ότι παρέχει μια διαδοχική, υπεραπλουστευμένη άποψη των ατυχημάτων. Αντίθετα, οι υποστηρικτές δείχνουν ότι ενσαρκώνει τις έννοιες της θεωρίας των συστημάτων, σύμφωνα με τις σύγχρονες τεχνικές συστημικής ανάλυσης. Σε έρευνα, εξετάζεται κατά πόσον το SCM μπορεί να προσφέρει ένα σύστημα σκέψης προσέγγιση και να παραμείνει μια βιώσιμη επιλογή για την ανάλυση των ατυχημάτων. Για να επιτευχθεί αυτό, ο εκτροχιασμός του τρένου στο Grayrigg αναλύθηκε με ένα μοντέλο SCM-based και με δύο μεθόδους συστηματικής ανάλυσης των ατυχημάτων (AcciMap και STAMP). Ωστόσο, το μοντέλο ATSB και AcciMap παρουσιάζουν γραφικά τα ευρήματά τους με ένα πιο συνοπτικό τρόπο, ενώ η STAMP ενσωματώνει με μεγαλύτερη σαφήνεια τις έννοιες της θεωρίας των συστημάτων **[79]**.

Η ίδια ιδέα εφαρμόζεται και στην υγεία. Για παράδειγμα λανθάνουσα αστοχία είναι όταν δύο φάρμακα έχουν την ίδια συσκευασία και τοποθετούνται στο ράφι του φαρμακείου δίπλα. Τέτοια παραδείγματα έφεραν το συμπέρασμα ότι ιατρικά λάθη μπορούν να προκληθούν από αστοχίες του συστήματος και όχι του χαρακτήρα του ιατρού **[81]**.

Οι Lubnau και Okray, εφάρμοσαν το σύστημα στην πυρόσβεση προσπαθώντας να μειώσουν το ανθρώπινο λάθος τοποθετώντας περισσότερες φέτες στο τυρί του συστήματος. Ονομάζονται οι τεχνικές της διαχείρισης πληρώματος **[80]**.

2.14 ACCIMAP

Η προσέγγιση AcciMap είναι μια συστημική τεχνική για την ανάλυση ατυχημάτων και ειδικά για την ανάλυση των αιτίων των ατυχημάτων και συμβάντων που συμβαίνουν σε πολύπλοκα κοινωνικο-τεχνικά συστήματα. Η προσέγγιση αναπτύχθηκε αρχικά από τον Jens Rasmussen **[88]**, ως μέρος μιας προληπτικής στρατηγικής για τη διαχείριση του κινδύνου, αλλά κύρια εφαρμογή της είναι ότι αποτελεί ένα εργαλείο ανάλυσης των ατυχημάτων. Η προσέγγιση AcciMap είναι χρήσιμη για ανακάλυψη των παραγόντων από τα διάφορα μέρη του συστήματος που συνέβαλαν σε ένα ατύχημα και για τη διευθέτηση αυτών των παραγόντων σε ένα λογικό διάγραμμα συνάφειας που απεικονίζει τον τρόπο που συνδυάζονται για να οδηγήσουν σε αυτή την περίπτωση **[92]**.

Η μέθοδος προωθεί επίσης μία συστημική θεώρηση της πρόκλησης ατυχημάτων, καθώς το διάγραμμα AcciMap εκτείνεται πολύ πέρα από τις άμεσες αιτίες της εκδήλωσης, για να αποκαλύψει το πλήρες φάσμα των παραγόντων υψηλότερου επιπέδου που συνέβαλαν στην έκβαση ατυχήματος-συνβάντος (ή που παρέλειψαν να το αποτρέψουν από την εμφάνιση). Ως εκ τούτου, βοηθά τους αναλυτές στην κατανόηση του πώς και γιατί έγινε ένα ατύχημα, και αποτρέπει τη δυσανάλογη εστίαση της προσοχής για τις άμεσες αιτίες (όπως λάθη που έγιναν από την πρώτη γραμμή των εργαζομένων), διότι οι παράγοντες που προκάλεσαν ή επέτρεψαν την εμφάνιση των εν λόγω παραγόντων, επίσης αναγνωρίζονται. Ως εκ τούτου, η προσέγγιση βοηθά στην αποφυγή ρίψης ευθύνης στα άτομα («πρώτης γραμμής») για τα ατυχήματα και στην αμέλεια παραγόντες που συνέβαλαν στην συμπεριφορά τους, που δεν επιλύθηκαν **[93]**. Στην επέκτασή της για εξέταση παραγόντων που συμβάλλουν σε κυβερνητικό, κανονιστικό και κοινωνικό επίπεδο, η προσέγγιση αυτή έχει επίσης την ικανότητα να συλλάβει και την αντιμετώπιση των παραγόντων υψηλού επιπέδου που συμβάλλουν, που συνήθως αποκλείονται από αναλύσεις ατυχημάτων με τη χρήση άλλων μεθόδων **[76]**, **[88]**. Η προσέγγιση AcciMap περιλαμβάνει την κατασκευή ενός πολυεπίπεδου διαγράμματος συνάφειας, στο οποίο οι διάφορες αιτίες ενός ατυχήματος είναι τοποθετημένες σύμφωνα με την αιτιώδη απόστασής τους από την έκβαση (που απεικονίζεται στο κάτω μέρος του διαγράμματος). Οι πιο άμεσες αιτίες εμφανίζονται στα κατώτερα τμήματα του διαγράμματος, με τις πιο απομακρυσμένες αιτίες να εμφανίζονται σε προοδευτικά υψηλότερα επίπεδα, έτσι ώστε το πλήρες φάσμα των παραγόντων που συνέβαλαν στην εκδήλωση να μοντελοποιείται **[92]**, **[93]**, **[94]**. Η Accimap έχει συγκριθεί και με άλλες μεθόδους, όπως η STAMP και έχει τονιστεί η δυνατότητά της να παρουσιάζει γραφικά τα ευρήματά της με ένα πιο συνοπτικό τρόπο, ενώ η STAMP ενσωματώνει με μεγαλύτερη σαφήνεια τις έννοιες της θεωρίας των συστημάτων **[79]**, **[90]**.

Ας δούμε και λίγο τις εφαρμογές της Accimap σε case studies. Αρχικά, στην αεροπορική βιομηχανία, παρατηρείται ότι παρά τη χρήση υψηλών προδιαγραφών ασφαλείας κατά το σχεδιασμό και τη λειτουργία των αεροσκαφών, τα ατυχήματα συμβαίνουν. Είναι συχνή η περίπτωση ότι ένα ατύχημα είναι το αποτέλεσμα μιας ακολουθίας, φαινομενικά ελάσσονος σημασίας και συχνά άσχετων εκδηλώσεων. Εξετάζονται τα εργαλεία, όπως η Accimap, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό βασικών οργανωτικών παραγόντων που συμβάλλουν στην αεροπορικών ατυχημάτων. Η έρευνα χρησιμοποιεί ένα ατύχημα ελικοπτέρου ως μελέτη περίπτωσης, για να καθορίσει το βαθμό στον οποίο τα εργαλεία ανάλυσης και απεικόνισης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση των θεμάτων συντήρησης και οργάνωσης που συνέβαλαν στο ατύχημα **[91]**.

Ύστερα, βρίσκουμε την κατασκευή της Accimap για μελέτη της απόκρισης σε μεγάλη δασική πυρκαγιά στην Αυστραλία. Εδώ η μελέτη περίπτωσης χρησιμοποιείται για εξέταση μιας σειράς προβλέψεων που γίνονται από το πλαίσιο διαχείρισης του κινδύνου προκειμένου να δοκιμαστεί η δυνατότητα εφαρμογής αυτής της προσέγγισης σε ένα πλαίσιο απόκρισης σε δασικές πυρκαγιές και να διαπιστώσει εάν τα συστήματα που βασίζονται στη θεωρία πλαισίων είναι συμβατά με την ανάλυση των δραστηριοτήτων για την αντιμετώπιση των καταστροφών. Επιπλέον, υποστηρίζεται ότι η προσέγγιση αυτή ολιστικών συστημάτων παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη κατανόηση της απόδοσης απόκρισης και την προωθεί βελτιώσεις στο συνολικό σύστημα αντιμετώπισης καταστροφών **[89]**. Τέλος, βρίσκουμε περιγραφή

εφαρμογής της θεωρίας των συστημάτων που βασίζονται σε προσέγγιση, στο πλαίσιο διαχείρισης των κινδύνων, στην ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν την ασφάλεια κατά τη διάρκεια δραστηριοτήτων χειρωνακτικής διακίνησης φορτίων σε μια οργάνωση διακίνησης φορτίου. Οι διαφορετικές πηγές δεδομένων, ολοκληρώνονται με τη χρήση Accimap τεχνικής, η οποία να παράσχει μια συνολική ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν την ασφάλεια κατά τη διάρκεια δραστηριοτήτων χειρωνακτικής διακίνησης φορτίων σε αυτό το πλαίσιο. Τα ευρήματα δείχνουν πως μια θεωρία των συστημάτων που βασίζονται σε προσέγγιση μπορεί να εφαρμοστεί σε αυτόν τον τομέα, και προτείνουν τις αλλαγές που απαιτούνται για την πρόληψη μελλοντικών τραυματισμούς λόγω χειρωνακτικής διακίνησης **[95]**.

2.15 IMPROMAP

Ο αποτελεσματικός, κατάλληλος αυτοσχεδιασμός έχει τη δυνατότητα να ενισχύσει την ανθεκτικότητα του συστήματος, αλλά το φαινόμενο δεν είναι ακόμα καλά κατανοητό. Η έρευνα που βρέθηκε, εξετάζει την έννοια ότι ο αυτοσχεδιασμός είναι ένα φαινόμενο των συστημάτων και εξετάζει την καταλληλότητα του Πλαισίου Διαχείρισης Κινδύνων Rasmussen (1997) και της Accimap μεθοδολογίας, για την εξέταση των παραγόντων που επηρεάζουν την ασφάλεια του αυτοσχεδιασμού σε κρίσιμες καταστάσεις. Impromaps (Accimaps αυτοσχεδιασμός) χρησιμοποιήθηκαν για να προσδιοριστεί κατά πόσον οι παράγοντες που επηρεάζουν, όπως ο αυτοσχεδιασμός σε δύο περιπτωσιολογικές μελέτες, πληρούσαν τις προβλέψεις που γίνονται από Πλαίσιο Διαχείρισης Κινδύνων Rasmussen. Τα ευρήματα δείχνουν ότι ο αυτοσχεδιασμός είναι ένα φαινόμενο των συστημάτων και υποστηρίζουν τη χρήση του πλαισίου και Impromaps ως μεθοδολογία ανάλυσης για την εξέταση των περιστατικών αυτοσχεδιασμού. Η μεθοδολογία αυτή επέτρεψε την ταυτοποίηση των παραγόντων σε όλα τα επίπεδα και των δύο συστημάτων, και ήταν σε θέση να περιγράψει τις σχέσεις μεταξύ των παραγόντων, τόσο εντός όσο και μεταξύ των επιπέδων του συστήματος. Το συμπέρασμα είναι ότι Impromaps ισχύουν για αυτοσχεδιασμούς που συμβαίνουν σε διάφορους τομείς και έχουν τόσο θετικές, όσο και αρνητικές εκβάσεις **[99]**.

2.16 HFACS (Human factor analysis & classification system)

Το HFACS αναπτύχθηκε αρχικά ως ένα πλαίσιο για την κατανόηση του ρόλου του "ανθρώπινου λάθους" στα αεροπορικά ατυχήματα από τους Shappell and Wiegmann, (2000, 2003), αλλά στη συνέχεια πέρασε και στους σιδηροδρόμους και τα λατομεία. Τελευταία χρησιμοποιείται και στη ναυτιλία. Βασίζεται στο μοντέλο «ελβετικό τυρί» του James Reason, για ανθρώπινα λάθη σε πολύπλοκα συστήματα . Το HFACS κάνει διάκριση μεταξύ των "ενεργών αποτυχιών" μη ασφαλών πράξεων, και «λανθανουσών αποτυχιών» των προϋποθέσεων για μη ασφαλείς πράξεις, μη ασφαλή εποπτεία και οργανωτικές επιρροές. Οι κατηγορίες αυτές αναπτύχθηκαν εμπειρικά με βάση πολλές εκθέσεις αεροπορικών ατυχημάτων. **[76]**, **[97]**.

Βασιζόμενο στις θεωρίες του Reason, το HFACS περιγράφει το ανθρώπινο λάθος σε κάθε ένα από τέσσερα επίπεδα αστοχίας:

1. **Ανασφαλείς πρακτικές:** Απόφαση και αντίληψη. Τα λάθη στην απόφαση μπορούν να βγουν είτε στο σχεδιασμό, είτε στη διάγνωση του κινδύνου).
2. **Προϋποθέσεις ανασφαλών πρακτικών**: Περιβαλλοντικοί παράγοντες, προσωπικοί (π.χ. κατάσταση χειριστών) και παράγοντες που έχουν να κάνουν με το προσωπικό (π.χ. ενδοεπικοινωνία).
3. **Ανασφαλής εποπτεία-διοίκηση πλοίου:** Πλοίαρχος (π.χ. κακή διαχείρηση προσωπικού), προϊστάμενος στην ξηρά (κακός επιχειρησιακός σχεδιασμός) κλπ.
4. **Οργανωτικές επιπτώσεις:** Αριθμός πληρώματος, κακή εκπαίδευσή του.
5. **Εξωτερικοί παράγοντες:** π.χ. άτυποι κανόνες.

Προχωρώντας σε case studies, βλέπουμε μια μελέτη με δοκιμές του HFACS που διεξήχθη για να καθορίσει την αξιοπιστία του στο πλαίσιο του στρατιωτικού ελέγχου της εναέριας κυκλοφορίας (ATC). Δύο ομάδες συμμετείχαν στη μελέτη: μία ομάδα που αποτελείται από ειδικούς στον τομέα του ανθρώπινου παράγοντα και η άλλη ομάδα από ελεγκτές εναέριας κυκλοφορίας. Όλοι οι συμμετέχοντες είχαν ενιαία εκπαίδευση. Στη συνέχεια, λήφθηκαν υπόψη 14 αναφορές συμβάντων και κωδικοποιούνται οι σχετικές διαπιστώσεις. Τα αποτελέσματα δείχνουν παρόμοια χαμηλή συναίνεση για τις δύο ομάδες των συμμετεχόντων. Αρκετοί λόγοι προτείνονται για τα αποτελέσματα που σχετίζονται με το μοντέλο HFACS, το πλαίσιο εντός του οποίου συνέβη το περιστατικό, η αναφορά σε πραγματικές οργανώσεις και η διεξαγωγή των μελετών **[96]**.

Επίσης, γίνεται και άλλη μια μελέτη πάλι πάνω στα εμπορικά αεροπορικά ατυχήματα. Το (HFACS) είναι ένα γενικό πλαίσιο ανθρώπινου λάθους που αρχικά αναπτύχθηκαν και δοκιμάστηκε ως εργαλείο για τη διερεύνηση και την ανάλυση των ανθρώπινων αιτιών των αεροπορικών ατυχημάτων. Βασίζεται στο Μοντέλο λανθανουσών και ενεργών αποτυχιών και αντιμετωπίζει το ανθρώπινο λάθος σε όλα τα επίπεδα του συστήματος, συμπεριλαμβανομένης της κατάστασης του ιπτάμενου προσωπικού και των οργανωτικών παραγόντων. Εκτιμάται η χρησιμότητα των HFACS πλαισίων ως ένα εργαλείο ανάλυσης σφαλμάτων και ταξινόμησης, έξω από το στρατό. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας τα ατυχήματα που συνέβησαν μεταξύ του Ιανουαρίου 1990 και του Δεκεμβρίου 1996, αποδείχθηκε ότι HFACS λαμβάνουν υπόψη αξιόπιστα όλους τους ανθρώπινους παράγοντες που συνδέονται με τα εμπορική ατυχήματα που εξετάστηκαν. Επιπλέον, η κατάταξη των δεδομένα χρησιμοποιώντας HFACS τόνισε αρκετά κρίσιμα θέματα ασφάλεια που χρίζουν έρευνας παρέμβασης. Αυτά τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι το πλαίσιο HFACS μπορεί να είναι ένα βιώσιμο εργαλείο **[97]**. Τέλος, εξετάζεται το HFACS από τη σκοπιά των ατυχημάτων στη Ναυτιλία. Παρά τις καινοτόμες τάσεις στην ναυτική τεχνολογία και την εφαρμογή των ρυθμίσεων που αφορούν την ασφάλεια, τα ναυτικά ατυχήματα εξακολουθούν να είναι μια κορυφαία ανησυχία για τα παγκόσμια ναυτιλιακά συμφέροντα. Η διασφάλιση της συνέπειας των εκθέσεων έρευνας ναυτικών ατυχημάτων, αναγνωρίζεται ως ένας σημαντικό στόχο, προκειμένου να

προσδιοριστούν με σαφήνεια τα βασικά αίτια των ατυχημάτων αυτών. Ως εκ τούτου, ο στόχος του paper είναι να δημιουργήσει ένα αναλυτικό HFACS, με βάση μία Fuzzy Διαδικασία Αναλυτικής Ιεράρχησης (FAHP), προκειμένου να προσδιοριστεί ο ρόλος των ανθρώπινων λαθών σε ναυτικά ατυχήματα. Ένταξη των FAHP βελτιώνει το πλαίσιο HFACS παρέχοντας μια αναλυτική βάση και ικανότητα ομαδικής λήψης αποφάσεων, προκειμένου να εξασφαλιστεί η ποσοτική εκτίμηση των ναυτιλιακών ατυχημάτων **[98]**.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΟΥ BAYES

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Μία κατανομή πρόβλεψης που βασίζεται στη θεωρία του Bayes (Bayesian “posterior distribution” ή “predictive distribution”) περιλαμβάνει όλα όσα χρειάζεται κάποιος ώστε να γίνουν γνωστές πληροφορίες μιας άγνωστης παραμέτρου ή μελλοντικών παρατηρήσεων. Οι μέθοδοι που βασίζονται στον Bayes (Bayesian methods) υποδηλώνουν το πώς χρησιμοποιούνται οι στατιστικές τεχνικές με εύλογο και σχετικά πρακτικό τρόπο. Οι ειδικοί που θα κάνουν χρήση αυτών των μεθόδων, καθοδηγούνται έτσι ώστε να βγάλουν συμπεράσματα σε επιστημονικό, ιατρικό και κοινωνικό επίπεδο βάσει των αριθμητικών δεδομένων. Γίνεται εξήγηση των θεωρήσεων που είναι χρήσιμες για τη μεθοδολογία του Bayes και για το πώς χρησιμοποιούνται ώστε να αποκτηθούν καλής ποιότητας αποτελέσματα. Οι μέθοδοι παρουσιάζονται με αξιοσημείωτο τρόπο και σαν υπολογιστική προσομοίωση (Leonard and Hsu, 1999).

Στατιστικές χρησιμοποιούν θεωρητικά μοντέλα και τεχνικές, βοηθώντας τούς αρμόδιους ερευνητές να αποσπάσουν ικανοποιητικά αποτελέσματα και συμπεράσματα αυτών σχετικά με κοινωνικά, ιατρικά και επιστημονικά θέματα βασισμένα σε αριθμητικά δεδομένα, τα οποία υπόκεινται σε τυχαία αβεβαιότητα. Για κάθε συγκεκριμένη μελέτη, είναι πολύ σημαντικό να συνδυάζονται θεωρητικές και υπολογιστικές πηγές, μαζί με εφαρμοζόμενες τεχνικές και τη δυνατότητα της αλληλεπίδρασης ειδικών με γνώσεις σχετικές με το ιστορικό του υπό μελέτη θέματος και της χρησιμότητας των δεδομένων.

Πολλές μελέτες και βάσεις δεδομένων είναι αδόκιμες και δεν είναι πάντα πιθανό να παρέχουν μία ολοκληρωμένη και πειστική ανάλυση βασισμένη σε προυπάρχουσες τεχνικές. Επομένως, ορισμένοι στατιστικολόγοι συχνά χρειάζεται να αναπτύξουν νέες τεχνικές για μία συγκεκριμένη πρακτική μελέτη. Η στατιστική κατάσταση της τέχνης είναι βαθμιαία αυξανόμενη και συνεπώς είναι πολύ σημαντικό για τους ερευνητές να συνεχίσουν να αναπτύσσουν κατάλληλη στατιστική μεθοδολογία. Τέλος, όταν η υπάρχουσα μεθοδολογία είναι διαθέσιμη, τότε θα μπορούσε να εφαρμοστεί με εξειδικευμένες γνώσεις των θεωρήσεων που περιέχονται σε αυτή, μαζί με τις συνέπειές τους.

Στις μέρες μας υπάρχουν δύο επικρατούσες αρχές που αφορούν την αντίληψη στη στατιστική. Αυτές είναι οι εξής (Leonard and Hsu, 1999):

- Η φιλοσοφία της σκέψης που βασίζεται στη θεωρία του Sir Ronald Fisher (Fisherian philosophy).

- Η φιλοσοφία της σκέψης που βασίζεται στη θεωρία του Reverend Thomas Bayes (Bayesian philosophy).

Ο τρόπος προσέγγισης του εκάστοτε προβλήματος σε σχέση με τον Fisher, συνδυάζει την προσέγγιση συχνότητας (αμερόληπτους εκτιμητές, υποθετικές δοκιμές) με μεθόδους πιθανοτήτων.

Επίσης, περιλαμβάνεται στη θεωρία του μία ημιτελής μέθοδος, η οποία προσπαθεί να αφομοιώσει κάποια από τα πλεονεκτήματα της προσέγγισης που είναι βασισμένη στη θεωρία του Bayes (π.χ. ορθολογικά δεσμευμένα συμπεράσματα, δοσμένων των παρατηρούμενων αξιών των δεδομένων, συνδυασμένα με τις ιδιότητες συχνοτήτων όταν επαναλαμβάνεται το παράδειγμα κάποιες φορές κάτω από πανομοιότυπες συνθήκες), χωρίς να θεωρούμε αρχικές κατανομές πιθανοτήτων.

Ο τρόπος προσέγγισης του εκάστοτε προβλήματος σύμφωνα με τον Bayes, αναφέρεται σε αρχική και τελική γνώση (“prior-posterior knowledge”), σε αρχικές, τελικές κατανομές και κατανομές πρόβλεψης (“prior, posterior and predictive distributions”) και σε εκτιμητές και κανονισμούς απόφασης που βασίζεται στη θεωρία του Bayes (“Bayes decision rules and estimators”). Η προσέγγιση των διαδικασιών κατά τον Bayes έχει πολλά πλεονεκτήματα, συγκεκριμένα με τις εγγενείς ιδιότητες συχνοτήτων. Σε πρακτικό επίπεδο, αυτό σημαίνει πως αν οι προσομοιώσεις σε ηλεκτρονικό υπολογιστή χρησιμοποιηθούν για τη σύγκριση της σημασίας του λάθους πρόβλεψης, της πιθανότητας κάλυψης ενός γεγονότος ή της ισχύος διαφορετικών διαδικασιών, τότε οι Bayesian μέθοδοι μπορούν να παρουσιαστούν με αξιοσημείωτο τρόπο. Αυτή η εξακρίβωση αποτελεί ένα σημαντικό συστατικό μέρος, όταν συνδυάζεται με την κατασκευή στατιστικών τεχνικών και παρέχει μόλις μία αποδοτική δικαιολόγηση για ένα παράδειγμα του Bayes. Άλλα πλεονεκτήματα περιλαμβάνονται στις αναφορές του Berger (1985), Bernardo και Smith (1994).

3.2 ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΕΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

Όταν αναλύονται αριθμητικά δεδομένα που υπόκεινται σε τυχαία αβεβαιότητα, τα οποία έχουν συλλέγει με επιστημονικό περιεχόμενο, ο πρώτος «χρυσός κανόνας» που ισχύει είναι η μελέτη των δεδομένων πριν εφαρμοστεί οποιαδήποτε επίσημη στατιστική τεχνική (για παράδειγμα, χρησιμοποιώντας σχετικά ιστογράμματα συχνοτήτων, πίνακες με ενδεχόμενα, dotplots, bivariate scatterplots). Πολύπλοκα σύνολα δεδομένων χρειάζονται αρκετές ώρες ή ακόμα και εβδομάδες για να μελετηθούν. Όταν μελετάμε βάσεις δεδομένων, θα πρέπει να κατανοούμε το γεγονός ότι τα δεδομένα δεν είναι απλά κάποιοι αριθμοί, αλλά μετρήσεις που καθορίζουν την αληθινή οντότητα των πραγμάτων (για παράδειγμα, το βάρος που έχουν τα νεογέννητα μωρά, ο αριθμός των επιτυχόντων φοιτητών σε ένα κλάδο σπουδών, μετρήσεις κάποιας χημικής ουσίας). Συνεπώς, τα όποια αποτελέσματα στα οποία καταλήγουμε δίδονται με τέτοιο τρόπο ώστε η σημασία τους να σχετίζεται με αυτές τις οντότητες, το αληθινό ιστορικό των δεδομένων και πως συλλέξαμε αυτά τα δεδομένα. Το ίδιο σύνολο των αριθμητικών δεδομένων μπορεί να σημαίνει κάτι πλήρως διαφορετικό από τις διαφορετικές επιστημονικές έννοιες (Leonard and Hsu, 1999).

Κάποιες φορές, σχετικά με την εξέταση των δεδομένων, μπορούμε να ανακαλύψουμε κάποιο συγκεκριμένο χαρακτηριστικό το οποίο έχει τη δυνατότητα να αποδώσει ένα αποφασιστικό αποτέλεσμα. Σε αυτή την περίπτωση, ίσως δεν είναι αναγκαίο και τεχνικά εφικτό να προχωρήσουμε σε μία πιο επίσημη ανάλυση. Για παράδειγμα, όταν ερευνήθηκαν τα χρόνια των υπηρεσιών των στρατιωτικών στη Γαλλία στα τέλη του δέκατου όγδοου αιώνα, το αποτέλεσμα στο οποίο καταλήξαμε ήταν πως ένας αριθμός στρατιωτικών απροσδόκητα εκδιώχθηκαν κατά τη διάρκεια της Γαλλικής επανάστασης. Για το συγκεκριμένο παράδειγμα, το υπολογιστικό πακέτο δε χρησιμοποιούταν, αφού επίσημες στατιστικές δε θα μπορούσαν να είναι σχετικές με το θέμα.

Για πολλά σύνολα δεδομένων, είναι ενδιαφέρων είτε να σχηματιστούν συμπεράσματα από άγνωστες παραμέτρους (π.χ. η πυκνότητα ενός ρευστού, η σταδιακή ανάρρωση ασθενών που υπόκεινται σε μία συγκεκριμένη θεραπεία, η πληθυσμιακή αναλογία) είτε να είναι δυνατή η πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων, δεδομένων των τωρινών και προηγούμενων παρατηρήσεων (π.χ. οικονομικά προγνωστικά, πρόγνωση για τις διαδρομές των τυφώνων, πρόβλεψη πιθανότητας αποτυχίας για μία μηχανολογική σχεδίαση). Τότε κρίνεται χρήσιμο να μορφοποιήσουμε την τυχαία μεταβλητότητα ή αβεβαιότητα στα δεδομένα, χρησιμοποιώντας ένα μαθηματικό μοντέλο, το οποίο λαμβάνει τις αριθμητικές παρατηρήσεις σαν σαφή συναίσθηση των τυχαίων μεταβλητών, των οποίων οι κατανομές των τομών τους συμπεριλαμβάνουν το μαθηματικό και δειγματοληπτικό μοντέλο.

Ένας δεύτερος «χρυσός κανόνας» είναι να κατανοήσουμε πως τα αληθινά και ορθολογικά μοντέλα είναι διαθέσιμα μόνο σε περιορισμένες καταστάσεις. Σε πολλές περιπτώσεις, μία ποικιλία από διαφορετικά μοντέλα έχει τη δυνατότητα να παρουσιάσει ένα σύνολο δεδομένων με ένα πεπερασμένο αριθμό (n) παρατηρήσεων. Όσον αφορά το ποιο μοντέλο θα χρησιμοποιήσουμε, εξαρτάται

μερικώς από τη στατιστική τεχνική, αλλά και από τη σημασία και τη χρησιμότητα του μοντέλου σχετικά με το πραγματικό περιεχόμενο των δεδομένων.

Δίδοντας ένα συγκεκριμένο δειγματοληπτικό μοντέλο, η ερώτηση κλειδί είναι: πώς θα μπορούσε ο αρμόδιος στατιστικολόγος να χρησιμοποιήσει τα δεδομένα για να σχηματίσουν συμπεράσματα που προέρχονται από άγνωστες παραμέτρους που εμφανίζονται στο μοντέλο; Έχοντας ως δεδομένο το περιεχόμενο του μοντέλου δειγματοληψίας, όλες οι πληροφορίες των δεδομένων συνοψίζονται στη λειτουργία της διαδικασίας εύρεσης της αντίστροφης πιθανότητας. Η ιδέα της διαδικασίας εύρεσης των αντίστροφων πιθανοτήτων (likelihood) συνδέει όλο το κύριο περιεχόμενο των στατιστικών και παρέχει ένα θεμέλιο για τη διαδικασία αυτή, η οποία βασίζεται στη θεωρία του Bayes.

Είναι πιθανό να σχηματιστούν αντικειμενικά αποδεκτές λύσεις από τα δεδομένα που έχουμε, όταν κατάλληλη τυχαιότητα παρουσιάζεται στο σχεδιαστικό στάδιο, με περισσότερη προσοχή στο εκάστοτε πείραμα, ώστε να ανιχνευθούν ατυχή συμπεράσματα. Για μη ελεγχόμενα δεδομένα, ένα κατάλληλο μοντέλο μπορεί να είναι πιο δύσκολο να βρεθεί και οποιαδήποτε αποτέλεσμα είναι υποκειμενικό και υπόκειται στην επίδραση των «κρυμμένων-lurking» ή «μπερδεμένων-confounding» μεταβλητών. Γενικά, τα αποτελέσματα υπόκεινται στη «σκιά» της υποκειμενικότητας (“shades of subjectivity”), εξαρτώμενα από τον τρόπο που συλλέγονται οι πληροφορίες. Για παράδειγμα, οι Brown et al. (1997) αντιμετωπίζουν δυσκολίες στη συλλογή ενός τυχαίου δείγματος, ενώ γίνεται έρευνα πρωταρχικής φροντίδας των ασθενών που πάσχουν από αλκοολισμό ή κάνουν χρήση ναρκωτικών ουσιών. Τα άτομα που ασχολούνταν με αυτό το είδος των συνεντεύξεων για να συλλέξουν τις πληροφορίες σχετικά με το θέμα, δεχόντουσαν σημαντικές πιέσεις λόγω του ότι ο χρόνος που είχαν στη διάθεσή τους ώστε να ολοκληρωθεί η έρευνά τους εξαρτιόταν από τις εκάστοτε κλινικές στις οποίες απευθύνονταν. Συνεπώς, τα αποτελέσματα χρειάζονταν να είναι αναλόγως ικανοποιητικά. Υπάρχουν ακόμα συχνά προβλήματα με την επιλεκτική έκθεση των αξιόλογων αποτελεσμάτων (Dawid και Dickey, 1997). Επίσης, το μέγεθος του δείγματος θα πρέπει να επιλεχθεί με προσοχή στο σχεδιαστικό στάδιο (Doney, 1984).

Τα στατιστικά στοιχεία που προέρχονται από τις διαδικασίες που βασίζονται στις θεωρίες των Bayes και Fisher εξαρτώνται κατά πολύ από το περιεχόμενο της ιδέας των πιθανοτήτων (probability). Τι είναι πιθανότητα; Για ένα στατιστικό πείραμα **E**, με διάστημα δειγμάτων **S**, οι μαθηματικοί θα μας πουν πως η κατανομή μιας πιθανότητας **p(.)** είναι μία καλώς ορισμένη και εκτιμώμενη λειτουργία που καθορίζει όλα τα γεγονότα (τα γεγονότα είναι μετρήσιμα υποσύνολα) που περιέχονται στο **S** και ικανοποιούν τα αξιώματα Kolmogorov (Leonard and Hsu, 1999). Υπάρχουν, λοιπόν, τρεις τύποι πιθανοτήτων:

3.2.1 Κλασσική πιθανότητα (classical probability)

Αυτή καθορίζεται από **k** αποτελέσματα και το διάστημα με τα **k** αυτά στοιχεία που συμβολίζεται **S=[e1, e2, …, ek]**. Τα στοιχεία υποθέτουμε ότι είναι ισοδύναμα.

Θεωρούμε, ακόμα, το γεγονός **A** το οποίο αποτελείται από **m** αποτελέσματα, τα οποία αποτελούν στο σύνολό τους υποσύνολο των **k** αποτελεσμάτων. Θεωρούμε ισοδύναμα πιθανά αποτελέσματα με αντικειμενικό τρόπο, έτσι ώστε όταν το στοιχείο το διαλέγουμε τυχαία από τα **k** αποτελέσματα ή η ισοδυναμία αυτών των στοιχείων ελέγχεται από τις πολυάριθμες φορές που εκτελείται το πείραμα κάτω από τις ίδιες συνθήκες, τότε η πιθανότητα **p(A)** του γεγονότος **A**, ορίζεται από τον εξής τύπο: **p(A)= m/k**, αναφέροντάς την και σαν «αντικειμενική κλασσική πιθανότητα» (“objective classical probability”). Όταν όμως η ισοδυναμία των πιθανοτήτων για τα στοιχεία του συνόλου είναι υποκειμενική, τότε η πιθανότητα **p(A)= m/k** αναφέρεται σαν «υποκειμενική κλασσική πιθανότητα» (“subjective classical probability”).

3.2.2 Πιθανότητα συχνοτήτων (frequency probability)

Αυτή καθορίζεται από την εξίσωση **p(A)= prob(Y∈A)** και είναι η πιθανότητα ενός γεγονότος που μας δείχνει την αναλογία των φορών που συμβαίνει ένα γεγονός ύστερα από ένα μεγάλο πλήθος εκτέλεσης ενός πειράματος. Η αντικειμενική κλασσική πιθανότητα παρέχει ένα παράδειγμα της πιθανότητας συχνοτήτων. Συνεπώς, σύμφωνα με την κλασσική πιθανότητα μιας ρουλέτας που είναι 9/19, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της μακροπρόθεσμης απόδοσης της ρουλέτας. Στον προηγούμενο τύπο, ο οποίος μας δίνει την πιθανότητα συχνοτήτων, υπάρχει το σύμβολο **Y**, το οποίο είναι ένα αριθμητικό σύνολο τιμών, που περιέχει τυχαίες μεταβλητές **n** και κάποια κατανομή πιθανοτήτων **P**, η οποία καθορίζεται στα γεγονότα του συνόλου **S**. Για κάθε γεγονός **A** που εμπεριέχεται στο **S**, έχουμε τον προαναφερθέν τύπο, ο οποίος ισούται και με το όριο του **m** στο άπειρο της συνάρτησης **rm(A)**, η οποία δηλώνει τη σχετική συχνότητα (την αναλογία των φορών που παρουσιάζεται το **y∈A**) των **y** που ανήκουν στο **A**, κατά τη διάρκεια των **m** εκτελέσεων του πειράματος **E**.

3.2.3 Υποκειμενική πιθανότητα (subjective probability)

Αυτή μετράει την ατομική αβεβαιότητα σε ένα γεγονός και ποικίλει από άτομο σε άτομο. Οι πιθανότητες αυτές εκτιμώνται από την εξέταση για το αν τα γεγονότα **A** είναι ισοδύναμα να πραγματοποιηθούν σαν γεγονότα από ένα αντικειμενικό και βοηθητικό πείραμα. Ακόμα, θα μπορούσαμε να προσδιορίσουμε τις πιθανότητες για όλα τα γεγονότα **A** που είναι υποσύνολα του **S** και να διασφαλίσουμε πως οι πιθανότητες ικανοποιούν τα αξιώματα Kolmogorov. Ένα άτομο που πάντα προσπαθεί να αναπαραστήσει την αβεβαιότητά του από μία υποκειμενική κατανομή πιθανότητας, αναφέρεται ως «Bayesian».

Γενικότερα, ένας αριθμός μεταξύ του μηδέν και της μονάδας μπορεί να θεωρείται σαν μία πιθανότητα μόνο αν όλα τα άλλα γεγονότα στο σύνολο **S** είναι πιθανά ενδεχόμενα, οι πιθανότητες καθορίζονται σε κάθε γεγονός και οι κανόνες των

πιθανοτήτων ικανοποιούνται από ολόκληρη τη συλλογή των πιθανοτήτων (“probability distribution”). Πολλές πιθανότητες που είναι σχετικές με την επιστήμη και τα μέσα μαζικής ενημέρωσης δεν ικανοποιούν αυτές τις συνθήκες. Για ένα διάστημα συνόλου ενδεχομένων γεγονότων με είτε πολλά αποτελέσματα είτε αποτελέσματα τα οποία μπορούν να είναι τακτοποιημένα σε μία μεγάλου μήκους αλληλουχία, είναι αποδοτικό να ελεγχθεί πως οι τιμές προσδιορίζονται στα ατομικά αποτελέσματα με άθροισμα τη μονάδα.

Θεωρούνται καταστάσεις όπου κατέχουν κάποιες πληροφορίες σχετικά με μία άγνωστη παράμετρο **θ**, της οποίας οι τιμές ανήκουν σε ένα παραμετρικό διάστημα **Θ**. Τότε ένα μεγάλο ερώτημα είναι αν μπορούμε να αναπαραστήσουμε αυτή την πληροφορία από μία υποκειμενική κατανομή πιθανότητας που έχει να κάνει με το **Θ**. Κάποιες εκδοχές βασισμένες στο Bayes υποστηρίζουν ότι θα μπορούσαμε να αναπαριστούμε την πληροφορία μας με μία υποκειμενική κατανομή πιθανοτήτων του **Θ**, αφού υπάρχουν κάποια πολύ απλά αξιώματα τα οποία μας λένε πως αν δεν ενεργήσεις με αυτό τον τρόπο, τότε είσαι παράλογος, ασυνάρτητος και γενικά χαμένος! Εμείς δε συμφωνούμε με αυτό τον τύπο λογικής προσέγγισης, διότι δεν γνωρίζουμε το σύστημα του αξιώματος που είναι αρκετά απλό, όταν συγκρίνεται με τα αξιώματα Kolmogorov, για να δικαιολογηθεί η άποψη αυτή. Επίσης, κάποιες πληροφορίες όπως οι ιατρικές γνώσεις ή αποδείξεις ίσως είναι εκλεκτές ώστε να μπορούν να εκπροσωπηθούν από πιθανότητες (για περισσότερες παραδοσιακές προσεγγίσεις βάσει της θεωρίας του Bayes, βλέπε Bernardo και Smith, 1994). Πολλοί αρμόδιοι ερευνητές που ακολουθούν τις απόψεις και θεωρίες του Bayes πιστεύουν πως η αβεβαιότητα σε οποιοδήποτε γεγονός αντιπροσωπεύεται από μία πιθανότητα.

Υπάρχουν θέματα που συμπεριλαμβάνουν συγκεκριμένα κριτήρια πληροφοριών, τα οποία συμβολίζονται AIC και BIC, διαμορφωμένα από τους Akaike και Schwartz. Αυτά βοηθούν στο να ληφθούν αποφάσεις ανάμεσα σε διαφορετικές επιλογές δειγματοληπτικών μοντέλων. Είναι διαθέσιμα ώστε να διαχειρίζονται κάθε παράμετρο της λογαριθμικής λειτουργίας εύρεσης των πιθανοτήτων. Τα κριτήρια αυτά είναι απόλυτα δικαιολογημένα και συγκρινόμενα με βάση την υπολογιστική προσομοίωση των συνόλων των παρατηρήσεων από συγκεκριμένες επιλογές του δειγματοληπτικού μοντέλου τους. Παρόλα αυτά, είναι επίσης σημαντικό να θεωρήσουμε όλες τις πιθανές διαγνώσεις, όπως για παράδειγμα υπολειμματικές αναλύσεις για παλινδρομικά μοντέλα, όταν συγκρίνονται τα μοντέλα μεταξύ τους, και ακόμα να θεωρήσουμε την ορθή και επιστημονική λογική των αρμοδίων με το θέμα.

Κάθε επίσημη στατιστική διαδικασία, είτε για λήψη συμπερασμάτων σχετικά με τις παραμέτρους, πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων, είτε επιλογή ενός δειγματοληπτικού μοντέλου, θα μπορούσε να κατέχει επιθυμητές μακροπρόθεσμες ιδιότητες συχνοτήτων. Σε καταστάσεις που δεν μπορούν να αναπτυχθούν με θεωρητικό τρόπο, οι προσομοιώσεις μέσω υπολογιστών μπορούν να παράγουν ακριβή και με μεγάλη σημασία αποτελέσματα. Διπλωματούχοι φοιτητές και ειδικοί ερευνών έχουν παρακινηθεί στο να δημιουργήσουν πρωτοφανείς στατιστικές διαδικασίες και να ελέγχουν τις νέες ιδέες τους χρησιμοποιώντας προσομοιώσεις συχνοτήτων.

Οι Leonard και Hsu στο βιβλίο Bayesians Methods (1999) περιγράφουν προσεγγιστικές διαδικασίες οι οποίες σχετίζονται με πολυποίκιλες λογικές εκτιμήσεις

πιθανοτήτων και αναφέρουν το περιεχόμενο της μετατροπής των παραμέτρων ώστε να πετύχουν καλύτερη κατά προσέγγιση ομαλότητα. Αυτό είναι πολύ σημαντικό για τον ερευνητή που ελέγχει αριθμητικά κάθε θεωρητική εισήγηση όταν χρησιμοποιούνται θεωρητικές προσεγγίσεις. Για παράδειγμα, μία προσεγγιστικά κατανεμημένη τυχαία μεταβλητή **X** ίσως δεν αποδίδει τιμές για τις πιθανότητες **p(X<-1,96)** και **p(X>1,96)**, οι οποίες είναι κοντά στο 0,025. Μία λογική προσέγγιση και σχετικές μετατροπές παραμέτρων παρέχουν ένα κεντρικό θέμα σε μία ποικιλία από Bayesian ιδέες που αναπτύσσονται στο προαναφερθέν βιβλίο, τέτοιες ώστε η κατασκευή των αρχικών κατανομών για αρκετές παραμέτρους, υπολογιστικές διαδικασίες κάνοντας χρήση αξιόπιστου δείγματος, εκτιμήσεις σχετικές με το Laplace και δειγματοληψίας που έχει απορριφθεί.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΙΤΙΟΛΟΓΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ-ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ

Σε αυτό το κεφάλαιο παρατίθενται τρία παραδείγματα. Αυτά επεξηγούν κρίσιμα σημεία τα οποία πρέπει να λαμβάνονται υπ' όψη όταν είναι αναγκαία η επισημοποίηση της συλλογιστικής της βεβαιότητας.

4.1 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ

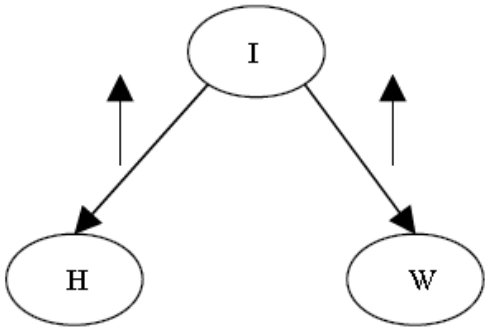
4.1.1 ΠΑΓΩΜΕΝΟΙ ΔΡΟΜΟΙ

Ο αστυνομικός επιθεωρητής Smith περιμένει ανυπόμονα την άφιξη των κυρίων Holmes και Watson. Έχουν ήδη αργήσει και ο επιθεωρητής Smith έχει άλλη μία σημαντική συνάντηση σε λίγη ώρα. Κοιτάζοντας έξω από το παράθυρο αναρωτιέται εάν οι δρόμοι είναι παγωμένοι. Οι Holmes και Watson έχουν αποκτήσει τη φήμη ατζαμή οδηγού, έτσι εάν οι δρόμοι είναι παγωμένοι μπορεί και να έχουν τρακάρει.

Η γραμματέας του Smith εισέρχεται στο γραφείο και τον ειδοποιεί ότι ο κύριος Watson είχε ένα αυτοκινητιστικό ατύχημα. «Ο Watson; Εντάξει. Θα μπορούσε να είναι χειρότερα…παγωμένοι δρόμοι! Σε αυτήν την περίπτωση και ο Holmes θα έχει πιθανότατα τρακάρει. Θα πάω για φαγητό τώρα». «Παγωμένοι δρόμοι;», απαντάει η γραμματέας, « Δεν έχει τόσο πολύ κρύο έξω και επιπλέον όλοι οι δρόμοι έχουν επιστρωθεί με αλάτι ». Ο επιθεωρητής Smith δείχνει ανακουφισμένος. « Ατυχία για τον Watson. Ας δώσουμε στον Holmes άλλα δέκα λεπτά ».

Για την προσέγγιση και διαπραγμάτευση της ιστορίας, θα θεωρήσουμε ότι τα γεγονότα αντιπροσωπεύονται από μεταβλητές με δύο καταστάσεις, **ναι** και **όχι**. Υποθέτουμε, δηλαδή, ότι το κάθε γεγονός σχετίζεται με μια βεβαιότητα, η οποία είναι ένας πραγματικός αριθμός, δηλαδή μία τιμή πιθανότητας για το αν είναι βέβαιο να πραγματοποιηθεί το γεγονός αυτό ή όχι. Έτσι έχουμε τις τρεις παρακάτω μεταβλητές:

παγωμένοι δρόμοι (I), **ο Holmes τρακάρει (H)**, **ο Watson τρακάρει (W)**. Το Π έχει την επίδραση της αύξησης της βεβαιότητας των Η και W. Μπορούμε να φανταστούμε τον αντίκτυπο αυτό σαν μια αύξουσα συνάρτηση από τη βεβαιότητα του αιτίου έως τη βεβαιότητα του αποτελέσματος. Η κατάσταση επεξηγείται στο Σχήμα 3, όπου τα βέλη στις συνδέσεις μοντελοποιούν τον αντίκτυπο του αιτίου και τα μικρά βέλη που είναι προσκολλημένα στις συνδέσεις δείχνουν την κατεύθυνση του αντίκτυπου στη βεβαιότητα, δηλαδή τη σχέση του στοιχείου που επηρεάζεται από ένα στοιχείο προς το στοιχείο αυτό.



Σχήμα 3: Ένα δίκτυο μοντέλο για τους παγωμένους δρόμους.

Όταν ο επιθεωρητής Smith πληροφορείται ότι ο Watson είχε αυτοκινητιστικό ατύχημα, εφαρμόζει μια συλλογιστική προς την αντίθετη κατεύθυνση από αυτήν των αιτιολογικών βελών του σχήματος. Εφόσον η συνάρτηση επίπτωσης που καταλήγει στο W αυξάνεται, η αντίστροφη συνάρτηση επίσης αυξάνεται. Συνεπώς, λαμβάνει μία αυξημένη βεβαιότητα του I. Η αυξημένη βεβαιότητα του I με τη σειρά του δημιουργεί μια νέα προσδοκία, συγκεκριμένα μια αυξημένη βεβαιότητα του H.

Στη συνέχεια, όταν η γραμματέας του τον πληροφορεί ότι οι δρόμοι δεν μπορεί να είναι παγωμένοι, το γεγονός ότι ο Watson έχει τρακάρει δεν μπορεί να αλλάξει την προσδοκία του όσον αφορά τις συνθήκες που επικρατούν στους δρόμους και κατά συνέπεια το ατύχημα του Watson δεν έχει καμία επίδραση στο H.

Αυτό είναι ένα παράδειγμα του πώς η εξάρτηση/ανεξαρτησία αλλάζει με τις πληροφορίες που έχουμε στη διάθεση μας κάθε φορά. Όταν τίποτα δεν είναι γνωστό αναφορικά με την κατάσταση που επικρατεί στους δρόμους, τότε το H και το W είναι εξαρτημένα: πληροφορίες για κάποιο από τα δύο γεγονότα επηρεάζει τη βεβαιότητα του άλλου. Ωστόσο, όταν η κατάσταση στους δρόμους είναι γνωστή με βεβαιότητα, τότε είναι ανεξάρτητα: πληροφορίες σχετικά με το W δεν έχουν καμία επίδραση στη βεβαιότητα του H και αντιστρόφως. Αυτό το φαινόμενο καλείται **δεσμευμένη ανεξαρτησία** (Jensen, 1996).

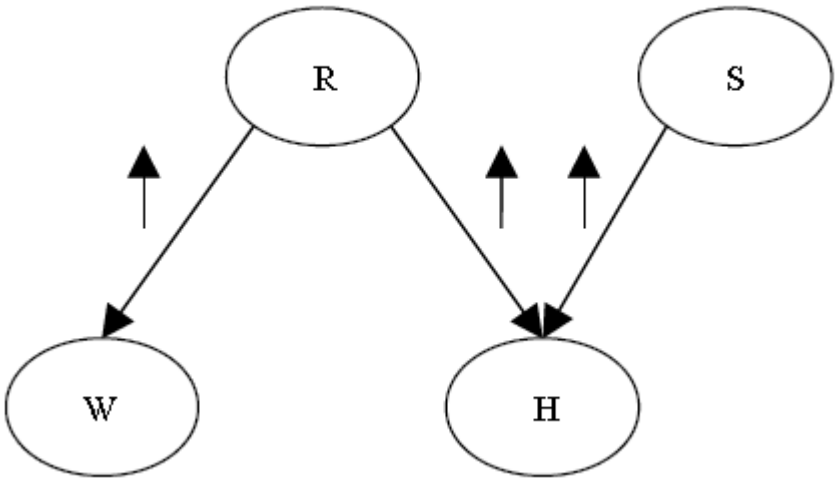
4.1.2 ΒΡΕΓΜΕΝΟ ΓΡΑΣΙΔΙ

Ο κύριος Holmes ζει στο Los Angeles. Ένα πρωί όταν ο Holmes φεύγει από το σπίτι του, διαπιστώνει ότι το γρασίδι της αυλής του είναι βρεγμένο. Είναι εξαιτίας της

βροχής (R), ή έχει ξεχάσει να κλείσει το **αυτόματο σύστημα ποτίσματος (S)**; Η πίστη του στα δύο αυτά ενδεχόμενα αυξάνεται.

Στη συνέχεια διαπιστώνει ότι το γρασίδι του γείτονα του, κύριου Watson, είναι επίσης βρεγμένο. Συμπερασματικά ο Holmes είναι σχεδόν σίγουρος ότι έχει βρέξει. Μία αναπαράσταση της κατάστασης φαίνεται στο Σχήμα 4, όπου η βροχή (R) και το

αυτόματο σύστημα ποτίσματος (S) είναι αιτίες για το βρεγμένο γρασίδι του Holmes. Μόνο η βροχή μπορεί να προκαλέσει το γρασίδι του Watson να είναι βρεγμένο.



Σχήμα 4: Ένα δίκτυο μοντέλο για το παράδειγμα του βρεγμένου γρασιδιού.

αν ο Holmes διαπιστώνει ότι το δικό του γρασίδι είναι βρεγμένο, εφαρμόζει μια συλλογιστική προς την αντίθετη κατεύθυνση από εκείνη των αιτιολογικών βελών. Εφόσον και οι δύο συναρτήσεις επίπτωσης που καταλήγουν στο H αυξάνονται, η βεβαιότητά του για τα R και S αυξάνεται. Η αυξημένη βεβαιότητα του R με τη σειρά του δημιουργεί μια αυξημένη βεβαιότητα του W.

Κατά συνέπεια ο Holmes ελέγχει το γρασίδι του Watson και όταν ανακαλύπτει ότι είναι επίσης βρεγμένο, γρήγορα αυξάνει τη βεβαιότητα του R. Το επόμενο βήμα στη συλλογιστική είναι δύσκολο για τις μηχανές, αλλά φυσικό για τους ανθρώπους και καλείται αιτιολόγηση σε βάθος: το βρεγμένο γρασίδι του Holmes έχει εξηγηθεί και έτσι δεν υπάρχει πλέον κανένας λόγος να πιστέψουμε ότι το αυτόματο σύστημα ποτίσματος ήταν ανοιχτό. Συνεπώς, η βεβαιότητα του S μειώνεται στην αρχική τιμή της, δηλαδή τείνει πολύ κοντά στο μηδέν.

Η αιτιολόγηση σε βάθος είναι ένα ακόμη παράδειγμα της αλλαγής εξάρτησης με τις διαθέσιμες πληροφορίες. Στην αρχική κατάσταση, όταν τίποτα δεν είναι γνωστό, τα R και S είναι ανεξάρτητα. Ωστόσο, όταν έχουμε πληροφορίες σχετικές με το γρασίδι του Holmes, τότε τα R και S γίνονται εξαρτημένα.

4.1.3 ΑΙΤΙΟΤΗΤΑ ΚΑΙ ΣΥΛΛΟΓΙΣΤΙΚΗ

Μία πιθανή πηγή σύγχυσης πρέπει να αναφερθεί στο σημείο αυτό. Τα διαγράμματα στα Σχήματα 2 και 3 παρουσιάστηκαν σαν μοντέλα επιπτώσεων μεταξύ γεγονότων, αλλά η συλλογιστική που βασίζεται στα γραφήματα σχετίζεται με το πώς η βεβαιότητα μας για τα διάφορα γεγονότα επηρεάζεται από τη νέα βεβαιότητα για άλλα γεγονότα.

Στην πραγματικότητα, τα μοντέλα αυτά είναι γραμμές οδηγιών για τρόπους συλλογιστικής σχετικά με άγνωστα γεγονότα. Όταν η συλλογιστική που εφαρμόζουμε είναι σύμφωνη με την κατεύθυνση των βελών στις συνδέσεις, η δήλωση στο μοντέλο είναι:

Το γεγονός Α προκαλεί με βεβαιότητα x το γεγονός Β.

Από αυτό συμπεραίνουμε ότι:

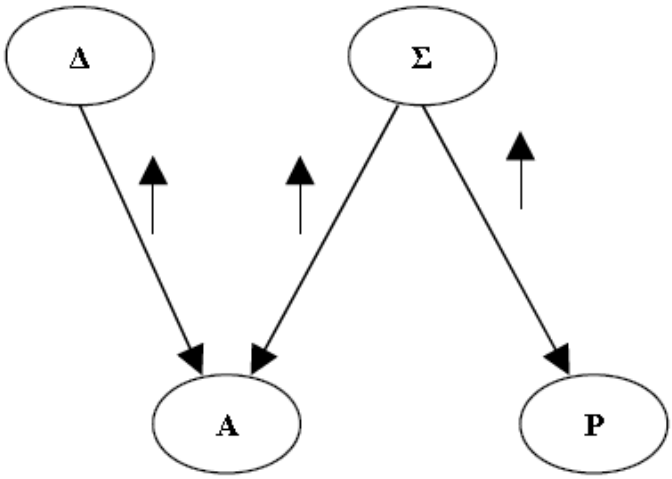
Εάν γνωρίζουμε ότι το Α έχει συμβεί, τότε το Β έχει συμβεί με βεβαιότητα x.

Εάν η συλλογιστική μας εφαρμοστεί προς την αντίθετη κατεύθυνση στις συνδέσεις απαιτείται πιο επιδέξιος χειρισμός. Ως τώρα έχουμε πει ότι η βεβαιότητα του αιτίου Α αυξάνεται όταν το αποτέλεσμα Β έχει συμβεί. Εάν θέλουμε να πάρουμε μια ποσοτικοποιημένη δήλωση, ο υπολογισμός της βεβαιότητας πρέπει να έχει έναν τρόπο να αντιστρέφει τις αιτιολογικές δηλώσεις. Σε παρακάτω κεφάλαιο δείχνουμε ότι για τον υπολογισμό της βεβαιότητας και την αντιστροφή, χρησιμοποιείται ο νόμος του Bayes.

Μερικοί επιστήμονες υποστηρίζουν ότι τα δίκτυα δεν αποτελούν αιτιολογικά μοντέλα, αλλά μοντέλα για το πώς οι πληροφορίες μπορούν να διαδοθούν μεταξύ των γεγονότων. Αυτό είναι, από μια θεμελιώδη άποψη, απολύτως έγκυρο εφόσον δεν μοντελοποιούνται παρεμβατικές πράξεις μέσα στο δίκτυο.

4.1.4 ΣΕΙΣΜΟΣ Ή ΛΗΣΤΕΙΑ

Ο κύριος Holmes δουλεύει στο γραφείο του όταν λαμβάνει ένα τηλεφώνημα από τον Watson, ο οποίος τον ενημερώνει ότι ο **συναγερμός** του σπιτιού του Holmes έχει ενεργοποιηθεί **(Α)**. Πεπεισμένος ότι κάποιος **διαρρήκτης (Δ)** έχει εισβάλλει στο σπίτι του, ο Holmes μπαίνει στο αυτοκίνητό του και πηγαίνει προς την κατοικία του. Στο δρόμο ακούει από τις ειδήσεις στο **ραδιόφωνο (Ρ)** ότι έγινε ένας μικρός **σεισμός (Σ)** στην περιοχή. Γνωρίζοντας ότι οι σεισμοί έχουν μια τάση να ενεργοποιούν τους συναγερμούς, επιστρέφει στη δουλειά του αφήνοντας στους γείτονες την ευχαρίστηση του θορύβου. Το Σχήμα 4 δείχνει ένα μοντέλο της συλλογιστικής. Παρατηρούμε ότι η δομή είναι παρόμοια με το Σχήμα 5.



Σχήμα 5: Ένα μοντέλο για το παράδειγμα του σεισμού.

4.1.5 : ΠΡΩΤΑΡΧΙΚΕΣ ΒΕΒΑΙΟΤΗΤΕΣ

Χαρακτηριστικό της συλλογιστικής που ακολουθήθηκε στα παραδείγματα αυτού του κεφαλαίου είναι ότι εάν κάποιο γεγονός είναι γνωστό, τότε η βεβαιότητα των άλλων γεγονότων πρέπει να αλλάξει. Εάν, σε έναν υπολογισμό βεβαιότητας, η πραγματική βεβαιότητα ενός συγκεκριμένου γεγονότος πρέπει να υπολογιστεί, τότε η γνώση των **πρωταρχικών βεβαιοτήτων** σε κάθε πληροφορία είναι απολύτως αναγκαία. Συγκεκριμένα, πρωταρχικές βεβαιότητες χρειάζονται για τα γεγονότα που δεν είναι αποτελέσματα των αιτίων μέσα στο δίκτυο.

Ας πάρουμε το παράδειγμα του βρεγμένου γρασιδιού. Δεδομένου ότι το γρασίδι του Holmes είναι βρεγμένο, η βεβαιότητα του Β είναι ακόμα εξαρτημένη από το εάν η βροχή τη νύχτα είναι ένα σπάνιο γεγονός (όπως στο Los Angeles) ή πολύ συνηθισμένο (όπως στο Λονδίνο).

Το ίδιο συμβαίνει και για το παράδειγμα του σεισμού. Παρόλο που το Σ μπορεί να έχει μία ισχυρότερη επίδραση στο Α απ' ότι το Δ, και πληροφορίες για το Α θα αυξήσουν τη βεβαιότητα του σεισμού περισσότερο από αυτήν της ληστείας, η τελική βεβαιότητα του Σ θα πρέπει ακόμα να είναι χαμηλότερη από τη βεβαιότητα του . Για να είναι δυνατή η εφαρμογή αυτής της συλλογιστικής, απαιτούνται πρωταρχικές βεβαιότητες στα Σ και Β .

4.2 ΑΙΤΙΟΛΟΓΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ D-ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ

Τα μοντέλα της προηγούμενης παραγράφου είναι παραδείγματα αιτιολογικών δικτύων. Ένα αιτιολογικό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο μεταβλητών και ένα σύνολο από κατευθυνόμενες συνδέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Μαθηματικά, η δομή καλείται κατευθυνόμενο γράφημα. Όταν μιλάμε για τις σχέσεις σε ένα κατευθυνόμενο γράφημα χρησιμοποιούμε την ορολογία των σχέσεων μιας οικογένειας: εάν υπάρχει μια σύνδεση από το Α στο Β λέμε ότι το Β είναι παιδί του Α και ότι το Α είναι γονιός του Β (Jensen, 1996).

Οι μεταβλητές αναπαριστούν γεγονότα (προτάσεις). Στην προηγούμενη παράγραφο, κάθε μεταβλητή είχε τις καταστάσεις **ναι** και **όχι** δείχνοντας κατά πόσο ένα συγκεκριμένο γεγονός έλαβε χώρα ή όχι. Γενικά, μια μεταβλητή μπορεί να έχει οποιοδήποτε αριθμό καταστάσεων. Μια μεταβλητή μπορεί, για παράδειγμα, να είναι το χρώμα ενός αυτοκινήτου (καταστάσεις: μπλε, πράσινο, κόκκινο, καφέ), ο αριθμός των παιδιών σε μια οικογένεια (καταστάσεις: 0,1,2,3,4,5,6,>6), ή μια ασθένεια (καταστάσεις: βρογχίτιδα, φυματίωση, καρκίνος πνευμόνων). Οι μεταβλητές μπορεί να έχουν ένα μετρήσιμο ή ένα συνεχές σύνολο καταστάσεων, αλλά στα παρακάτω ασχολούμαστε μόνο με μεταβλητές με πεπερασμένο αριθμό καταστάσεων.

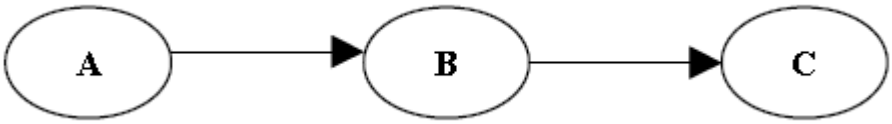
Σε ένα αιτιολογικό δίκτυο μια μεταβλητή αναπαριστά ένα σύνολο από πιθανές καταστάσεις ενός ζητήματος. Η μεταβλητή βρίσκεται ακριβώς σε μία από αυτές τις καταστάσεις· το ποια είναι αυτή μπορεί να είναι άγνωστο σε εμάς.

Η συλλογιστική σχετικά με την αβεβαιότητα έχει επίσης ένα μέρος ποσοτικοποίησης και αφορά τον υπολογισμό και συνδυασμό των τιμών βεβαιότητας, δηλαδή πόσο πιθανό είναι να συμβούν ορισμένα γεγονότα. Οι θεωρήσεις σε αυτήν την παράγραφο είναι ανεξάρτητες από τον συγκεκριμένο υπολογισμό αβεβαιότητας. Όποτε πραγματοποιούνται υπολογισμοί, πρέπει να ακολουθούνται οι νόμοι που παρουσιάστηκαν στην προηγούμενη παράγραφο και οι οποίοι τεκμηριώνονται παρακάτω.

4.2.1 Σειριακές συνδέσεις

Θεωρούμε την κατάσταση που περιγράφεται στο Σχήμα 6. Το A έχει μια επίδραση στο B το οποίο με τη σειρά του επηρεάζει το C. Προφανώς, αποδείξεις για το A θα επηρεάσουν τη βεβαιότητα του B το οποίο στη συνέχεια επηρεάζει τη βεβαιότητα του C. Ομοίως, αποδείξεις για το C θα επηρεάσουν τη βεβαιότητα του A μέσω του B. Από την άλλη πλευρά, εάν η κατάσταση του B είναι γνωστή, τότε το κύκλωμα φράσσεται και τα A, C γίνονται ανεξάρτητα. Λέμε ότι τα A και C παρουσιάζουν d-διαχωρισμό δεδομένου του B και όταν η κατάσταση της εκάστοτε μεταβλητής B είναι γνωστή λέμε ότι αυτή έχει πάρει στιγμιαία τιμή.

Συμπεραίνουμε ότι αποδείξεις μπορούν να μεταδοθούν μέσω μιας σειριακής σύνδεσης εκτός εάν η κατάσταση της μεταβλητής στη σύνδεση είναι γνωστή. Παρατίθεται παράδειγμα στο κεφάλαιο της δεσμευμένης ανεξαρτησίας (4.3.5).

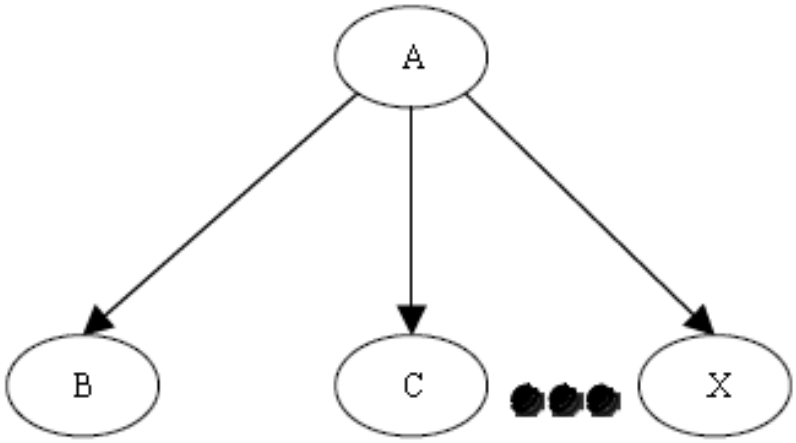


Σχήμα 6: Σειριακή σύνδεση. Όταν το B πάρει στιγμιαία τιμή, διακόπτεται η επικοινωνία μεταξύ των A και C.

4.2.2 Αποκλίνουσες συνδέσεις

Η κατάσταση που περιγράφεται στο Σχήμα 7 αποτελεί μια γενίκευση του παραδείγματος με τους παγωμένους δρόμους. Εάν το A πάρει στιγμιαία τιμή, φράσσεται η επικοινωνία μεταξύ των παιδιών του. Η επίδραση μπορεί να περάσει ανάμεσα από όλα τα παιδιά του A εκτός εάν η κατάσταση του A είναι γνωστή. Λέμε ότι τα B, C, …, X παρουσιάζουν d-διαχωρισμό δοσμένου του A.

Έτσι, αποδείξεις μπορούν να μεταδοθούν μέσω μιας αποκλίνουσας σύνδεσης εκτός και αν έχουμε λάβει στιγμιαίες τιμές, δηλαδή να είναι γνωστό το A.

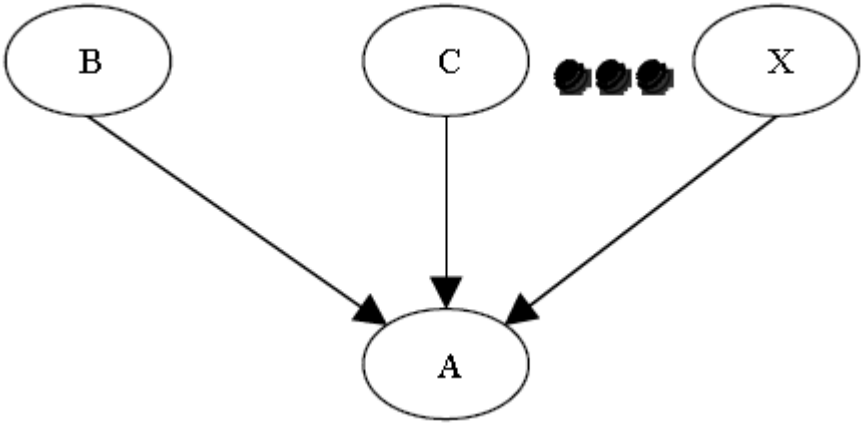


Σχήμα 7: Αποκλίνουσα σύνδεση.

Μία απλή εφαρμογή του μοντέλου του Σχήματος 6 αποτελεί το παράδειγμα της παραγράφου 4.1.1 (βλέπε Σχήμα 2).

Συγκλίνουσες συνδέσεις

Μια περιγραφή της κατάστασης στο Σχήμα 7 απαιτεί λίγη περισσότερη προσοχή, όπου εάν το A αλλάξει βεβαιότητα, ανοίγει επικοινωνία ανάμεσα στους γονείς του. Εάν τίποτα δεν είναι γνωστό για το A εκτός από ό,τι μπορεί να εξαχθεί με βάση τους γονείς του B,…,X τότε οι γονείς είναι ανεξάρτητα γεγονότα: αποδείξεις για έναν από αυτούς δεν έχει καμία επίδραση στη βεβαιότητα των άλλων.

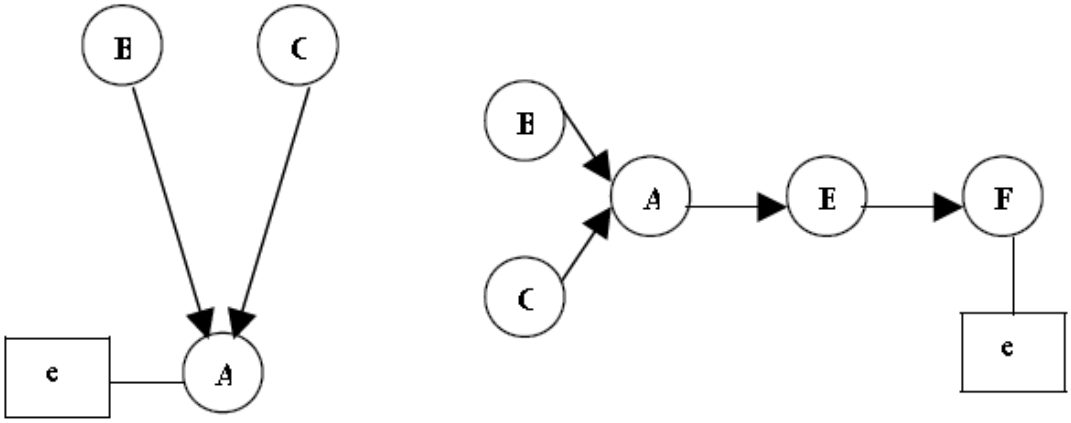


Σχήμα 8: Συγκλίνουσα σύνδεση.

Μία απλή εφαρμογή του μοντέλου στο Σχήμα 8 αποτελεί το παράδειγμα της παραγράφου 4.1.4 (βλέπε Σχήμα 5).

Τώρα, εάν οποιοδήποτε άλλο είδος αποδείξεων επηρεάσει τη βεβαιότητα του A, τότε οι γονείς γίνονται εξαρτημένα γεγονότα εξαιτίας της αρχής της αιτιολόγησης σε βάθος. Οι αποδείξεις μπορεί να είναι άμεσες αποδείξεις για το A, ή μπορεί να είναι αποδείξεις από ένα παιδί του A. Το φαινόμενο αυτό καλείται δεσμευμένη εξάρτηση. Στο Σχήμα 8 παρουσιάζονται κάποια επεξηγηματικά παραδείγματα. Το σύμβολο **e** υποδεικνύει την εισαγωγή των **αποδείξεων**. Το συμπέρασμα είναι ότι οι αποδείξεις μπορούν να μεταδοθούν μόνο μέσω μιας συγκλίνουσας σύνδεσης εάν είτε η μεταβλητή της σύνδεσης, είτε ένας από τους απογόνους της έχει λάβει αποδεικτικά στοιχεία.

Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι ως απόδειξη σε μια μεταβλητή ορίζουμε μια δήλωση της βεβαιότητας των καταστάσεων της. Εάν η δήλωση δίνει την ακριβή κατάσταση της μεταβλητής, την καλούμε ισχυρή απόδειξη (hard evidence), σε διαφορετική περίπτωση καλείται χαλαρή απόδειξη (soft evidence). Η ισχυρή απόδειξη καλείται επίσης και instantiation. Για να γίνει φραγή του δικτύου στην περίπτωση σειριακών και αποκλινουσών συνδέσεων απαιτούνται ισχυρές αποδείξεις, ενώ στην περίπτωση συγκλινουσών συνδέσεων οποιοδήποτε είδος αποδείξεων αφήνει ανοιχτό το δίκτυο.



Σχήμα 9: Παραδείγματα όπου οι γονείς του A είναι εξαρτημένα γεγονότα.

4.2.3 D-ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ

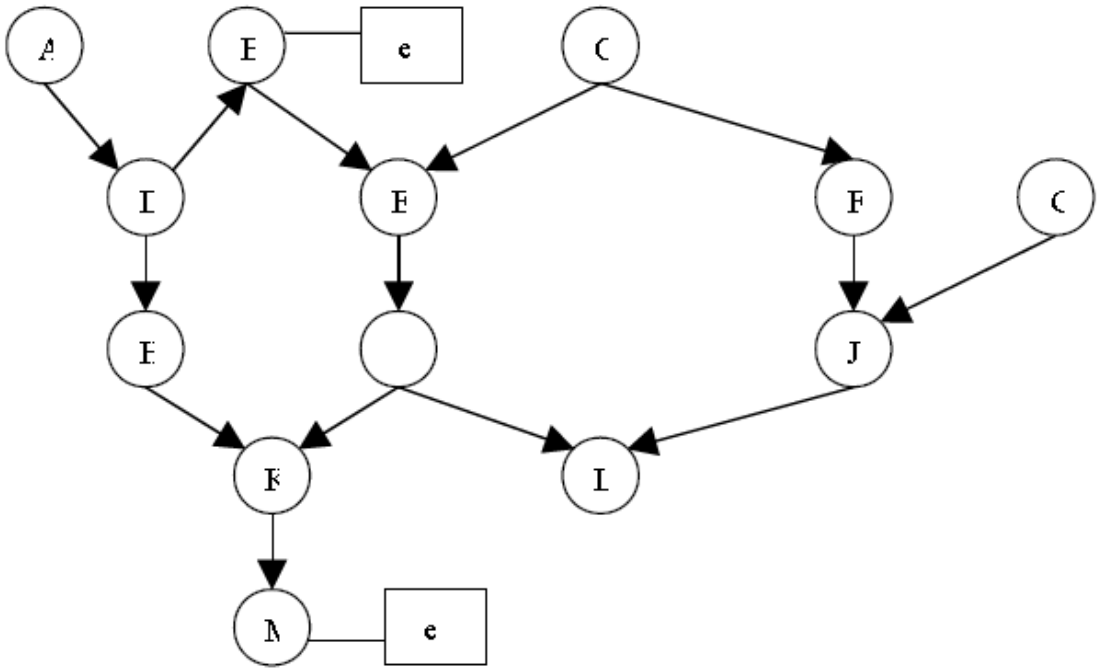
Οι τρεις περιπτώσεις που εξετάστηκαν παραπάνω καλύπτουν όλους τους τρόπους με τους οποίους οι αποδείξεις μπορούν να μεταδοθούν μέσω μιας μεταβλητής και ακολουθώντας τους κανόνες είναι δυνατό να αποφασίσουμε για κάθε ζεύγος μεταβλητών σε ένα αιτιολογικό δίκτυο εάν αυτά είναι εξαρτημένα δοσμένων των αποδείξεων που έχουν εισαχθεί στο δίκτυο. Οι κανόνες διατυπώνονται στα παρακάτω.

Ορισμός (d-διαχωρισμός) : Δύο μεταβλητές A και B σε ένα αιτιολογικό δίκτυο είναι d-διαχωρισμένες εάν για όλα τα μονοπάτια μεταξύ των A και B υπάρχει μια ενδιάμεση τυχαία μεταβλητή V τέτοια ώστε:

- είτε η σύνδεση είναι σειριακή ή αποκλίνουσα και η κατάσταση της V γνωστή.
- είτε η σύνδεση είναι συγκλίνουσα και τόσο η V όσο και οι απόγονοι της δεν έχουν λάβει αποδείξεις.

Εάν τα A και B δεν είναι d-διαχωρισμένα τα καλούμε d-συνδεδεμένα.

Το Σχήμα 10 δίνει ένα παράδειγμα ενός μεγαλύτερου δικτύου. Το A είναι d-διαχωρισμένο μόνο από το G. Οι αποδείξεις που εισάχθηκαν στο B και το M αναπαριστούν το instantiation, δηλαδή το M και το B έχουν λάβει στιγμιαίες τιμές. Εάν αποδείξεις εισαχθούν στο A μπορεί να διαδοθούν στο D. Η μεταβλητή B είναι φραγμένη, έτσι οι αποδείξεις δεν μπορούν να περάσουν από το B στο E. Ωστόσο, μπορούν να περάσουν στο H και στο K. Εφόσον το παιδί, M, του K λαμβάνει αποδείξεις, οι αποδείξεις από το H μπορούν να περάσουν στο I και επακόλουθα στα E, C, F, J, L. Έτσι, το μονοπάτι A-D-H-K-I-E-C-F-J-L είναι ένα d-συνδεδεμένο μονοπάτι.



Σχήμα 10: Ένα αιτιολογικό δίκτυο με τα B και M να έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές.

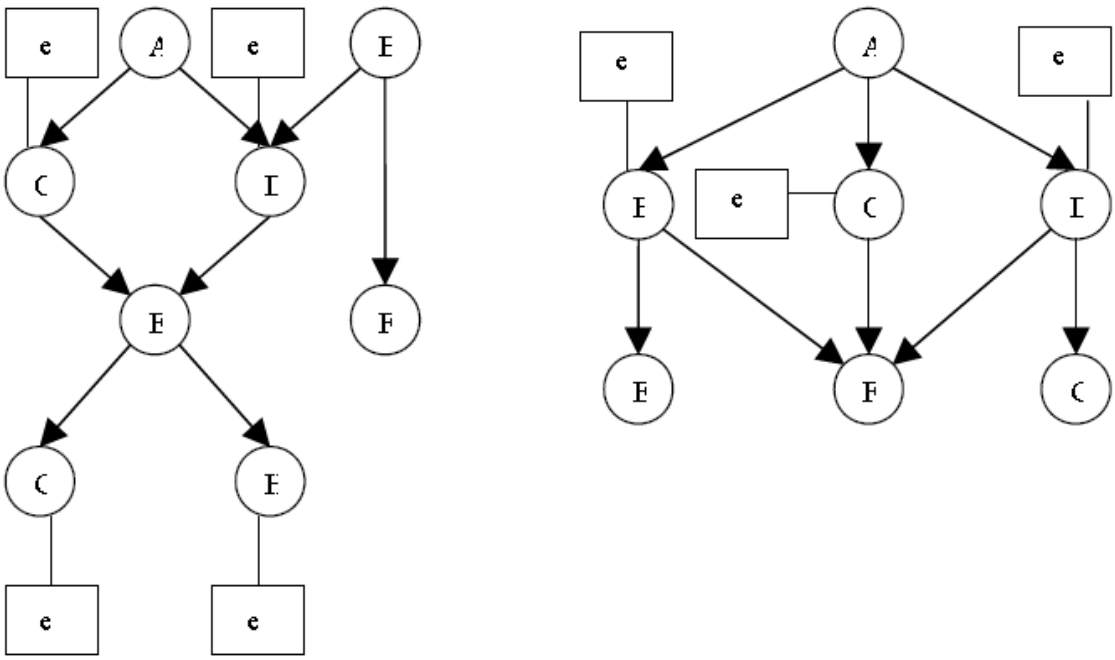
Το Σχήμα 11 δίνει δύο επεξηγηματικά παραδείγματα. Στο παράδειγμα που βρίσκεται αριστερά του σχήματος ισχύει το εξής: παρόλο που όλοι οι γείτονες του E έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές, αυτό είναι d-συνδεδεμένο με τα F, B, A. Ενώ στο διπλανό παράδειγμα του σχήματος το F είναι d-διαχωρισμένο από τις υπόλοιπες μεταβλητές.

Σημειώνεται ότι παρόλο που τα A και B είναι d-συνδεδεμένα, αλλαγές στην πεποίθηση για το A δεν συνεπάγεται αλλαγή στην πεποίθηση του B.

Στα παραπάνω παρουσιάσαμε τον d-διαχωρισμό ως ορισμό και όχι ως θεώρημα. Το αντίστοιχο θεώρημα διατυπώνεται ως εξής:

Θεώρημα: Εάν τα A και B είναι d-διαχωρισμένα, τότε αλλαγές στη βεβαιότητα του A δεν έχουν αντίκτυπο στη βεβαιότητα του B.

Ωστόσο, το θεώρημα δεν μπορεί να υιοθετηθεί σαν ένα θεώρημα χωρίς μια ακριβέστερη περιγραφή στο εννοιολογικό πεδίο των πιθανοτήτων. Μπορούμε να εκλάβουμε τον d-διαχωρισμό σαν μια κληρονομιά της ανθρώπινης συλλογιστικής και να απαιτήσουμε ότι οποιοσδήποτε υπολογισμός βεβαιότητας θα πρέπει να συμβιβάζεται με το θεώρημα αυτό.



Σχήμα 11: Αιτιολογικά δίκτυα με ισχυρές αποδείξεις καταχωρημένες (οι μεταβλητές έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές).

4.3 ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ (BAYESIAN NETWORKS)

4.3.1 ΒΑΣΙΚΑ ΑΞΙΩΜΑΤΑ

Η πιθανότητα P(A) ενός γεγονότος A είναι ένας αριθμός στο πεδίο ορισμού [0,1]. Οι πιθανότητες υπακούουν στα παρακάτω βασικά αξιώματα:

(α) P(A)=1 εάν και μόνο εάν το A είναι σίγουρο.

(β) Εάν τα A και B είναι αμοιβαίως αποκλειόμενα, τότε:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B)$$

4.4 ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ

Η βασική έννοια στην Bayesian προσέγγιση των βεβαιοτήτων στα αιτιολογικά δίκτυα είναι η **δεσμευμένη πιθανότητα**. Όποτε μια δήλωση της πιθανότητας, P(A), ενός γεγονότος A δίνεται, αυτή είναι δοσμένη εξαρτώμενη από άλλους γνωστούς παράγοντες. Μια δήλωση όπως « Η πιθανότητα του ζαριού να φέρει 6 είναι 1/6 » συνήθως περιλαμβάνει την ανείπωτη προϋπόθεση ότι πρόκειται για ένα αμερόληπτο ζάρι – ή εφόσον δεν γνωρίζουμε τίποτα γι' αυτό, το θεωρούμε να είναι ένα αμερόληπτο ζάρι. Αυτό σημαίνει ότι η δήλωση θα έπρεπε να είναι: « Δεδομένου ότι έχουμε ένα αμερόληπτο ζάρι, η πιθανότητα…». Με αυτόν τον τρόπο, οποιαδήποτε δήλωση στις πιθανότητες είναι μια δήλωση εξαρτώμενη από οτιδήποτε άλλο είναι γνωστό.

Μια δήλωση δεσμευμένης πιθανότητας έχει την παρακάτω μορφή (Jensen, 1996):

Δεδομένου του γεγονότος B, η πιθανότητα του γεγονότος A είναι x.

Η μαθηματική απεικόνιση της παραπάνω δήλωσης είναι: P(A/B)=x.

Πρέπει να τονιστεί ότι P(A/B)=x δεν σημαίνει ότι όποτε το B ισχύει τότε η πιθανότητα του A είναι x. Σημαίνει ότι εάν το B ισχύει και οτιδήποτε άλλο που είναι γνωστό είναι άσχετο με το A, τότε P(A)=x.

Ο **θεμελιώδης νόμος** για τον πιθανολογικό λογισμό είναι ο ακόλουθος:

$$P(A/B)\ P(B) = P(A,B). \qquad (1)$$

Όπου P(A,B) είναι η πιθανότητα της τομής των δύο γεγονότων, $A \wedge B$. Ενθυμούμενοι ότι οι πιθανότητες πρέπει πάντα να εξαρτώνται από ένα πλαίσιο C, ο τύπος θα έπρεπε να γράφεται:

$$P(A/B, C)\ P(B/C) = P(A, B/C). \qquad (2)$$

Από τη σχέση 1 επάγεται ότι P(A/B) P(B)=P(B/A) P(A) και από εδώ παράγεται ο ευρύτατα γνωστός **νόμος του Bayes**:

$$P(B/A) = \frac{P(A/B)P(B)}{P(A)} \quad . \qquad (3)$$

Ο νόμος του Bayes με παράγοντα εξάρτησης το C, γράφεται:

$$P(B/A,C) = \frac{P(A/B,C)P(B/C)}{P(A/C)} \quad . \qquad (4)$$

Ο τύπος 2 θα πρέπει να εκληφθεί ως ένα αξίωμα για τον υπολογισμό πιθανοτήτων παρά ως θεώρημα. Μια εφαρμογή του τύπου μπορεί να γίνει με τη μέτρηση συχνοτήτων: υποθέτουμε ότι έχουμε m γάτες (C) από τις οποίες οι n είναι καφέ (B), και i από τις καφέ γάτες είναι αβυσσινιακές (A). Τότε, η συχνότητα των A δεδομένου του B μεταξύ των γατιών, f(A/B,C), είναι i/n, η συχνότητα των B, f(B/C), είναι n/m, και η συχνότητα των καφέ αβυσινιακών γατιών, f(A,B/C) είναι i/m. Συνεπώς,

$$f(A/B, C)\ f(B/C) = f(A, B/C).$$

Αντίστροφη πιθανότητα

Μερικές φορές η P(A/B) καλείται **αντίστροφη πιθανότητα (likelihood)** του B δεδομένου του A, και συμβολίζεται **L(B/A)**.

Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι ο ακόλουθος. Υποθέτουμε ότι τα B1,…,Bn είναι πιθανά σενάρια που επιδρούν το κάθε ένα με διαφορετικό τρόπο στο γεγονός A, και

γνωρίζουμε το A. Τότε η P(A/Bi) αποτελεί ένα μέτρο του πόσο πιθανό είναι το Bi να είναι η αιτία. Συγκεκριμένα, εάν όλα τα Bi έχουν την ίδια πρωταρχική πιθανότητα, ο νόμος του Bayes γράφεται:

$$P(Bi/A) = \frac{P(A/Bi)P(Bi)}{P(A)} = kP(A/Bi)$$

.

Όπου k είναι ανεξάρτητο από το i.

4.4.1 ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΙΚΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ

Η εφαρμογή της προηγούμενης παραγράφου για τον θεμελιώδη νόμο βασίστηκε στις συχνότητες. Αυτό δε σημαίνει ότι θεωρούμε τις πιθανότητες βασισμένες μόνο σε συχνότητες. Οι πιθανότητες μπορούν επίσης να είναι εντελώς υποκειμενικές εκτιμήσεις της βεβαιότητας ενός γεγονότος. Μια **υποκειμενική πιθανότητα** μπορεί, για παράδειγμα, να είναι η προσωπική μου εκτίμηση για τις πιθανότητες που έχω να πουλήσω περισσότερα από 2000 αντίτυπα ενός βιβλίου μέσα σε ένα χρόνο. Ένας τρόπος για την εκτίμηση αυτής της πιθανότητας θα μπορούσε να είναι ο ακόλουθος. Μας δίνουνε την επιλογή μεταξύ δύο στοιχημάτων:

(α) Εάν πουληθούν περισσότερα από 2000 αντίτυπα αυτόν το χρόνο θα εισπράξουμε $100.

(β) Θα μας επιτραπεί στο τέλος του έτους να τραβήξουμε μια μπάλα μέσα από μια κάλπη με n κόκκινες μπάλες και 100-n άσπρες μπάλες. Εάν η μπάλα που θα τραβήξουμε είναι κόκκινη θα εισπράξουμε $100.

Τώρα, εάν όλες οι μπάλες της κάλπης είναι κόκκινες θα προτιμήσουμε την (β) περίπτωση, ενώ εάν όλες οι μπάλες είναι άσπρες θα προτιμήσουμε την (α). Υπάρχει ένας αριθμός n για τον οποίο τα δύο στοιχήματα είναι εξίσου ελκυστικά, και γι' αυτό το n, n/100 είναι η εκτίμηση μας για την πιθανότητα να πουλήσουμε περισσότερα από 2000 αντίτυπα του βιβλίου μέσα στο τρέχον έτος.

Για υποκειμενικές πιθανότητες που ορίζονται μέσα από τέτοια στοιχήματα με λοταρίες ο θεμελιώδης νόμος μπορεί επίσης να αποδειχθεί.

4.4.2 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΓΙΑ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ

Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη παράγραφο, οι κόμβοι σε ένα αιτιολογικό δίκτυο είναι μεταβλητές με πεπερασμένο αριθμό αμοιβαίως αποκλειόμενων καταστάσεων.

Εάν το A είναι μια μεταβλητή με καταστάσεις α1,…, αn τότε η P(A) είναι μια κατανομή πιθανότητας για αυτές τις καταστάσεις:

$$P(A)= (x_1 ,..., x_n) \quad x_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^{n} x_i = 1$$

Όπου xi είναι η πιθανότητα του A να βρίσκεται στην κατάσταση αi.

Σημείωση: Η πιθανότητα του A να βρίσκεται στην κατάσταση αi συμβολίζεται με P(A=αi) ή απλά P(αi) εάν η μεταβλητή είναι προφανής από τα συμφραζόμενα.

Εάν η μεταβλητή B έχει καταστάσεις b1,…,bm τότε η P(A/B) είναι ένας nxm πίνακας που περιέχει αριθμούς P(αi/bj) (βλέπε Πίνακα 1, όπου το άθροισμα για κάθε στήλη είναι ίσο με τη μονάδα).

Η P(A,B), η πιθανότητα της τομής των μεταβλητών A και B, είναι επίσης ένας nxm πίνακας. Αποτελείται από μια πιθανότητα για κάθε σχηματισμό (αi/bj) (βλέπε Πίνακα 2, το άθροισμα όλων των στοιχείων του πίνακα είναι ίσο με τη μονάδα).

Όταν ο θεμελιώδης νόμος (1) χρησιμοποιείται για τις μεταβλητές A και B, τότε η διαδικασία συνίσταται στο να εφαρμόσουμε το νόμο στους n·m συνδυασμούς (αi/bj):

$$P(a_i / b_j) P(b_j)= P(a_i ,b_j).$$

Αυτό σημαίνει ότι στον πίνακα P(A/B), για κάθε j, η στήλη για το bj πολλαπλασιάζεται με P(bj) για να πάρουμε τον πίνακα P(A,B). Εάν P(B)=(0.4,0.4,0.2) τότε ο Πίνακας 2 είναι το αποτέλεσμα της χρησιμοποίησης του θεμελιώδους νόμου στον Πίνακα 1. Όταν απευθυνόμαστε σε μεταβλητές, χρησιμοποιούμε τον ίδιο συμβολισμό για το θεμελιώδη νόμο:

$$P(A/B) P(B) = P(A, B).$$

Από έναν πίνακα P(A,B) η κατανομή πιθανοτήτων P(A) μπορεί να υπολογιστεί. Θεωρούμε ότι αi είναι μια κατάσταση του A. Υπάρχουν ακριβώς m διαφορετικά γεγονότα για τα οποία το A βρίσκεται στην κατάσταση αi, και συγκεκριμένα τα αμοιβαίως αποκλειόμενα γεγονότα (αi,b1),…,(αi,bm). Συνεπώς, με βάση το αξίωμα (β):

$$P(a_i) = \sum_{j=1}^{m} P(ai, bj)$$

Πίνακας 1: Ένα παράδειγμα της P(A/B)

	b_1	b_2	b_3
a_1	0.4	0.3	0.6
a_2	0.6	0.7	0.4

Πίνακας 2: Ένα παράδειγμα της P(A,B)

	b_1	b_2	b_3
a_1	0.16	0.12	0.12
a_2	0.24	0.28	0.08

Αυτός ο υπολογισμός καλείται **απομόνωση πιθανότητας (marginalization)** και λέμε ότι η μεταβλητή B απομονώνεται από την P(A,B) (καταλήγοντας στην P(A)). Ο συμβολισμός είναι (Jensen, 1996):

$$P(A) = \sum_{B} P(A, B) \quad . \qquad (5)$$

Με την απομόνωση του B από τον Πίνακα 2 παίρνουμε την P(A)=(0.4,0.6).

Η διαίρεση στο νόμο του Bayes (3) αντιμετωπίζεται με τον ίδιο τρόπο όπως ο πολλαπλασιασμός στο θεμελιώδη νόμο (βλέπε Πίνακα 3).

4.4.3 ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΗ ΑΝΕΞΑΡΤΗΣΙΑ

Η φραγή της διάδοσης των αποδείξεων όπως αυτή επεξηγήθηκε σε προηγούμενη παράγραφο απεικονίζεται, στους υπολογισμούς του Bayes, μέσα από την έννοια της

δεσμευμένης ανεξαρτησίας (conditional independence). Οι μεταβλητές A και C είναι ανεξάρτητες δεδομένης της μεταβλητής B εάν:

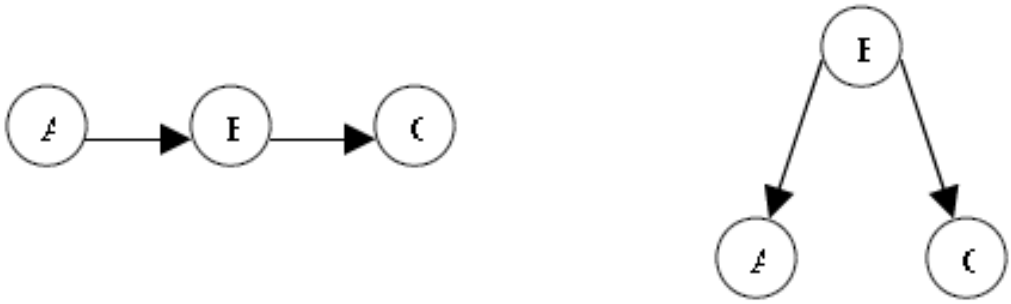
$$P(A/B) = P(A/B,C) \quad (6)$$

Αυτό σημαίνει ότι εάν η κατάσταση του B είναι γνωστή τότε καμία γνώση για το C δε θα μεταβάλλει την πιθανότητα του A.

Πίνακας 3: Η P(B/A) ως αποτέλεσμα εφαρμογής του νόμου του Bayes στον Πίνακα 1 και η P(B)=(0.4,0.4,0.2)

	a_1	a_2
b_1	0.4	0.4
b_2	0.3	0.47
b_3	0.3	0.13

Σημείωση: Εάν ο όρος B είναι κενός, απλά λέμε ότι τα A και C είναι ανεξάρτητα. Η δεσμευμένη ανεξαρτησία εμφανίζεται στις περιπτώσεις σειριακών και αποκλινουσών συνδέσεων (βλέπε Σχήμα 12).



.

Σχήμα 12: Παραδείγματα όπου τα A και C είναι δεσμευμένα ανεξάρτητα δεδομένου του B

Ένα παράδειγμα που αναφέρεται στη δεσμευμένη ανεξαρτησία είναι το εξής: «Ο ιδιοκτήτης ενός αυτοκινήτου δεν έκανε το απαιτούμενο service με αποτέλεσμα να μην έχει διαπιστώσει ότι το λαμπάκι ένδειξης της θερμοκρασίας έχει χαλάσει. Κατά την πορεία του προς τη δουλειά του ανεβαίνει η θερμοκρασία της μηχανής. Ο ίδιος το διαπιστώνει ξαφνικά από το δείκτη θερμοκρασίας, ενώ παρατηρεί ότι το λαμπάκι του

θερμοστάτη δεν έχει ανάψει. Για αυτό το λόγο πανικοβάλλεται και χάνει τον έλεγχο του αυτοκινήτου». Ορίζουμε τα γεγονότα:

- γεγονός A: δεν έγινε service στο αυτοκίνητο
- γεγονός B: χάλασε το λαμπάκι ένδειξης της θερμοκρασίας
- γεγονός C: απώλεια ελέγχου του αυτοκινήτου

Η μοντελοποίηση του συγκεκριμένου παραδείγματος φαίνεται στο αριστερό δίκτυο στο Σχήμα 12.

Μία παραλλαγή του παραπάνω παραδείγματος είναι η εξής: «Κατά την πορεία του παραπάνω οδηγού προς τη δουλειά του ανεβαίνει η θερμοκρασία της μηχανής, χωρίς να ανάψει το λαμπάκι του θερμοστάτη λόγω βλάβης του. Το γεγονός αυτό προκαλεί τον πανικό στον οδηγό χάνοντας τον έλεγχο του αυτοκινήτου. Επίσης, είναι και η κύρια αιτία για την οποία πηγαίνει το αυτοκίνητο για service». Ορίζουμε τα γεγονότα:

- γεγονός B: χάλασε το λαμπάκι ένδειξης της θερμοκρασίας
- γεγονός A: πηγαίνει το αυτοκίνητο για service
- γεγονός C: απώλεια ελέγχου του αυτοκινήτου

Η μοντελοποίηση του παραδείγματος αυτοκινήτου φαίνεται στο δεξί δίκτυο στο Σχήμα 12.

Η εξίσωση (6) μπορεί να φαίνεται ασύμμετρος· ωστόσο, εάν η (6) ισχύει, τότε – μέσω του δεσμευμένου νόμου του Bayes (2.4) – παίρνουμε:

$$P(C/B,A)=\frac{P(A/C,B)P(C/B)}{P(A/B)}=\frac{P(A/B)P(C/B)}{P(A/B)}=P(C/B)$$

.

Η απόδειξη προϋποθέτει ότι P(A/B)>0. Αυτό γιατί, για τις καταστάσεις α, b με P(A=α\B=b)=0 ο υπολογισμός δεν είναι έγκυρος. Ωστόσο, για τις θεωρήσεις μας δεν επηρεάζει· εάν το B βρίσκεται στην κατάσταση b τότε η απόδειξη A=α είναι αδύνατη και δε θα εμφανιστεί. Έτσι, γιατί να ασχοληθούμε με τη μετάδοση αυτής;

4.4.4 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΩΝ BAYESIAN NETWORKS

Οι αιτιολογικές σχέσεις έχουν επίσης μια ποσοτικοποιημένη πλευρά, συγκεκριμένα τη δύναμή τους. Αυτό εκφράζεται με την επισύναψη αριθμών στις συνδέσεις.

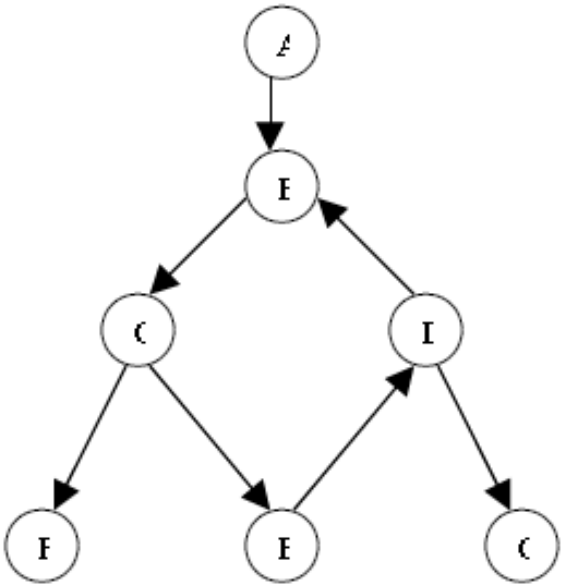
Υποθέτουμε ότι το A είναι ένας γονιός του B. Χρησιμοποιώντας τον πιθανολογικό λογισμό θα ήταν φυσικό να υποθέσουμε ότι η P(B/A) θα είναι η δύναμη της σύνδεσης. Ωστόσο, εάν το C είναι επίσης γονιός του B, τότε οι δύο δεσμευμένες πιθανότητες P(B/A) και P(B/C) μόνες δεν δίνουν κανένα στοιχείο για το πώς οι αντίκτυποι από το A και το B αλληλεπιδρούν. Μπορεί να συνεργάζονται ή να εξουδετερώνονται με ποικίλους τρόπους. Έτσι, χρειαζόμαστε έναν προσδιορισμό της P(B/A,C).

Μπορεί να τύχει ο τομέας που μοντελοποιείται να περιέχει κλειστούς κύκλους (βλέπε Σχήμα 13).

Οι κλειστοί κύκλοι είναι δύσκολο να μοντελοποιηθούν ποσοτικά (γι' αυτό άλλωστε υπάρχουν και οι διαφορικές εξισώσεις)· για τα αιτιολογικά δίκτυα κανένας τρόπος υπολογισμού δεν έχει αναπτυχθεί που να μπορεί να ανταπεξέλθει με τους κλειστούς κύκλους. Συνεπώς, έχουμε ως πρωταρχική απαίτηση το δίκτυο να μην περιέχει τέτοιους κύκλους.

Ένα Bayesian network αποτελείται από τα ακόλουθα:

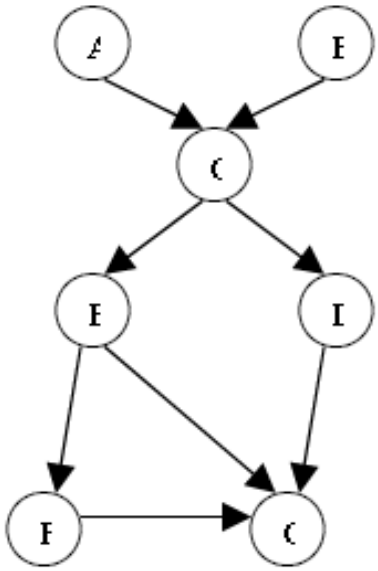
1. Ένα σύνολο μεταβλητών και ένα σύνολο από κατευθυνόμενα τόξα μεταξύ των μεταβλητών.
2. Κάθε μεταβλητή έχει ένα πεπερασμένο σύνολο από αμοιβαίως αποκλειόμενες καταστάσεις.
3. Οι μεταβλητές μαζί με τις κατευθυνόμενες ακμές σχηματίζουν ένα κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα (DAG). Ένα κατευθυνόμενο γράφημα είναι ακυκλικό εάν δεν υπάρχει κανένα κατευθυνόμενο μονοπάτι A1→…→An τέτοιο ώστε A1=An.
4. Σε κάθε μεταβλητή A με γονείς B1,…,Bn υπάρχει προσκολλημένος ένας πίνακας δεσμευμένων πιθανοτήτων P(A/B1,…,Bn).



Σχήμα 13: Ένα κατευθυνόμενο γράφημα με κλειστό κύκλο. Αυτό δεν επιτρέπεται στα Bayesian networks.

Σημειώστε ότι εάν το A δεν έχει γονείς τότε ο πίνακας υποβαθμίζεται σε πίνακα αδέσμευτων πιθανοτήτων P(A). Για το DAG του Σχήματος 13 οι πρωταρχικές πιθανότητες P(A) και P(B) πρέπει να καθοριστούν. Υπάρχει ο ισχυρισμός ότι οι πρωταρχικές πιθανότητες είναι μία ανεπιθύμητη εισαγωγή μεροληψίας του μοντέλου και έχουν εφευρεθεί υπολογισμοί με σκοπό να τις αποφύγουμε. Ωστόσο, όπως έχει ήδη αναφερθεί, οι πρωταρχικές πιθανότητες είναι αναγκαίες – όχι για μαθηματικούς σκοπούς – αλλά γιατί οι πρωταρχικές εκτιμήσεις βεβαιότητας αποτελούν ζωτικό μέρος της ανθρώπινης συλλογιστικής σχετικά με τη βεβαιότητα.

Στο παρακάτω σχήμα οι πιθανότητες που πρέπει να καθοριστούν είναι οι P(A), P(B), P(C/A,B), P(E/C), P(D/C), P(F/E), P(G/D,E,F).



Σχήμα 14: Ένα κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα (DAG).

Ένα από τα πλεονεκτήματα των Bayesian networks είναι ότι επιτρέπουν τον d-διαχωρισμό: εάν τα A και B είναι d-διαχωρισμένα σε ένα Bayesian network με αποδείξεις e καταχωρημένες, τότε P(A/B,e)=P(A/e). Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τον d-διαχωρισμό για να ξεχωρίσουμε τις δεσμευμένες ανεξαρτησίες. Θα χρησιμοποιήσουμε αυτό το γεγονός χωρίς απόδειξη.

4.4.5 Ο ΝΟΜΟΣ ΤΗΣ ΑΛΥΣΙΔΑΣ (CHAIN RULE)

Υποθέτουμε ότι U=(A1,…,An) είναι ένας χώρος μεταβλητών. Εάν έχουμε πρόσβαση στον πίνακα των πιθανοτήτων της τομής P(U)=P(A1,…,An), τότε μπορούμε επίσης να υπολογίσουμε το P(Ai) όπως επίσης και το P(Ai/e), όπου e είναι η απόδειξη που έχουμε στη διάθεσή μας. Ωστόσο, ο πίνακας P(U) αυξάνεται εκθετικά με τον αριθμό των μεταβλητών, και ο U δεν χρειάζεται να είναι πολύ μεγάλος προτού ο πίνακας καταστεί ατίθασα μεγάλος. Συνεπώς, ψάχνουμε για μια πιο συμπαγή αναπαράσταση του P(U): έναν τρόπο αποθήκευσης πληροφοριών από τις οποίες ο P(U) μπορεί να υπολογιστεί αν χρειάζεται.

Ένα Bayesian network για τον U είναι μια τέτοια αναπαράσταση. Εάν οι δεσμευμένες ανεξαρτησίες στο δίκτυο πίστης ισχύουν για τον U, τότε ο P(U) μπορεί να υπολογιστεί από τις δεσμευμένες πιθανότητες που ορίζονται στο δίκτυο.

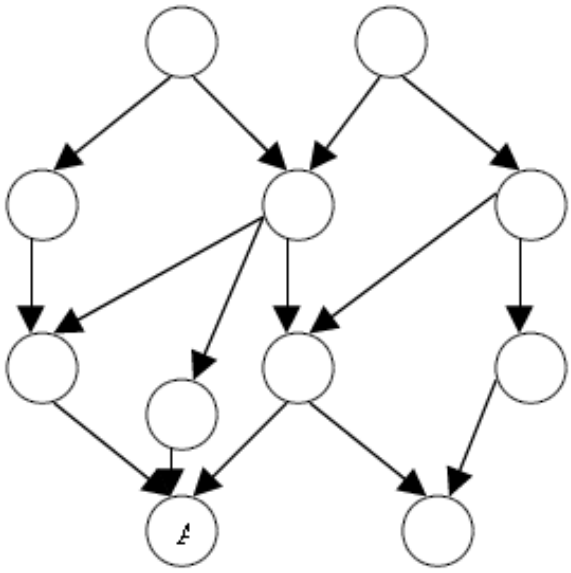
Θεώρημα (ο νόμος της αλυσίδας): Υποθέτουμε ότι το BN είναι ένα Bayesian network για τον U={A1,…,Am}. Τότε η **κατανομή πιθανότητας της τομής P(U) (joint distribution)** είναι προϊόν όλων των δεσμευμένων πιθανοτήτων που ορίζονται στο BN:

$$P(U) = \prod_i P(Ai / pa(Ai))$$

Όπου pa(Ai) είναι το σύνολο των γονιών του Ai.

Εάν ο U αποτελείται από μία μεταβλητή τότε το θεώρημα είναι ασήμαντο.

Θεωρούμε ότι ο νόμος της αλυσίδας είναι αληθής για όλα τα δίκτυα αποτελούμενα από n-1 μεταβλητές, και υποθέτουμε ότι ο U είναι ο χώρος ενός DAG με n μεταβλητές. Εφόσον το δίκτυο είναι ακυκλικό υπάρχει τουλάχιστον μία μεταβλητή A χωρίς παιδιά. Θεωρούμε το DAG με το A αποκομμένο, δηλαδή θεωρείται ότι είναι εκτός δικτύου. Παρακάτω, παρατίθεται το Σχήμα 15, το οποίο απεικονίζει ένα DAG (κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα) που αποτελείται από n αριθμό μεταβλητών (κόμβων). Αυτές οι εκάστοτε μεταβλητές που φαίνονται στο δίκτυο είναι συνδεδεμένες μεταξύ τους με τέτοιο τρόπο ώστε να φαίνεται η εξάρτηση της μίας από την άλλη. Παρατηρούμε ότι η ενώσεις των κόμβων είναι έτσι δομημένες έτσι ώστε να μη σχηματίζονται κυκλικά τμήματα στο δίκτυο. Αυτό όπως έχουμε αναφέρει παραπάνω δεν πρέπει να συμβαίνει σε ένα τέτοιου είδους δίκτυο πίστης (Bayesian Network).



Σχήμα 15: Ένα DAG με n μεταβλητές. Εάν η μεταβλητή A αποκοπεί, ο επαγωγικός συλλογισμός μπορεί να εφαρμοστεί.

Από την υπόθεση του επαγωγικού συλλογισμού έχουμε ότι η P(U/{A}) είναι το αποτέλεσμα όλων των καθορισμένων πιθανοτήτων – εκτός της P(A/pa(A)).

Από το θεμελιώδη νόμο (1) έχουμε:

$$P(U) = P(A/U/\{A\})P(U/\{A\}).$$

Εφόσον το A είναι ανεξάρτητο του *U /({ A}* U *pa(A))* δεδομένου του pa(A) (βλέπε Σχήμα 14), παίρνουμε:

$$P(U) = P(A/U/\{A\})P(U/\{A\}) = P(A/pa(A))P(U/\{A\}).$$

Το δεξί μέλος της παραπάνω σχέσης είναι το προϊόν όλων των καθορισμένων πιθανοτήτων.

Πίνακας 4: Δεσμευμένες πιθανότητες για τα H και W

	I=y	*I=n*
H=y	0.8	0.1
H=n	0.2	0.9
	P(H/I)	

	I=y	*I=n*
W=y	0.8	0.1
W=n	0.2	0.9
	P(W/I)	

Πίνακας 5: Πιθανότητες τομής για τα P(W,I) και P(H,I)

	I=y	*I=n*
y	0.56	0.03
n	0.14	0.27

4.5 ΕΠΑΝΕΞΕΤΑΣΗ ΤΩΝ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΩΝ

Σε αυτήν την παράγραφο εφαρμόζουμε τους νόμους του πιθανολογικού λογισμού στα εισαγωγικά παραδείγματα. Αυτό πραγματοποιείται για να επεξηγηθεί ότι ο πιθανολογικός λογισμός μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκτέλεση της συγκεκριμένης συλλογιστικής στα παραδείγματα – συγκεκριμένα της τεχνικής αναλύσεως σε βάθος.

4.5.1 ΠΑΓΩΜΕΝΟΙ ΔΡΟΜΟΙ

(βλέπε Σχήμα 2). Για την ποσοτικοποιημένη μοντελοποίηση χρειαζόμαστε τρεις εκτιμήσεις πιθανοτήτων: τις P(H/I), P(W/I), P(I). Το μοντέλο στο Σχήμα 2 δείχνει ότι μόνο γνώση όσον αφορά τους παγωμένους δρόμους είναι σχετική με τα H και W. Πρέπει επομένως να συνδέσουμε μια βεβαιότητα στο I βασισμένη σε οποιαδήποτε γνώση είναι διαθέσιμη. Σε αυτήν την περίπτωση ο αστυνομικός επιθεωρητής παρατηρούσε έξω από το παράθυρο προσπαθώντας να καταλάβει εάν οι δρόμοι είναι παγωμένοι. Θεωρούμε ότι η πιθανότητα οι δρόμοι να είναι παγωμένοι είναι 0.7.

Εφόσον οι Holmes και Watson είναι κακοί οδηγοί, θεωρούμε ότι η πιθανότητα ενός ατυχήματος στην περίπτωση των παγωμένων δρόμων είναι 0.8, και η πιθανότητα ατυχήματος χωρίς παγωμένους δρόμους 0.1. Μια σύνοψη των δεσμευμένων πιθανοτήτων δίνεται στον Πίνακα 4.

Για να υπολογίσουμε τις αρχικές πιθανότητες για τα H και W χρησιμοποιούμε, πρώτα, το θεμελιώδη νόμο (1) και βρίσκουμε τα P(W,I), P(H,I):

$$P(W=y, I=y) = P(W=y / I=y)P(I=y) = 0.8*0.7 = 0.56 .$$

Ο Πίνακας 5 δίνει όλες τις πιθανότητες τομής.

Για να πάρουμε τις πιθανότητες για τα W και H, περιθωριοποιούμε το I από τον Πίνακα 5 και παίρνουμε:

$$P(W) = P(H) = (0.59, 0.41) .$$

Η πληροφορία ότι ο Watson τράκαρε χρησιμοποιείται τώρα για να αναβαθμιστεί η πιθανότητα του I. Γι' αυτό χρησιμοποιείται ο νόμος του Bayes:

$$P(I / W=y) = \frac{P(W=y / I)P(I)}{P(W=y)} = \frac{1}{0.59}(0.8*0.7, 0.1*0.3) = (0.95, 0.05) .$$

Για την αναβάθμιση της πιθανότητας του H, πρώτα, χρησιμοποιούμε το θεμελιώδη νόμο (1) και βρίσκουμε την P(H,I) όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.

Πίνακας 6: Υπολογισμός του P(H,I).

	I=y	***I=n***	=		***I=y***	***I=n***
H=y	0.8·0.95	0.1·0.05		***H=y***	0.76	0.005
H=n	0.2·0.95	0.9·0.05	***H=n***	0.19	0.045	

Τελικά, υπολογίζουμε την P(H) περιθωριοποιώντας το I από τον πίνακα P(H\I).Το αποτέλεσμα είναι:

$P(H) = (0.765, 0.235)$.Αυτός είναι ο ποσοτικοποιημένος αντίκτυπος της πληροφορίας ότι ο Watson έχει τρακάρει.

Στο τέλος, αφού ο επιθεωρητής έχει πειστεί ότι οι δρόμοι δεν είναι παγωμένοι, ισχύει: P(H/I=n)=(0.1,0.9).

Ο υπολογισμός μπορεί να πραγματοποιηθεί και με άλλον τρόπο. Αρχικά, υπολογίζουμε τις P(H,I), P(W,I) (Πίνακας 5), και έχουμε δύο πίνακες πιθανοτήτων τομής με τη μεταβλητή I κοινή.

Εάν αποδείξεις e για το W έρθουν στα χέρια μας της μορφής P*(W)=(0.1), τότε:

$$P^*(W,I) = P(I/W)P^*(W) = \frac{P(W,I)}{P(W)}P^*(W)$$

Αυτό σημαίνει ότι ο πίνακας πιθανοτήτων της τομής για τα W και I αναβαθμίζεται πολλαπλασιάζοντας με τη νέα κατανομή και διαιρώντας με την παλιά. Ο πολλαπλασιασμός συνίσταται στην απαλοιφή όλων των καταχωρήσεων με W=n. Η διαίρεση με την P(W) έχει επίδραση μόνο στις καταχωρήσεις με W=y, έτσι η διαίρεση γίνεται με την P(W=y).

Στη συνέχεια, υπολογίζουμε την P*(I) από την P*(W,I) μέσω της μεθόδου της απομόνωσης πιθανοτήτων και χρησιμοποιούμε την P*(I) για την αναβάθμιση της P(H,I).

$$P^*(H,I) = \frac{P(H,I)}{P(I)}P^*(I)$$

.

Και τελικά η P*(H) υπολογίζεται απομονώνοντας την P*(H,I).

4.5.2 ΒΡΕΓΜΕΝΟ ΓΡΑΣΙΔΙ

Ας θεωρήσουμε ότι οι πρωταρχικές πιθανότητες για τα R και S είναι P(R)=(0.2,0.8) και P(S)=(0.1,0.9). Οι υπολειπόμενες πιθανότητες παρατίθενται στον Πίνακα 7. Αρχικά, υπολογίζουμε τις πρωταρχικές πιθανότητες για τα W και H μέσω των τύπων

(1) και (5). Δηλαδή, πρώτα υπολογίζουμε την P(W,R) και μετά περιθωριοποιούμε το R. Το αποτέλεσμα είναι P(W)=(0.36,0.64).

Πίνακας 7: Οι πιθανότητες για το παράδειγμα *Βρεγμένο γρασίδι.* Τα ανύσματα (α,β) στο δεξί μέρος του πίνακα αναπαριστούν τα (H=y,H=n).

	R=y	***R=n***
S=y	1	0.2
S=n	0	0.8
	P(W\R)	*P(H\R,S)*

	R=y	***R=n***
S=y	(1,0)	(0.9,0.1)
S=n	(1,0)	(0,1)

Ο υπολογισμός της P(H,R,S) ακολουθεί την ίδια διαδικασία, μόνο που το γινόμενο σε αυτήν την περίπτωση είναι:

$$P(H,R,S) = P(H / R,S)P(R,S)$$

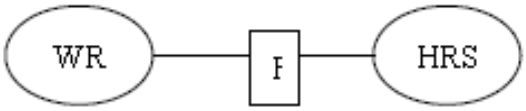
Εφόσον τα R και S είναι ανεξάρτητα (βλέπε Σχήμα 4) έχουμε:

$$P(H,R,S) = P(H / R,S)P(R)P(S).$$

Το αποτέλεσμα δίνεται στον Πίνακα 8. Περιθωριοποιώντας τα R, S από την P(H,R,S) μας δίνει P(H)=(0.272,0.728). Χρησιμοποιούμε την προσέγγιση που περιγράφεται στο τέλος της ενότητας 2.4.1. Έχουμε κατασκευάσει πίνακες τομής πιθανοτήτων για δύο από τις συστοιχίες, (W,R) και (H,R,S), με τη μεταβλητή R κοινή.

Πίνακας 8: **Ο πίνακας πρωταρχικών πιθανοτήτων για την P(H,R,S). Τα ανύσματα (α,β) στον πίνακα αναπαριστούν τα (H=y,H=n).**

	R=y	***R=n***
S=y	(0.02,0)	(0.072,0.008)
S=n	(0.18,0)	(0,0.72)



Σχήμα 16: **Οι συστοιχίες για το παράδειγμα *Βρεγμένο γρασίδι.* Επικοινωνούν μέσω της μεταβλητής R.**

Η απόδειξη H=y χρησιμοποιείται για την αναβάθμιση της P(H,R,S) απαλείφοντας όλες τις καταχωρήσεις με H=n και διαιρώντας με P(H=y). Εφόσον το αποτέλεσμα θα είναι ένας πίνακας πιθανοτήτων με όλες τις καταχωρήσεις αθροιζόμενες να δίνουν την μονάδα, δεν χρειάζεται να υπολογίσουμε την P(H). Αφού όλες οι καταχωρήσεις με H=n έχουν απαλείφει (Πίνακας 9), εμείς απλώς κανονικοποιούμε τον πίνακα διαιρώντας με το άθροισμα των υπολειπόμενων καταχωρήσεων (βλέπε Πίνακα 10).

Οι κατανομές P*(R) και P*(S) υπολογίζονται μέσω περιθωριοποίησης από την P*(H,R,S).

Πίνακας 9: Η P(H,R,S) με απαλοιφή όλων των καταχωρήσεων για H=n.

	R=y	***R=n***
S=y	(0.02,0)	(0.072,0)
S=n	(0.18,0)	(0,0)

$$\frac{1}{0.272}(0.02,0)$$

Πίνακας 10: Ο υπολογισμός της P*(H,R,S)=R(H,R,S/H=y)

	$R=y$	$R=n$			$R=y$	$R=n$
$S=y$	$\frac{1}{0.272}(0.02,0$	$\frac{1}{0.272}(0.072,0$	$\approx$	$S=y$	$(0.074,0)$	$(0.264,0)$
$S=n$	$\frac{1}{0.272}(0.18,0$	$\frac{1}{0.272}(0,0)$		$S=n$	$(0.662,0)$	$(0,0)$

Παίρνουμε P*(R=y)=0.736 και P*(S=y)=0.339.

Χρησιμοποιούμε την P*(R) για την αναβάθμιση της P(W,R) (βλέπε Πίνακα 11):

$$P^*(W,R) = P(W/R)P^*(R) = P(W,R)\frac{P^*(R)}{P(R)}.$$

Πίνακας 11: Υπολογισμός της P*(W,R)

	$R=y$	$R=n$			$R=y$	$R=n$
$W=y$	$0.2\cdot\frac{0.736}{0.2}$	$0.16\cdot\frac{0.264}{0.8}$	$=$	$W=y$	0.736	0.0528
$W=n$	0	$0.64\cdot\frac{0.264}{0.8}$		$W=n$	0	0.2112

Τώρα χρησιμοποιούμε το γεγονός W=y για την αναβάθμιση της κατανομής (W,R) (βλέπε Πίνακα 12). Παίρνουμε P**(R=y)=0.93.

Έχουμε ακόμα να υπολογίσουμε την P**(S)=P(S\W=y,H=y). Το αποτέλεσμα πρέπει να αντανακλά την επίπτωση της τεχνικής ανάλυσης σε βάθος· εφόσον το βρεγμένο γρασίδι εξηγείται από τη βροχή, η πιθανότητα για το S=y πρέπει να μειωθεί στην αρχική της τιμή.

Ο υπολογισμός ακολουθεί το ίδιο πρότυπο. Ένα μήνυμα επάνω στην P**(R) στέλνεται από την (W,R) στην (H,R,S) (βλέπε Σχήμα 16)

$$P^{**}(H,R,S) = P^*(H,R,S)\frac{P^{**}(R)}{P^*(R)}.$$

Με τη μέθοδο της απομόνωσης πιθανότητας παίρνουμε P**(S=y)=0.161.

Πίνακας 12: P(W,R)=P(W,R/W=y,H=y)**

	$R=y$	$R=n$
$W=y$	$\frac{0.736}{0.7888}$	$\frac{0.0528}{0.7888}$
$W=n$	0	0

Πίνακας 13: P(R,S)=P(R,S/H=y,W=y)**

	$R=y$	$R=n$
$S=y$	0.094	0.067
$S=n$	0.839	0

Ο λόγος για τον οποίο η πιθανότητα του ψεκαστήρα δεν πέφτει στην αρχική τιμή του 0.1 είναι ότι ο κύριος Watson μπορεί να τον έχει ξεχάσει ανοιχτό και μια εξήγηση μπορεί να είναι ότι και οι δύο ψεκαστήρες έχουν ξεχαστεί ανοιχτοί. Αυτό καθρεφτίζεται στην πιθανότητα P(W=y\R=n)=0.2.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Τα Bayesian networks δημιουργούν μία πολύ αποδοτική γλώσσα για τη δημιουργία μοντέλων διαφόρων συστημάτων και προβλημάτων που εξετάζονται με εγγενή αβεβαιότητα. Παρόλα αυτά, όπως μπορεί να παρατηρήσει κανείς από τους παραπάνω υπολογισμούς των παραδειγμάτων, είναι τυποποιημένη εργασία το να παρουσιάσεις τη μεταβίβαση του στοιχείου που θεωρείται evidence, ακόμα και σε απλά δίκτυα πίστης. Έτσι, είναι διαθέσιμα ορισμένα εργαλεία λογισμικού, τα οποία κάνουν τους υπολογισμούς σαν απαραίτητη βοήθεια των ειδικών. Θα γίνει μία παρουσίαση παρακάτω σχετικά με τον τρόπο που γίνεται χρήση των Bayesian networks στην κατασκευή των μοντέλων. Εξετάζονται τρία παραδείγματα παρακάτω και καταλήγουμε σε κάποιες θεωρήσεις βάσει των δικτύων πίστης.

Πριν προχωρήσουμε παρατίθεται ένα απλό πρόβλημα για το οποίο στήνουμε το αντίστοιχο δίκτυο.

Εκφώνηση: Ο ιδιοκτήτης ενός σπιτιού ειδοποιείται από το **ειδικό σύστημα** που έχει στο σπίτι του, όταν είτε **ανοίγει ο μηχανισμός ποτίσματος** είτε όταν **χτυπάει ο συναγερμός** (έχει μπει κάποιος στο σπίτι του). Για να ανοίξει ο συναγερμός είτε

κάποιος μπαίνει στο σπίτι είτε **ανοίγει από μόνο του το παράθυρο** . Όταν μπει κάποιος μέσα στο σπίτι **ανοίγει το φως της μπροστινής βεράντας**, το οποίο όμως μπορεί να ανοίξει κι από **βραχυκύκλωμα**. Ο **μηχανισμός ποτίσματος ανοίγει κανονικά** ή **ενεργοποιείται όταν βρέχει**.

ΒΗΜΑ 1^{Ο}: Αναγνώριση των βασικών μεταβλητών του προβλήματος και προσδιορισμός του τρόπου με τον οποίο αυτές συνδέονται. Ξεχωρίζουμε, λοιπόν, τα εξής γεγονότα:

1. ενεργοποίηση του ειδικού συστήματος
2. χτυπά ο συναγερμός
3. ανοίγει ο μηχανισμός ποτίσματος
4. κάποιος μπαίνει στο σπίτι
5. ανοίγει από μόνο του το παράθυρο
6. ο μηχανισμός ποτίσματος ανοίγει κανονικά
7. ο μηχανισμός ποτίσματος ανοίγει λόγω βροχής
8. ανοίγει το φως της μπροστινής βεράντας
9. γίνεται βραχυκύκλωμα

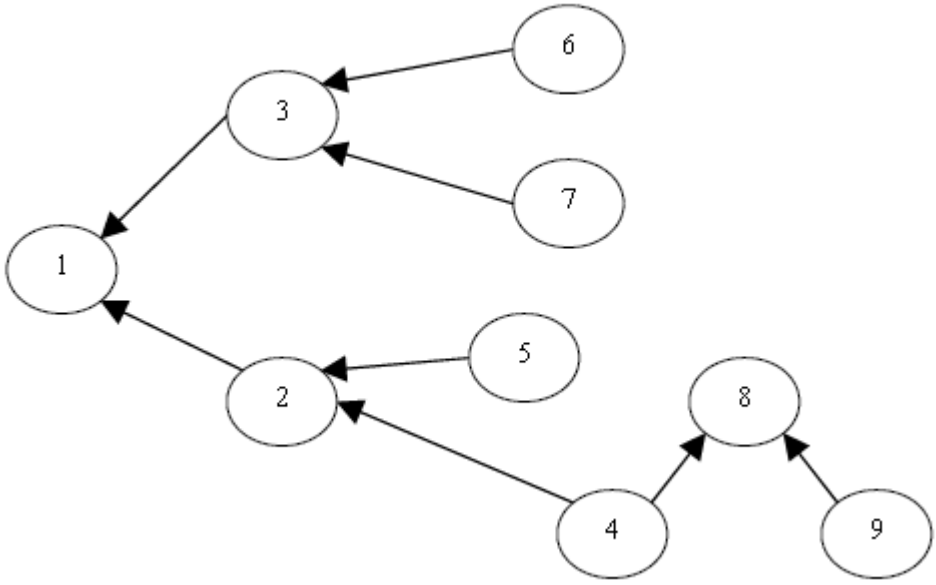
Τα παραπάνω γεγονότα συνδέονται μεταξύ τους και επηρεάζουν το ένα το άλλο. Κάποια από αυτά προκαλούνται από συγκεκριμένα γεγονότα (γονείς) και τα θεωρούμενα παιδιά αυτών των γεγονότων. Με βάση την εκφώνηση της άσκησης προσδιορίζουμε τα ζεύγη γεγονότων που θεωρούνται γονείς των υπολοίπων γεγονότων.

a) γεγονός 4-γεγονός 5
b) γεγονός 4-γεγονός 9
c) γεγονός 6-γεγονός 7
d) γεγονός 3-γεγονός 2

Ακολουθούν τα αντίστοιχα παιδιά των παραπάνω γονέων.

a) γεγονός 2
b) γεγονός 8
c) γεγονός 3
d) γεγονός 1

ΒΗΜΑ 2^{Ο}: Κατασκευή του δικτύου γίνεται έχοντας τα παραπάνω γεγονότα ως μεταβλητές οι οποίες επηρεάζουν τη διάδοση των εκάστοτε πιθανοτήτων μέσα στο δίκτυο πίστης. Οι πιθανότητες των παιδιών δεδομένων των γονέων είναι οι δεσμευμένες πιθανότητες, οι οποίες υπολογίζονται βάσει των αρχικών κατανομών πιθανοτήτων, ενώ αλλάζουν με την αλλαγή μιας τιμής πιθανότητας μιας μεταβλητής στο εγκατεστημένο δίκτυο. Παρακάτω φαίνεται το δίκτυο πίστης στο οποίο καταλήγουμε.



5.1 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΟΜΗΣ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

5.1.1 ΕΙΝΑΙ ΚΑΝΕΝΑΣ ΜΕΣΑ ΣΤΟ ΣΠΙΤΙ; (FAMILY OUT?)

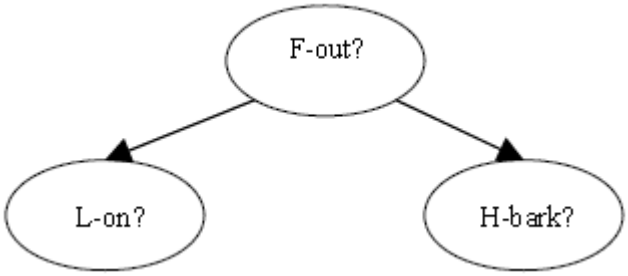
«Όταν πάω σπίτι το βράδυ, θέλω να γνωρίζω αν η οικογένειά μου είναι μέσα, πριν ανοίξω την πόρτα. Συχνά, όταν η γυναίκα μου λείπει, αφήνει ανοιχτό το φως στην εξώπορτα. Αρκετές φορές, βέβαια, αφήνει ανοιχτό το φως όταν περιμένει επισκέψεις. Ακόμα, έχουμε ένα σκύλο, ο οποίος βρίσκεται στην πίσω αυλή όταν δεν είναι κανένας στο σπίτι ή όταν έχει κάποιες διαταραχές. Τέλος, αν το σκυλί είναι στην πίσω αυλή, πιθανόν θα ακούσω το γάβγισμά του, αλλά μερικές φορές μπερδεύεται με γαβγίσματα άλλων σκυλιών».

Το πρώτο πράγμα που πρέπει να θεωρείται αναγκαίο όταν οργανώνεται ένα μοντέλο βασισμένο στη θεωρία του Bayes για ένα σύστημα υποστήριξης των αποφάσεων, είναι να δοθούν εκτιμήσεις πιθανοτήτων για γεγονότα, τα οποία δεν είναι δυνατόν να παρατηρηθούν. Έτσι, η αρχική αποδοχή που πρέπει να γίνει είναι να προσδιοριστούν αυτά τα γεγονότα, τα οποία καλούνται **υποθετικά γεγονότα** (hypothesis events). Στην προκειμένη περίπτωση έχουμε δύο τέτοια γεγονότα: «η οικογένεια βρίσκεται στο σπίτι» και «η οικογένεια είναι εκτός σπιτιού» (Jensen, 1996).

Τα παραπάνω γεγονότα οργανώνονται σε ένα σύνολο μεταβλητών. Μία μεταβλητή ενσωματώνει ένα πλήρες σύνολο από αμοιβαίως αποκλειόμενα γεγονότα. Δηλαδή, για την κάθε μεταβλητή ακριβώς ένα από αυτά τα γεγονότα είναι αληθές. Είναι πολύ εύκολο να ενσωματώσουμε τις δύο καταστάσεις (**y** ή **n**) που μπορεί να συμβούν στην κάθε περίπτωση στη μεταβλητή **F-out? (family out)**.

Το επόμενο βήμα είναι να εκτιμηθεί η κάθε πιθανότητα κι έτσι παρέχουμε κάποια **κανάλια πληροφοριών** (information channels). Έτσι, ακολουθεί ο προσδιορισμός των τύπων εφικτών πληροφοριών, τα οποία έχουν τη δυνατότητα να φανερώσουν κάτι σχετικά με την κατάσταση κάποιων υποθετικών μεταβλητών. Αυτό γίνεται με τη συγκρότηση **βέβαιων μεταβλητών** (**information variables**), τέτοιες που ένα τμήμα των πληροφοριών να ανταποκρίνεται σε μία κατάσταση μιας μεταβλητής πληροφοριών. Τυπικά, μία συγκεκριμένη πληροφορία είναι απόρροια μιας συγκεκριμένης **κατάστασης** (**state**) της κάθε μεταβλητής. Εδώ, οι μεταβλητές πληροφοριών είναι οι **L-on?** (light on) και **H-bark?** (hear bark), με καταστάσεις **y** και **n** (yes & no).

Ακολουθεί ο καθορισμός των αιτιολογικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών. Σε αυτό το στάδιο δεν χρειάζεται να ασχοληθούμε για το πώς οι πληροφορίες θα διοχετευθούν γύρω από το δίκτυο. Αυτό που ενδιαφέρει είναι ποια γεγονότα έχουν διαρκή επίδραση στα άλλα γεγονότα. Παρακάτω φαίνεται το κατασκευασμένο μοντέλο που δείχνει την επίδραση της μεταβλητής **F-out?** στις μεταβλητές **L-on?** και **H-bark?.**



Σχήμα 17: Ένα αιτιολογικό δίκτυο για το παραπάνω παράδειγμα (F-out?).

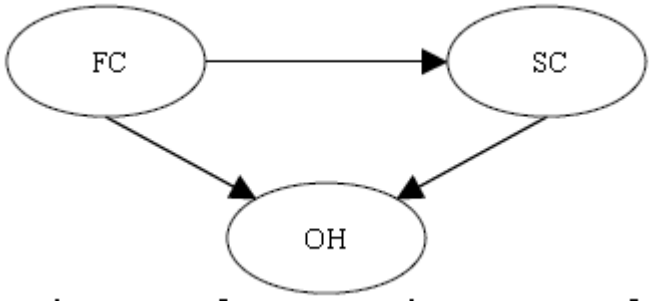
5.1.2 ΕΝΑ ΑΠΛΟΠΟΙΗΜΕΝΟ ΠΑΙΧΝΙΔΙ ΠΟΚΕΡ

«Σε αυτό το παιχνίδι ο κάθε παίχτης παίρνει τρεις κάρτες και επιτρέπεται να αλλάξει χαρτιά σε διάρκεια δύο γύρων. Στον πρώτο γύρο μπορείς να αντικαταστήσεις ό,τι αριθμό από χαρτιά κρατάς στο χέρι, με άλλα από την υπόλοιπη τράπουλα. Στον δεύτερο γύρο μπορεί ο παίχτης να πετάξει το πολύ δύο κάρτες. Τέλος, γίνεται η εκτίμηση του των συνδυασμών των καρτών μεταξύ των παιχτών».

Τα **υποθετικά γεγονότα** (hypothesis events) είναι οι διάφοροι συνδυασμοί των καρτών που έχει στο χέρι ο κάθε παίχτης. Αυτοί οι συνδυασμοί ταξινομούνται ως εξής, με αύξουσα σειρά της αξίας του εκάστοτε συνδυασμού: κανένας συνδυασμός, ένας άσος, δύο κάρτες με την ίδια τιμή, δύο άσοι, χρώμα (τρία χαρτιά με το ίδιο χρώμα), κέντα (τρία συνεχόμενα νούμερα), τρία με την ίδια τιμή, κέντα με φλος (τρία χαρτιά με το ίδιο χρώμα και συνεχόμενα νούμερα). Οι παραπάνω συνδυασμοί είναι απλοποιημένοι ώστε να φέρουμε εις πέρας ένα ορθολογικό δίκτυο. Τα παραπάνω γεγονότα συγκεντρώνονται σε μία υποθετική μεταβλητή **OH** (opponent's hand) με τις καταστάσεις αυτής της μεταβλητής να είναι οι παραπάνω συνδυασμοί (states).

Η μοναδική πληροφορία που αποκτάμε είναι ο αριθμός των καρτών που πετάνε οι παίχτες κατά τη διάρκεια των δύο γύρων. Η πληροφορία αυτή είναι σχετική με το τι χαρτιά μπορεί να έχει ο αντίπαλος στο χέρι (π.χ. αν έχουν περάσει τρεις άσοι, τότε ο αντίπαλος παίχτης δεν μπορεί να έχει δύο άσους).

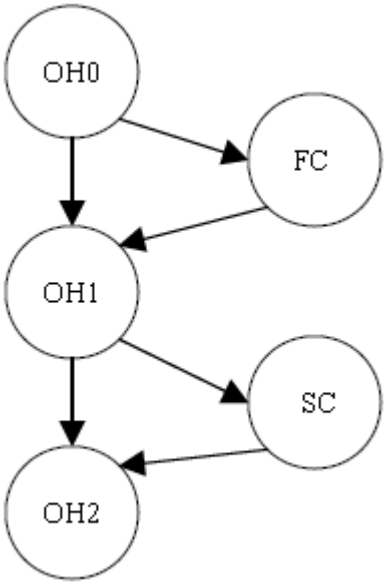
Έτσι, οι **μεταβλητές πληροφοριών** (information variables) είναι οι **FC** (first change, για τον πρώτο γύρο) και **SC** (second change, για το δεύτερο γύρο), με καταστάσεις 0, 1, 2, 3 και 0, 1, 2 αντίστοιχα. Παρακάτω φαίνεται ένα υπεραπλουστευμένο δίκτυο για το συγκεκριμένο παράδειγμα, παρουσιάζοντας τις παραπάνω μεταβλητές και τις αιτιατές σχέσεις μεταξύ τους.



Σχήμα 18: Ένα απλουστευμένο δίκτυο για το απλοποιημένο παιχνίδι πόκερ.

Το παραπάνω δίκτυο βοηθάει στο πως θα καθοριστούν οι πιθανότητες. Αυτό που χρειάζεται τη δεδομένη στιγμή είναι να προσδιορίσουμε τις μεταβλητές που περιγράφουν το συνδυασμό που έχει ο παίχτης αρχικά, μετά τον πρώτο γύρο και στο

τέλος του δεύτερου γύρου. Οι μεταβλητές αυτές που παρεμβάλλονται στο δίκτυο συμβολίζονται ως εξής: **OH0**, **OH1** και **OH2.** Η κατασκευή του νέου δικτύου φαίνεται παρακάτω:



Σχήμα 19: Μία πιο λεπτομερής δομή του προηγούμενου δικτύου.

Για να αποφασιστούν οι καταστάσεις (states) των OH0 και OH1, πρέπει να παρουσιαστεί μία ταξινόμηση, η οποία είναι σχετική με τον προσδιορισμό των καταστάσεων των μεταβλητών FC και OH1 που θεωρούνται παιδιά (children). Έστω ότι οι μεταβλητές OH0, OH1 έχουν τις ακόλουθες καταστάσεις: κανένας συνδυασμός, ένας άσος, δύο συνεχόμενα νούμερα, δύο κάρτες με το ίδιο χρώμα και δύο με συνεχόμενες τιμές, δύο με το ίδιο χρώμα και δύο με την ίδια τιμή, δύο συνεχόμενα νούμερα και δύο με το ίδιο νούμερο, χρώμα (τρία με το ίδιο χρώμα), κέντα (τρία με συνεχόμενα νούμερα), τρία με την ίδια τιμή, συνδυασμός κέντα με φλος.

Οι μεταβλητές σε ένα μοντέλο, οι οποίες δεν είναι ούτε υποθετικές ούτε πληροφοριών, καλούνται **μεταβλητές μεσολάβησης (mediating variables)**. Συνήθως, αυτές οι μεταβλητές διευκολύνουν στον καθορισμό των δεσμευμένων πιθανοτήτων και συνεπώς αυξάνουν την ακρίβεια του μοντέλου. Από την άλλη πλευρά, υπάρχει ένα ρίσκο αυξανόμενης πολυπλοκότητας ως ένα επίπεδο που να διακινδυνεύει την εκτέλεση της διαδικασίας.

Κάτι άλλο που μπορεί να συμβεί είναι να υπάρχουν δύο μεταβλητές A και B εξαρτώμενες μεταξύ τους, αλλά αυτή η εξάρτηση να μην επηρεάζει κάποιες άλλες μεταβλητές. Από την άλλη πλευρά, δεν υπάρχει αιτιατή καθοδήγηση εξαιτίας της εξάρτησης. Αυτό είναι σαν μία ένδειξη πως μία μεταβλητή μεσολάβησης θα μπορούσε να είναι ένας γονέας (parent) των μεταβλητών A και B.

5.1.3 ΓΟΝΙΜΟΠΟΙΗΣΗ

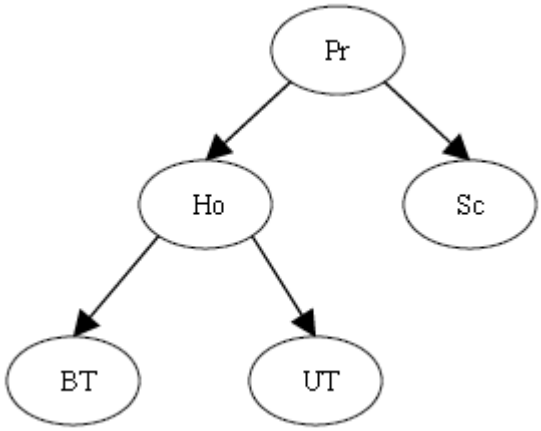
«Μετά από έξι εβδομάδες από την εισαγωγή του σπερματοζωαρίου στη μήτρα μιας αγελάδας, έγιναν τρία τεστ για να καταλήξουνε σε κάποια αποτελέσματα: εξετάσεις αίματος (**BT**), ούρων (**UT**) και λεπτομερής εξέταση (**Sc**).Τα αποτελέσματα των εξετάσεων (αίματος και ούρων) κινούνται γύρω από μία ορμονική κατάσταση (**Ho**), η οποία είναι απόρροια μίας πιθανής εγκυμοσύνης (**Pr**)».

Ακολουθεί η απεικόνιση του μοντέλου για την εξέταση της εγκυμοσύνης και φαίνεται

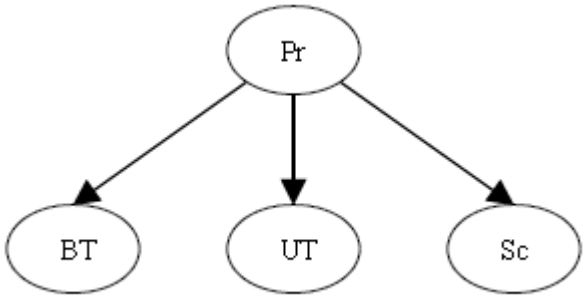
- η εξάρτηση των μεταβλητών BT και UT με τη μεταβλητή Ho (Σχήμα 20). Οι δύο πρώτες θεωρούνται τα παιδιά της Ho μεταβλητής, η οποία είναι γονέας αυτών. Αυτή

- η μεταβλητή θεωρείται ότι παρεμβάλλεται στο μοντέλο λόγω των αποτελεσμάτων των εξετάσεων αίματος και ούρων, για αυτό χαρακτηρίζεται μεταβλητή παρεμβολής.

Έπειτα, ακολουθεί ένα άλλο δίκτυο χωρίς τη μεταβλητή Ho, η οποία θεωρείται μεταβλητή μεσολάβησης (Σχήμα 21). Ουσιαστικά δε λαμβάνεται υπόψη η κατάσταση των ορμονών του ζωντανού. Αν αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται για τη διάγνωση μιας πιθανής εγκυμοσύνης, ένα αρνητικό αποτέλεσμα των εξετάσεων αίματος και ούρων θα εκτιμάται σαν δύο ανεξάρτητα τμήματα των αποδείξεων (evidence).



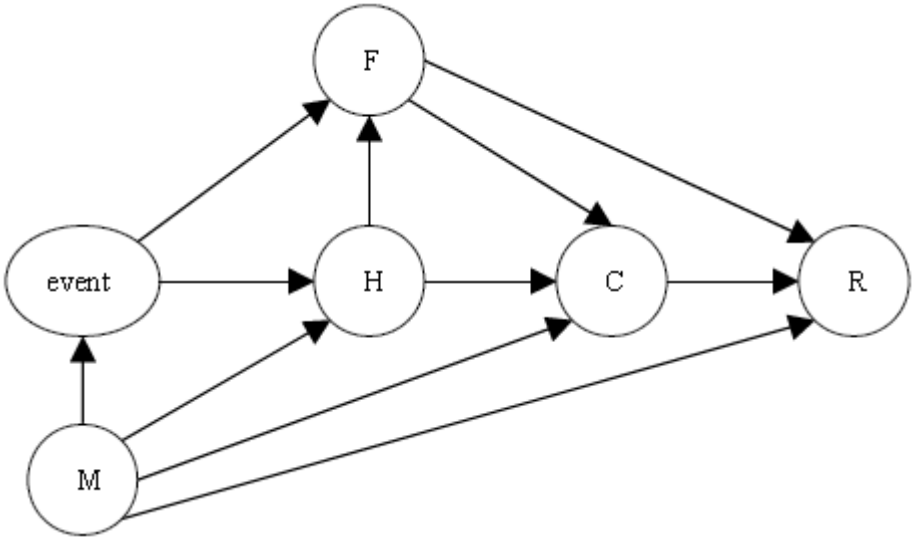
Σχήμα 20: Ένα δίκτυο για την εξέταση της εγκυμοσύνης του ζώου



Σχήμα 21: Ένα δίκτυο για την εξέταση της εγκυμοσύνης, χωρίς να ληφθεί υπόψη η μεταβλητή Ho.

5.1.4 ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΡΙΣΚΟΥ

Σκοπός μας είναι με το παρακάτω μοντέλο στο Σχήμα 22 να δείξουμε τη σχέση μεταξύ της ασφάλειας και του ρίσκου (Suddle & Waarts, 2003). Η ασφάλεια αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα θέματα που σχετίζονται με το σχεδιασμό, την κατανόηση και τη διαχείριση μακροσκελών σχεδίων και προγραμμάτων μιας επιχείρησης. Οι ορισμοί για το ρίσκο ποικίλουν και περιέχουν μαθηματικά και ψυχολογικά στοιχεία. Ένα σημαντικό στοιχείο της εκτίμησης του ρίσκου είναι η αξιολόγησή του. Σε μία ανάλυση του ρίσκου είναι σημαντικό να κατανοήσουμε πως η λήψη αποφάσεων αναφορικά με τα ρίσκα είναι πολύ σύνθετη και πως εκτός από τεχνικής απόψεως, παίζουν σημαντικό ρόλο οι αποδοχές και εγκρίσεις σε κοινωνικό, οικονομικό, περιβαλλοντικό και ψυχολογικό επίπεδο. Αυτού του είδους τα δίκτυα πίστης είναι χρήσιμα έτσι ώστε να ενσωματωθούν τα ψυχολογικά και μαθηματικά στοιχεία του ρίσκου.



Σχήμα 22: **Ένα συνηθισμένο δίκτυο πίστης ανάλυσης του ρίσκου.**

Οι παραπάνω κόμβοι επεξηγούνται ως εξής: ο κόμβος **event** έχει να κάνει με το εκάστοτε **γεγονός** που είναι στη διάθεσή μας. Από εκεί έχουμε δύο βέλη στις μεταβλητές **H** και **F** (**ανεπιθύμητα γεγονότα** και **μέθοδοι αποτυχίας** αντίστοιχα). Η μεταβλητή **C** περιγράφει τις **συνέπειες** , οι οποίες εξαρτώνται από τα ανεπιθύμητα γεγονότα, τις μεθόδους αποτυχίας και τα **μέτρα ασφαλείας** (**M**). Ο κόμβος με τη μεταβλητή **R** υποδηλώνει το **ρίσκο** που εκτιμάται από τις προηγούμενες αιτίες και παράγοντες οι οποίοι συμβάλλουν τελικά στην αντιμετώπισή του. Αυτά τα μέτρα ασφαλείας συμπεριλαμβάνουν έναν πιο λειτουργικό σχεδιασμό, ο οποίος είναι χαρακτηριστικό στοιχείο ντετερμινιστικής ανάλυσης ρίσκου. Ίσως, επίσης, και να εμπεριέχουν κατασκευαστικά μέτρα, χαρακτηριστικά για την πιθανολογική ανάλυση ρίσκου. Συνοψίζοντας, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι τα δίκτυα πίστης δεν είναι μόνο ένα αποτελεσματικό εργαλείο για να μειωθεί το χάσμα μεταξύ πιθανολογικής και ντετερμινιστικής ανάλυσης του ρίσκου, αλλά είναι και χρήσιμα για το συνδυασμό ψυχολογικών και μαθηματικών προσεγγίσεων σχετικά με την ανάλυση του ρίσκου.

5.1.5 ΑΠΛΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΟΥ BAYES

Τα πρώτα διαγνωστικά συστήματα που βασίζονται στη θεωρία του Bayes κατασκευάστηκαν σύμφωνα με την παρακάτω διαδικασία:

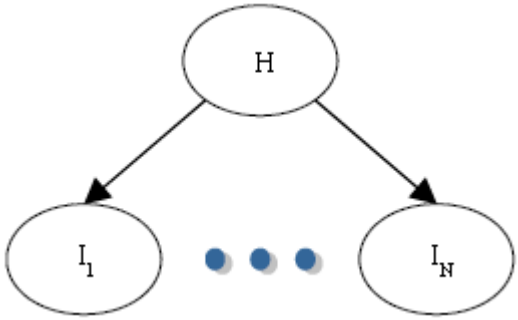
1. Έστω, πιθανές καταστάσεις συγχωνεύονται σε μία υποθετική μεταβλητή **H** με αρχική πιθανότητα **P(H).**

2. Για όλες τις μεταβλητές πληροφοριών **I**, έχουμε τις δεσμευμένες πιθανότητες **P(I/H)** (πιθανότητα του I δοσμένης της H).

3. Για κάθε σύνολο στοιχείων f1,…, fN των μεταβλητών I1,…, IN υπολογίζουμε την πιθανότητα που παράγεται: **L(H/ f1,…, fN)=P(f1/H)P(f2/H)…P(fN/H).**

Αυτό το παράγωγο ονομάζεται πιθανότητα για τη μεταβλητή H δεδομένων των f1,…, fN . Η τελική πιθανότητα (posterior probability) της H υπολογίζεται από τον τύπο **μP(H)L(H/ f1,…, fN)**, όπου **μ** είναι μία σταθερά κανονικοποίησης.

Το παρακάτω μοντέλο θεωρεί πως οι μεταβλητές πληροφοριών είναι ανεξάρτητες (Σχήμα 23). Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε από το τελευταίο από τα τρία προηγούμενα παραδείγματα, η θεώρηση αυτή δεν είναι βάσιμη και αν το μοντέλο χρησιμοποιείται σε κάθε περίπτωση, τα αποτελέσματα που έχουμε ίσως να είναι παραπλανητικά.



Σχήμα 23: **Ένα απλό δίκτυο Bayes.**

5.1.6 ΣΧΕΣΗ ΑΙΤΙΟΥ-ΑΙΤΙΑΤΟΥ(ΑΙΤΙΟΤΗΤΑ)

Στα προηγούμενα παραδείγματα δεν υπήρχε κανένα πρόβλημα στην καθιέρωση των δεσμών και των κατευθύνσεων μεταξύ των μεταβλητών. Παρόλα αυτά, δεν αναμένεται σε αυτό το σημείο της κατασκευής του μοντέλου να βαίνουν όλα ομαλά.

Πρώτα από όλα, οι αιτιατές σχέσεις δεν είναι πάντα φανερές (π.χ. αν το κάπνισμα επηρεάζει ή όχι στον καρκίνο των πνευμόνων, ή αν το φύλο του ανθρώπου επηρεάζει τις ικανότητές του σε τεχνικές εργασίες). Επιπλέον, η αιτιολογική συνάφεια δεν είναι ένα απόλυτα κατανοητό φαινόμενο: είναι μία αιτιατή σχέση που χαρακτηρίζεται ως ιδιότητα του αληθινού κόσμου ή μήπως είναι μία αντίληψη στο μυαλό μας που μας βοηθάει να οργανώσουμε την αίσθησή μας για τον κόσμο;

Η σχέση αίτιου και αιτιατού πρέπει να καθορίζεται με ενέργειες, όπου η κατάσταση στον κόσμο έχει αλλαγές: π.χ. έστω ότι έρχεται κάποιος αντιμέτωπος με δύο μεταβλητές A και B που σχετίζονται μεταξύ τους, αλλά δεν μπορεί να καθορίσει τη σχέση της μιας με την άλλη. Αν παρατηρηθεί η κατάσταση της A, θα αλλάξει η αρχική κατάσταση της B και αντίστροφα. Ένα σημαντικό τεστ τότε αποτελεί το ότι εξωγενείς παράγοντες προσδιορίζουν την κατάσταση της A. Αν αυτό δεν είναι σημαντικό για να αλλάξει η κατάσταση της B, τότε η A δεν αποτελεί την αιτία που επηρεάζει τη B.

Από την άλλη πλευρά, αν αυτό το παραπάνω τεστ δείχνει μία αιτιατή κατεύθυνση του τόξου από τη μία στην άλλη μεταβλητή, τότε θα μπορούσαμε να ερευνήσουμε ένα γεγονός, το οποίο έχει μία αιτιατή επίδραση στις μεταβλητές A και B. Αν υπάρχει η μεταβλητή C, τότε επέρχεται έλεγχος για το αν οι A και B είναι ανεξάρτητες έχοντας ως δεδομένη μεταβλητή την C. Δηλαδή, ελέγχουμε το κατά πόσο η μεταβλητή C μπορεί να επηρεάσει τη συσχέτιση που υπάρχει μεταξύ των δύο άλλων μεταβλητών, ώστε να γίνουν τελικά ανεξάρτητες μεταξύ τους.

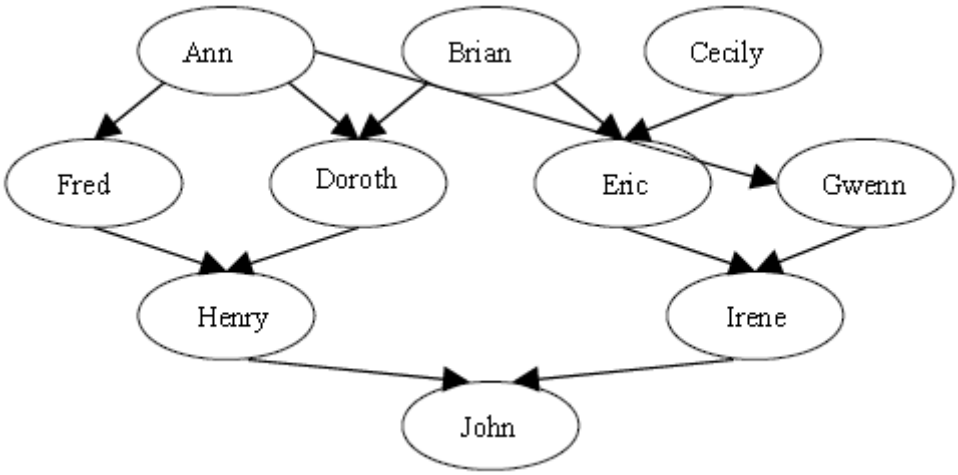
5.2 ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΩΝ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ

Η βάση για τις δεσμευμένες πιθανότητες σε ένα Bayesian network μπορεί να έχει διαφορετικό επιστημονικό αντίκτυπο και να κυμαίνεται από μία καλώς ορισμένη θεωρία γύρω από τις συχνότητες μέχρι μία βάση δεδομένων με υποκειμενικές εκτιμήσεις. Δίδονται ορισμένα παραδείγματα για κάθε περίπτωση:

5.2.1 ΙΠΠΟΤΡΟΦΕΙΟ

«Το αρσενικό άλογο με το όνομα Brian τεκνοποιεί τη Dorothy με την Ann και τον Eric με την Cecily. Η Dorothy και ο Fred είναι οι γονείς του Henry και ο Eric τεκνοποιεί την Irene με την Gwenn. Η Ann είναι η μάνα του Fred, ενώ είναι άγνωστος ο πατέρας του. Πρόσφατα γεννήθηκε ο John με γονείς τους Henry και Irene. Έγινε διάγνωση πως ο John είχε μία κληρονομική ασθένεια προερχόμενη από ένα γονίδιο. Ήταν τόσο σοβαρή αρρώστια, που το συγκεκριμένο άλογο έφυγε από τη φάρμα, ώστε να αποφευχθεί η αναπαραγωγή αλόγων με αυτό το γονίδιο. Οι γονείς του John δεν τεκνοποίησαν άλλη φορά. Ποιες είναι, λοιπόν, οι πιθανότητες τα υπόλοιπα άλογα στη φάρμα να φέρουν αυτό το γονίδιο;»

Στο Σχήμα 24φαίνονται οι σχέσεις μεταξύ όλων των παραπάνω αλόγων.



Σχήμα 24: **Το γενεαλογικό δέντρο της παραπάνω ομάδας αλόγων στη φάρμα.**

Η μόνη πληροφορία που έχουμε είναι ο John (information variable), η οποία θεωρείται απόδειξη (evidence) για το συγκεκριμένο μοντέλο που μελετάμε. Πριν υπάρξει αυτή η πληροφορία, το κάθε ζωντανό μπορεί να νοσεί (αα), να είναι φορέας του γονιδίου (αA) ή να είναι υγιές (AA). Αναγράφονται, δηλαδή, τα τρία υποθετικά γεγονότα που είναι δυνατόν να ισχύουν για το κάθε άλογο σύμφωνα με τα γονίδιά τους.

Ο Πίνακας 14 περιέχει τις δεσμευμένες πιθανότητες που προκύπτουν σύμφωνα με τους συνδυασμούς των γονιδίων των γονέων, οι οποίοι είναι τρεις: (αα, αA, AA).

Πίνακας 14: Η P(παιδί/πατέρας, μητέρα) σχετικά με την κληρονομικότητα

	$\alpha\alpha$	αA	AA
$\alpha\alpha$	(1,0,0)	(0.5,0.5,0)	(0,1,0)
αA	(0.5,0.5,0)	(0.25,0.5,0.25)	(0,0.5,0.5)
AA	(0,1,0)	(0,0.5,0.5)	(0,0,1)

Παρόλα αυτά, για όλα τα άλογα εκτός από τον John, έχουμε επιπρόσθετες γνώσεις. Αφού είναι σε αναπαραγωγή δεν πρέπει να νοσούν (αα). Ένας τρόπος να ενσωματώσουμε αυτήν την πληροφορία θα μπορούσε να είναι η κατασκευή ενός δικτύου πίστης στο οποίο θα είναι εμφανές ο τρόπος με τον οποίο υπάρχει η κληρονομικότητα μεταξύ των αλόγων.

Επίσης, θα εισαχθούν τα στοιχεία των αλόγων σχετικά με τους τύπους των γονιδίων τους, τα οποία δε θα νοσούν (δε θα ισχύει η περίπτωση του γονιδίου αα). Στους υπολογισμούς των πιθανοτήτων μόνο ο John θεωρείται ότι μπορεί να νοσεί, ενώ οι γονείς είναι είτε φορείς είτε υγιείς (αA,AA). Υπολογίζονται άμεσα οι δεσμευμένες πιθανότητες, οι οποίες φαίνονται στον Πίνακα 15 που ακολουθεί.

Πίνακας 15: Η P9απιδί/πατέρας, μητέρα), όταν δεν νοσούν

	αA	AA
αA	(0.25,0.5,0.25)	(0,0.5,0.5)
AA	(0,0.5,0.5)	(0,0,1)

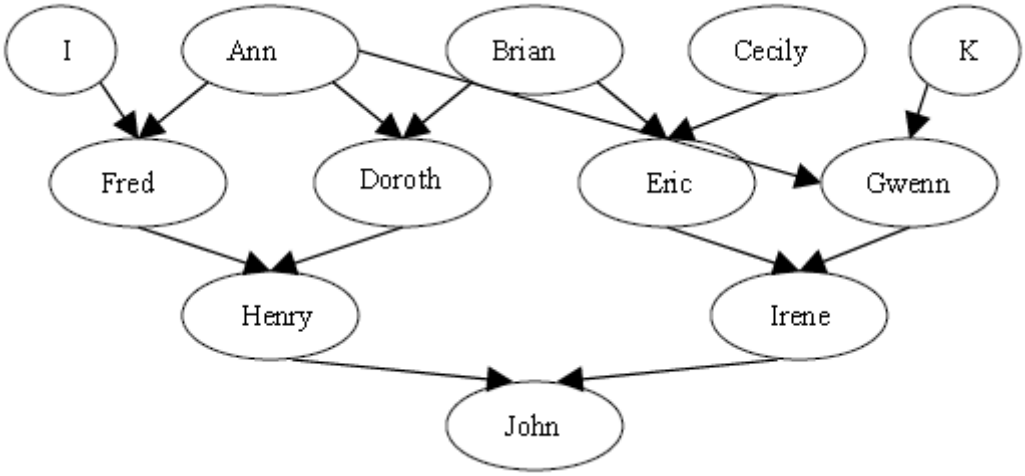
Για τα υπόλοιπα, λοιπόν, άλογα ισχύει πως το γονίδιο [αα] δεν είναι δυνατόν να υφίσταται. Προχωρούμε έτσι στην απομάκρυνση του τύπου του γονιδίου [αα] από την υπάρχουσα κατανομή των πιθανοτήτων και γίνονται οι υπολογισμοί βάσει των συνδυασμών που παραμένουν, χωρίς δηλαδή κανένα άλογο να έχει την πιθανότητα να έχει την επικίνδυνη αυτή ασθένεια. Για παράδειγμα, η πιθανότητα του παιδιού να έχει φορείς και τους δύο του γονείς είναι **P(child/αA,αA)=(0.25,0.5,0.25)**, ενώ όταν παραλείψουμε την κατάσταση να νοσεί κάποιο ζωντανό, τότε η κατανομή της πιθανότητας γίνεται **(0,0.67,0.33)**. Αυτή η τιμή προκύπτει μέσω των μαθηματικών εξισώσεων που αναφέραμε προηγουμένως, παραλείποντας την πιθανότητα κάποιο από τα ζώα να νοσεί. Ο Πίνακας 16 δείχνει τις κατανομές χωρίς τον τύπο γονιδίου [αα].

Πίνακας 16: **Η P(παιδί/πατέρας,μητέρα), όταν κανένα άλογο δεν έχει πιθανότητα να νοσεί.**

	αA	AA
αA	(0.67,0.33)	(0.5,0.5)
AA	(0.5,0.5)	(0,1)

Για να γίνει σωστή διαχείριση των στοιχείων που έχουμε για το δίκτυο, εισάγουμε δύο μεταβλητές μεσολάβησης, τις **I** και **K**, που θεωρείται η κάθε μία ως ο άγνωστος πατέρας του Fred και της Gwenn αντίστοιχα. Θεωρείται πως δεν υπάρχει καμία πιθανότητα να υποφέρουν από τη συγκεκριμένη αρρώστια που προαναφέρθηκε. Το

δίκτυο αυτό με τις νέες μεταβλητές το παρατηρούμε ακριβώς παρακάτω μέσω στο Σχήμα 25.



Σχήμα 25: **Το γενεαλογικό δέντρο των αλόγων στη φάρμα με τις επιπρόσθετες μεταβλητές μεσολάβησης.**

Σύμφωνα με το πρόγραμμα GENIE, που χρησιμοποιούμε για να υπολογιστούν οι πιθανότητες του κάθε αλόγου σχετικά με το αν είναι άρρωστο, φορέας ή υγιές, ορίζουμε στο παραπάνω μοντέλο τις αρχικές πιθανότητες του κάθε κόμβου. Θα εκτιμηθεί με αυτόν τον τρόπο η συχνότητα του ανεπιθύμητου γονιδίου. Αρχικά υποθέτουμε πως η πιθανότητα να είναι φορέας του γονιδίου ένα άλογο είναι 0.01 ή 1% και η πιθανότητα να είναι υγιές είναι 99% (αρχικές πιθανότητες). Αν δοθεί η πληροφορία ότι ο John είναι άρρωστο άλογο (αα), αυτό σημαίνει ότι η πιθανότητα να έχει την ασθένεια είναι 100% (θεωρείται, δηλαδή, απόδειξη-evidence για το δίκτυο). Έτσι, το πρόγραμμα μας δείχνει τις τελικές πιθανότητες όταν ισχύει η παραπάνω παραδοχή. Αν αλλάξουν στην κορυφή του δικτύου οι τελικές πιθανότητες (posterior probabilities) κατά 0.1%, τότε οι αλλαγές, αφού τρέξουμε ξανά το μοντέλο μέσω του προγράμματος, είναι ανεπαίσθητες.

5.2.2 ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ ΓΙΑ ΤΟ ΠΑΙΧΝΙΔΙ ΤΟΥ ΠΟΚΕΡ

Στο προηγούμενο παράδειγμα της φάρμας, οι δεσμευμένες πιθανότητες ήταν κυρίως στηριζόμενες γύρω από θεωρητικές θεωρήσεις. Το ίδιο θα μπορούσε να ισχύει στο μοντέλο του παραδείγματος του απλοποιημένου πόκερ που περιγράψαμε προηγουμένως, αλλά αυτό δεν μπορεί να φέρει εις πέρας με πλήρη τρόπο το πρόβλημα που προκύπτει κάθε φορά που κατασκευάζεται ένα δίκτυο.

Για παράδειγμα, θεωρούμε τη δεσμευμένη πιθανότητα P(FC/OH0). Είναι πιθανό να μη δοθούν πιθανότητες οι οποίες είναι έγκυρες και ισχύουν για κάθε παίχτη. Αυτό

σχετίζεται με τη διορατικότητα του κάθε παίχτη, την ψυχολογία του και τις στρατηγικές του παιχνιδιού που ακολουθεί.

Ας θεωρήσουμε την ακόλουθη στρατηγική:

Αν δεν υπάρχει κανένας ιδιαίτερος συνδυασμός (no), τότε αλλάζουμε τρεις κάρτες.

1. Αν έχουμε έναν άσο (1α), τότε τον διατηρούμε στην κατοχή μας.
2. Αν έχουμε δύο κάρτες με συνεχόμενες τιμές (2cons) ή δύο με το ίδιο χρώμα (2s) ή δύο με την ίδια τιμή (2v), τότε πετάμε την τρίτη κάρτα.
3. Αν έχουμε δύο με το ίδιο χρώμα και δύο με συνεχόμενες τιμές, τότε κρατάμε τα δύο με το ίδιο χρώμα.(Αυτή η στρατηγική θα μπορούσε να αντικατασταθεί από μία τυχαία στρατηγική, όπως να διατηρήσουμε δύο κάρτες με το ίδιο χρώμα ή με διαδοχικά συνεχόμενες τιμές)
4. Αν δύο κάρτες του ίδιου χρώματος και δύο με την ίδια τιμή ή δύο με συνεχιζόμενες τιμές και δύο με την ίδια τιμή, τότε κρατάμε τα δύο με την ίδια τιμή.
5. Αν έχουμε φλος ρουαγιάλ, κέντα, τρία με την ίδια τιμή (3v) ή συνδυασμό φλος με κέντα, τότε κρατάμε τα χαρτιά που έχουμε στην κατοχή μας.

Βασισμένοι στην παραπάνω στρατηγική, υπάρχει ένας λογικός σύνδεσμος μεταξύ των μεταβλητών FC και OH0. Η στρατηγική αυτή φτιάχνει καταστάσεις για υπεράριθμους συνδυασμούς χαρτιών. Αν δεν παίζουν ρόλο κάποιοι από αυτούς, τους αποσύρουμε από το παιχνίδι.

Η στρατηγική για την πιθανότητα P(SC/OH1) είναι η ίδια, εκτός από τον αριθμό των αλλαγών καρτών (2) στην περίπτωση που ισχύει το πρώτο από τα παραπάνω βήματα (no).

Οι πιθανότητες που μένουν να προσδιοριστούν είναι οι P(OH0), P(OH1/OH0,FC) και P(OH2/OH1,SC).

P(OH0): Οι καταστάσεις της πιθανότητας αυτής είναι (no, 1a, 2cons, 2s, 2v, fl, st, 3v, sfl). Σχετικά με ποικίλες συνδυαστικές υπολογιστικές διαδικασίες η αρχική κατανομή πιθανοτήτων ορίζεται ως εξής:

P(OH0)=(0.1672, 0.0445, 0.0635, 0.4659, 0.1694, 0.0494, 0.0353, 0.0024, 0.0024)

P(OH1/OH0, FC): Εξαιτίας των λογικών συνδέσεων ανάμεσα στις μεταβλητές OH0 και FC είναι σημαντικό να θεωρηθεί ότι λαμβάνουμε υπόψη μας τις εννέα από τις 36 μορφές που μπορεί να έχουν οι γονείς στο δίκτυο αυτό: (no, 3), (1α, 2), (2cons, 1), (2s, 1), (2v, 1), (fl, 0), (st, 0), (3v, 0), (sfl, 0). Οι γονείς είναι οι μεταβλητές OH0 και FC. Οι μεταβλητές αυτές (parents-γονείς) εκφράζουν τον εκάστοτε συνδυασμό που έχει στο χέρι ο κάθε παίχτης (OH0) και το πόσα χαρτιά θα αλλάξουν από αυτά που δεν τους χρησιμεύουν (FC). Οι τελευταίες τέσσερις μορφές από τις εννέα είναι προφανείς. Τα αποτελέσματα των κατάλληλων συνδυαστικών υπολογισμών δείχνονται στον Πίνακα 17.

Στην πρώτη στήλη φαίνονται οι δυνατοί συνδυασμοί που μπορεί να έχει στο χέρι ένας παίχτης έπειτα από την πρώτη αλλαγή καρτών, αν αυτή κρίνεται απαραίτητη. Στην πρώτη γραμμή έχουμε τις μεταβλητές που θεωρούνται γονείς της μεταβλητής OH1, ενώ στη δεύτερη γραμμή παρουσιάζονται οι τυχόν συνδυασμοί των μεταβλητών που είναι γονείς της OH1. Η δεσμευμένη πιθανότητα που προκύπτει εκφράζει τους δυνατούς συνδυασμούς καρτών που είναι δυνατοί να υπάρχουν στο χέρι ενός παίχτη, δεδομένων των αλλαγών που θα κάνει ένας παίχτης στον πρώτο γύρο και των καρτών που είχε αρχικά.

Πίνακας 17: Υπολογισμός της P(OH1,OH0, FC) σύμφωνα με τους δυνατούς συνδυασμούς

		(OH0,FC)				
		(no,3)	(1α,2)	(2cons,1)	(2s,1)	(2v,1)
	no	0.1583	0	0	0	0
	1α	0.0534	0.1814	0	0	0
	2cons	0.0635	0.0681	0.3470	0	0
	2s	0.4659	0.4796	0.3674	0.6224	0
OH1	2v	0.1694	0.1738	0.1224	0.1224	0.9592
	fl	0.0494	0.0536	0	0.2143	0
	st	0.0353	0.0383	0.1632	0.0307	0
	3v	0.0024	0.0026	0	0	0.0408
	sfl	0.0024	0.0026	0	0.0102	0

P(OH2/OH1,SC): Ο πίνακας που μας δείχνει τις δεσμευμένες πιθανότητες ανάλογα με τους δυνατούς συνδυασμούς των γονέων με τη μεταβλητή που θεωρείται παιδί, είναι παρόμοιος με τον παραπάνω και μπορεί να υπολογιστεί η κάθε πιθανότητα σύμφωνα πάντα με τα στοιχεία που δίδονται για τις εκάστοτε μεταβλητές. Μας ενδιαφέρει η αξία του συνδυασμού των καρτών που έχει στο χέρι ένας παίχτης και μία κατάσταση όπως δύο κάρτες με συνεχόμενες τιμές, χωρίς το ένα από τα δύο χαρτιά να είναι άσος. Με τον ίδιο τρόπο γίνονται οι υπολογισμοί για τις δεσμευμένες πιθανότητες, οι οποίες εκφράζουν τους πιθανούς συνδυασμούς που έχει στο χέρι ένας παίχτης μετά το τέλος του δεύτερου γύρου (OH2) σχετικά και με τις κάρτες που είχε μετά το τέλος του πρώτου γύρου (OH1).

Χρησιμοποιώντας το μοντέλο που κατασκευάστηκε με τους κόμβους (ο κάθε κόμβος αντιστοιχεί σε μία μεταβλητή) και τα τόξα ανάμεσά τους (το κάθε τόξο υποδηλώνει τη σχέση αιτίου και αιτιατού) και με τον καθορισμό των παραπάνω δεσμευμένων πιθανοτήτων, έχουμε καθιερώσει ένα μοντέλο που αναπαριστά ένα απλοϊκό παιχνίδι πόκερ. Παρόλα αυτά, αν ένας παίχτης γνωρίζει ότι χρησιμοποιεί το δίκτυο αυτό ο αντίπαλός του, τότε ίσως αλλάξει τις στρατηγικές του αναφορικά με το παιχνίδι. Ο σκοπός του θα είναι τότε να αποκτήσει όσο το δυνατόν καλύτερο συνδυασμό καρτών και να ακολουθήσει στρατηγικές που να κάνουν τον αντίπαλο να υπερεκτιμήσει τις κάρτες που έχει στο χέρι. Για παράδειγμα, φαίνεται καλή στρατηγική να πετάξει δύο κάρτες αντί για τρεις σε περίπτωση που δεν έχει κανένα συνδυασμό στο χέρι. Τότε ο αντίπαλος παίχτης θα πειστεί ότι έχει έναν άσο, κι έτσι θα έχει την ευκαιρία ο άλλος να μην εξαντληθούν οι πιθανότητες για να αποκτήσει κάποιο καλό συνδυασμό καρτών.

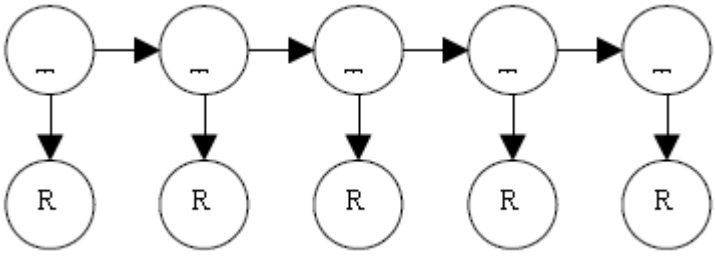
5.2.3 ΜΕΤΑΔΟΣΗ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΜΕΣΩ ΧΟΡΔΩΝ

Εξετάζουμε το παρακάτω παράδειγμα:

Μία γλώσσα L που περιέχει δύο σύμβολα (a,b) μεταδίδεται γύρω από ένα κανάλι επικοινωνίας. Χρησιμοποιείται και το σύμβολο c, ως **μεταβλητή παρεμβολής** (**μεσολάβησης- mediating**). Στη μετάδοση κάποιοι χαρακτήρες ίσως αλλοιώνονται από θόρυβο και είναι μπερδεμένοι με άλλους.

Μία λέξη που αποτελείται από πέντε γράμματα είναι το επιθυμητό αποτέλεσμα της όλη διαδικασίας. Δίνεται μοντέλο το οποίο μπορεί να καθορίσει τις πιθανότητες για τα μεταδιδόμενα σύμβολα, έχοντας δεδομένα τα σύμβολα (a,b).

Υπάρχουν πέντε μεταβλητές υπόθεσης (T1,…, T5) με καταστάσεις α και b και πέντε μεταβλητές πληροφοριών (R1,…, R5) με καταστάσεις α, b, c. Επιπλέον, υπάρχει μία αιτιολογική σχέση μεταξύ των μεταβλητών Ti και Ri . Επίσης, υπάρχει αιτιολογική συνάφεια μεταξύ των μεταβλητών Ti και Ti+1 (i=1,…,4), όπως φαίνεται στο Σχήμα 26. Θα μπορούσαμε να θεωρήσουμε περισσότερες σχέσεις ανάμεσα στα σύμβολα, αλλά τη δεδομένη στιγμή το αποφεύγουμε.



Σχήμα 26: **Ένα μοντέλο με μετάδοση συμβόλων μέσω χορδών.**

Οι δεσμευμένες πιθανότητες μπορούν να καθοριστούν εμπειρικά. Οι πιθανότητες P(Ri / Ti) βασίζονται σε στατιστικές μεθόδους. Στον Πίνακα 18 φαίνονται οι αναγραφόμενες τιμές των πιθανοτήτων.

Πίνακας 18: Η πιθανότητα P(R/T), σχετικά με τη διαδικασία μετάδοσης συμβόλων.

	$T=a$	$T=b$
$R=a$	0.8	0.15
$R=b$	0.10	0.80
$R=c$	0.10	0.05

Υπάρχει η δυνατότητα να προσδιοριστούν οι πιθανότητες P(Ti+1 / Ti) μέσω ερευνητικών διαδικασιών των λέξεων, που ανήκουν στην υπό μελέτη γλώσσα L. Ποια είναι η συχνότητα που παρουσιάζεται το πρώτο γράμμα; Ποια η συχνότητα του δεύτερου γράμματος, έχοντας ως δεδομένο ότι το πρώτο γράμμα είναι το **α**; Συνεχίζουμε με τον ίδιο τρόπο την ανάλυση, έχοντας τις συχνότητες (εννοούμε πιθανότητες εμφάνισης συμβόλων) των λέξεων που μελετώνται. Ο Πίνακας 19 περιέχει στην πρώτη στήλη τα δύο πρώτα γράμματα της κάθε λέξης και από τη δεύτερη γραμμή τα τρία τελευταία γράμματα της λέξης, με τις εκάστοτε συχνότητες (για παράδειγμα, όπως θα δούμε η λέξη abaab έχει συχνότητα 0.040).

Πίνακας 19: Συχνότητες εμφάνισης των δυνατών συνδυασμών των συμβόλων.

	Last 3 letters							
First 2 letters	aaa	aab	aba	abb	baa	bab	bba	bbb
aa	0.017	0.021	0.019	0.019	0.045	0.068	0.045	0.068
ab	0.033	0.040	0.037	0.038	0.011	0.016	0.010	0.015
ba	0.011	0.014	0.010	0.010	0.031	0.046	0.031	0.045
Bb	0.050	0.060	0.056	0.057	0.016	0.023	0.015	0.023

Από τον παραπάνω πίνακα μπορούμε να εκτιμήσουμε τις απαιτούμενες πιθανότητες. Οι αρχικές πιθανότητες για τη μεταβλητή T1 είναι (0.5,0.5). Στον Πίνακα 20 δίνονται δύο δεσμευμένες πιθανότητες για τα σύμβολα τα οποία απαρτίζουν μία λέξη που αποτελείται από πέντε γράμματα.

Πίνακας 20: Δυο δεσμευμένες πιθανότητες σχετικές με τις υποθετικές μεταβλητές

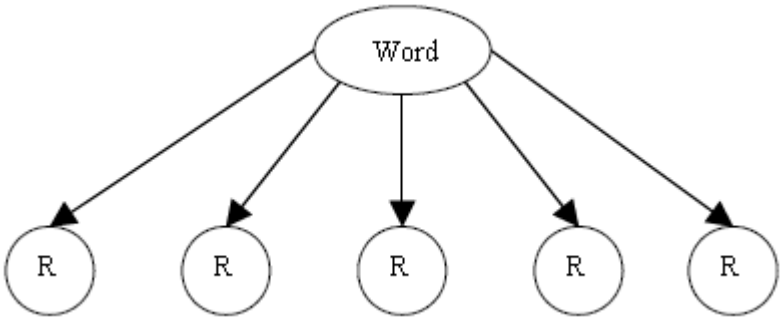
	a	b
a	0.6	0.4
b	0.4	0.6
	$P(T_2/T_1)$	

	a	b
a	0.4	0.74
b	0.6	0.26
	$P(T_3/T_2)$	

Ένα εναλλακτικό μοντέλο θα μπορούσε να έχει ως υποθετική μεταβλητή τη λέξη *Word*, με 32 καταστάσεις σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα, ο οποίος περιέχει συχνότητες συνδυασμών συμβόλων για το σχηματισμό των λέξεων. Αυτές οι συχνότητες χρησιμοποιούνται ως αρχικές πιθανότητες (prior probabilities).

Η παραπάνω διαδικασία είναι εύχρηστη εξαιτίας του μικρού αριθμού των συμβόλων που σχηματίζουν μία λέξη (α,b), άρα έχουμε μικρότερο συνδυασμό γραμμάτων. Αν τα σύμβολα για το σχηματισμό των λέξεων είναι τα 24 γράμματα του αλφαβήτου και θέλουμε η κάθε λέξη να αποτελείται από 6 γράμματα, τότε ο αριθμός των συνδυασμών είναι υπερβολικά μεγάλος. Από την άλλη πλευρά, το μοντέλο που δίνεται παραπάνω ίσως είναι πολύ απλό ώστε να διαχειριστεί την εξάρτηση μεταξύ των μεταβλητών, οι οποίες φαίνονται στον προηγούμενο πίνακα που αναγράφονται οι 32 συνδυασμοί των συμβόλων που αποτελούν τελικά την κάθε λέξη.

Παρακάτω φαίνεται το εναλλακτικό δίκτυο που προαναφέραμε, το οποίο έχει ως υποθετική μεταβλητή τη Word, στην οποία εμπεριέχονται ουσιαστικά οι πέντε υποθετικές μεταβλητές Ti που ορίσαμε αρχικά.



Σχήμα 27: **Ένα εναλλακτικό δίκτυο μετάδοσης των συμβόλων.**

5.2.4 ΕΙΝΑΙ ΚΑΝΕΝΑΣ ΜΕΣΑ ΣΤΟ ΣΠΙΤΙ; (FAMILY OUT?)

Η εκτίμηση των δεσμευμένων πιθανοτήτων για το παράδειγμα που περιγράψαμε πιο πριν σχετικά με το αν η οικογένεια είναι στο σπίτι ή όχι, είναι μια υποκειμενική διαδικασία. Το δίκτυο που παρουσιάσαμε για το συγκεκριμένο παράδειγμα μπορεί να μετασχηματιστεί έτσι ώστε να εκτιμηθούν πιο ορθολογικά οι πιθανότητες των μεταβλητών που απαρτίζουν το δίκτυο.

P(F-out?): Θα μπορούσε να δοθεί η εκτίμηση για το πόσο συχνά η οικογένεια είναι εκτός σπιτιού, όταν επιστρέφει το ένα μέλος της από τη δουλειά του. Έστω ότι η

κατανομή των πιθανοτήτων σχετικά με το αν η υπόλοιπη οικογένεια μέσα ή έξω από το σπίτι είναι: P(F-out?)=(0.2,0.8)

P(L-on?/F-out?): Καθώς περιγράφαμε προηγουμένως το συγκεκριμένο παράδειγμα, αναφέραμε πως όταν η οικογένεια λείπει από το σπίτι το φως της εξώπορτας είναι ανοιχτό. Σπάνια μπορεί το φως να το ξεχάσει ανοιχτό κάποιο από τα μέλη της οικογένειας. Συνεπώς, η πιθανότητα να παραμένει ανοιχτό το φως, έχοντας ως δεδομένο ότι η οικογένεια είναι εκτός σπιτιού, είναι: P(L-on?/F-out?=y)=(0.99,0.01)

Όπως αναφέραμε πιο πριν, το φως είναι κλειστό όταν η οικογένεια βρίσκεται στο σπίτι της. Παρόλα αυτά, όταν αναμένουνε επισκέπτες το φως είναι ανοιχτό, πράγμα που συμβαίνει τρεις φορές το μήνα. Αυτό έχουμε τη δυνατότητα να το συμπεριλάβουμε στην παραπάνω πιθανότητα ή να ορίσουμε μία πιθανότητα μεσολάβησης (mediating variable) **Exp-g?** (αναμενόμενοι επισκέπτες), ώστε να είναι πιο σαφής η εξάρτηση της πιθανότητας να μείνει ανοιχτό το φως σχετικά με την εκδοχή ότι έχουν επισκέψεις. Έχουμε δύο περιπτώσεις προσέγγισης του προβλήματος και θα διαλέξουμε εν τέλει αυτή που μας διευκολύνει περισσότερο να εκτιμήσουμε τις παραπάνω πιθανότητες.

Έστω, λοιπόν, ότι συγχωνεύουμε την πιθανότητα να μείνει ανοιχτό το φως λόγω επισκέψεων στην παραπάνω δεσμευμένη πιθανότητα. Τότε ορίζουμε την εξής πιθανότητα: P(L-on?/F-out?=n)=(0.1,0.9).

Υπάρχουν αρκετοί λόγοι που μπορεί να ακουστεί το γάβγισμα του σκυλιού στην αυλή του σπιτιού στην περίπτωση που η οικογένεια βρίσκεται μέσα στο σπίτι ή όχι. Για να καθορίσουμε αυτήν την πληροφορία εισάγουμε μία μεταβλητή μεσολάβησης που συμβολίζεται **D-out?**.

Αρκετοί παράγοντες περιλαμβάνονται στη διαδικασία εκτίμησης της μεταβλητής P(D-out?/F -out?). Κάποιες φορές ο σκύλος βρίσκεται στην αυλή αν η οικογένεια είναι εκτός σπιτιού, αν έχει διαταραχές και αν βρεθεί εκεί τυχαία. Εισάγεται, λοιπόν, μία ακόμα μεταβλητή μεσολάβησης που συμβολίζεται **BP?** (bowel problems-στομαχικές διαταραχές). Η αρχική κατανομή πιθανοτήτων της προαναφερθείσας μεταβλητής είναι (0.05,0.95). Θεωρούμε πως αν η οικογένεια είναι στο σπίτι (F -out? =no) και ο σκύλος δεν έχει στομαχικές διαταραχές (BP?=no), τότε υπάρχει 20% πιθανότητα ο σκύλος να βρίσκεται έξω. Δηλαδή, ορίζουμε την κατανομή της δεσμευμένης πιθανότητας ως εξής: P(D-out?/F-out?=n, BP?=n)=(0.2,0.8). Επίσης, εκτιμάται πως το 15% των περιπτώσεων που η οικογένεια είναι έξω, ξεχνάνε να βγάλουν έξω το σκύλο και το 95% των περιπτώσεων που έχει διαταραχές το βγάζουν στην αυλή.

Τι συμβαίνει αν η οικογένεια λείπει και ο σκύλος έχει διαταραχές; Από πριν έχουμε ορίσει μία πιθανότητα ο σκύλος να είναι έξω (D-out=yes) της τάξης του 20%, χωρίς να έχει στομαχικές διαταραχές (BP?=no) και η οικογένεια να μη λείπει από το σπίτι

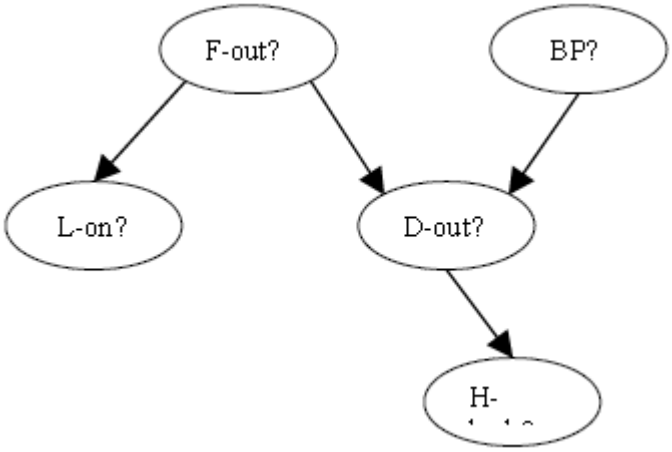
(F-out?=no). Ακόμα, θεωρούμε ότι η πιθανότητα το σκυλί να είναι έξω (D-out?=yes), δεδομένου ότι η οικογένεια είναι εντός της οικίας της (F-out?=no) και το σκυλί δεν έχει διαταραχές (BP?=no), είναι 0.88 ή 88%. Επίσης, αν το σκυλί έχει διαταραχές (BP?=yes) και η οικογένεια λείπει (F-out?=yes), η πιθανότητα να βρίσκεται στην αυλή είναι 99.4%, ενώ αν η οικογένεια δε λείπει είναι 96%. Οι παραπάνω υποθέσεις των τιμών των εκάστοτε πιθανοτήτων συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 21: P(D-out?/F-out?,BP?)

	BP?=y	*BP?=n*
F-out?=y	0.994	0.88
F-out?=n	0.96	0.20

Η πιθανότητα P(H -bark?/D-out?) μας δείχνει πως εξαρτάται το ενδεχόμενο να ακούσει ένα μέλος της οικογένειας το γάβγισμα του σκυλιού, δεδομένου αν αυτό βρίσκεται έξω από το σπίτι ή όχι. Για να εκτιμηθεί αυτή η δεσμευμένη πιθανότητα θα πρέπει να γίνει λεπτομερής ανάλυση σχετικά με το ενοχλητικό γάβγισμα του γείτονα, το οποίο μπερδεύει κατά κάποιον τρόπο την πληροφορία που μας δίνεται όταν ακουστεί γάβγισμα σκύλου, αφού μπορεί να είναι είτε της οικογένειας είτε του γείτονα. Θεωρούμε ότι όταν ισχύει η μεταβλητή H -bark?, τότε το γάβγισμα είναι του σκυλιού που ανήκει στην οικογένεια, αφού αυτή η μεταβλητή περιέχει δύο πιθανά ενδεχόμενα σχετικά με το συγκεκριμένο σκύλο.

Παρακάτω δίδεται το κατασκευασμένο δίκτυο του συγκεκριμένου παραδείγματος με τις προαναφερόμενες μεταβλητές. Έχουμε εισάγει τη μεταβλητή D-out? Με τον επιπρόσθετο γονέα της BP?.



Σχήμα 28: **Η τελική μορφή του μοντέλου για το συγκεκριμένο παράδειγμα.**

5.3 ΕΚΜΑΘΗΣΗ (LEARNING)

Η εκμάθηση του τρόπου με τον οποίο κατασκευάζονται και τροποποιούνται τα δίκτυα πίστης στηρίζονται σε ημιαυτοματοποιημένες μεθόδους, οι οποίες κάνουν χρήση εμπειριών και γνώσεων. Η εκμάθηση (learning) χωρίζεται σε ποσοτική και ποιοτική. Ποσοτική εκμάθηση είναι αυτή που σχετίζεται με την κατασκευή του μοντέλου (π.χ. δίκτυο) και η ποιοτική με τον καθορισμό των δεσμευμένων πιθανοτήτων.

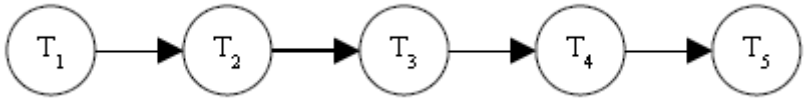
Υπάρχουν δύο τύποι καταστάσεων εκμάθησης:

(α) η περίπτωση όπου μία βάση δεδομένων βασιζόμενες σε διάφορες περιπτώσεις χρησιμοποιείται για να εγκαταστήσει ένα μοντέλο (batch learning).

(β) η διαδικασία της τροποποίησης του μοντέλου όταν εμφανίζονται με αλλεπάλληλο τρόπο νέες περιπτώσεις (adaptation).

5.3.1 ΣΕΙΡΑ ΟΔΗΓΙΩΝ-ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ

Στην αλυσιδωτή μετάδοση των συμβόλων που περιγράψαμε παραπάνω, χρησιμοποιήθηκε μοντέλο για να προσδιοριστούν οι σχέσεις μεταξύ των γραμμάτων που απαρτίζουν μία λέξη και πίνακας συχνοτήτων για την κατανομή των πιθανοτήτων στο μοντέλο. Παρακάτω φαίνεται το μοντέλο MSimp το οποίο δείχνει τη μοντελοποίηση των σχέσεων μεταξύ των γραμμάτων που διαμορφώνουν τις εκάστοτε λέξεις.



Σχήμα 29: **Το δίκτυο πίστης MSimp .**

Παρόλα αυτά ίσως να υπάρχουν κι άλλα μοντέλα και χρειαζόμαστε κάποια μέσα εκτίμησης αυτών των πιθανών μοντέλων. Υπάρχουν δύο εκδοχές που μπορούμε να θεωρήσουμε:

(α) Πόσο καλά μπορεί το μοντέλο να περιγράψει τον αυθεντικό πίνακα?

(β) Πόσο διάστημα απαιτεί το μοντέλο?

Το θεώρημα (1) (θεμελιώδης κανόνας πιθανολογικού λογισμού) εφαρμόζεται στο παραπάνω δίκτυο έχοντας υπόψη του τον πίνακα των πιθανοτήτων που εκφράζουν τις τομές των εμφανιζόμενων μεταβλητών. Η πιθανότητα που προκύπτει είναι η εξής:

P^*(T1, T2, T3, T4, T5)=P(T1)P(T2/ T1) P(T3/ T2) P(T4/ T3) P(T5/ T4)

Στον Πίνακα 22 με τις συχνότητες αυτού του παραδείγματος είναι εμφανές και το αποτέλεσμα της παραπάνω πιθανότητας.

Πίνακας 22: Η πιθανότητα τομής $P^*(T_1, T_2, T_3, T_4, T_5)$

	Last 3 letters							
First 2 letters	aaa	aab	aba	abb	baa	bab	bba	bbb
aa	0.016	0.023	0.018	0.021	0.044	0.067	0.050	0.061
ab	0.030	0.044	0.033	0.041	0.011	0.015	0.012	0.014
ba	0.010	0.016	0.012	0.014	0.029	0.045	0.033	0.041
bb	0.044	0.067	0.059	0.061	0.016	0.023	0.017	0.021

5.3.2 ΜΕΤΡΑ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΝ (DISTANCE MEASURES)

Για να συγκρίνουμε μία πραγματική κατανομή με μία προσέγγιση, χρειαζόμαστε ένα μέτρο απόστασης ανάμεσα στις υπάρχουσες κατανομές. Έστω **P** μία αληθής κατανομή και **P^*** μία άλλη κατανομή της μεταβλητής **Word**. Δύο τέτοιου είδους μέτρα είναι συχνά για χρήση:

(α) Ευκλείδεια απόσταση (Euclidean distance):

$$DistQ(P,P^*) = \sum_{w \in Word} (P(w) - P^*(w))^2 .$$

(β) Διασταυρωμένη εντροπία (Cross entropy):

$$DistL(P,P^*) = -\sum_{w \in Word} P(w) \log \frac{P(w)}{P^*(w)}.$$

Οι δύο παραπάνω μέθοδοι μέτρησης έχουν μία θεωρητική θεμελίωση: μπορείς να προβλέψεις την επόμενη λέξη στη μορφή μίας κατανομής πιθανοτήτων. Όταν η επόμενη λέξη είναι γνωστή, βρίσκεσαι σε μειονεκτική θέση από το αποτέλεσμα το οποίο είναι το ελάχιστο, αν είχες προβλέψει την αληθή λέξη με πιθανότητα τη μονάδα και το μέγιστο, αν η πιθανότητα που προσδιοριζόταν είναι μηδενική.

Έστω **Actw (Word)** που καθορίζει τον πίνακα που περιέχει μηδενικές πιθανότητες εκτός από την αληθή λέξη **w** και **P*** **(Word)** είναι οι προβλεπόμενες πιθανότητες.

Ο τετραγωνικός κανόνας αποτελεσμάτων (quadratic scoring rule ή Brier scoring rule) είναι ο εξής:

$$QS(w,P^*) = \sum_{x \in Word} (Actw(x) - P^*(x))^2 = 1 - 2P^*(w) + \sum_{x \in Word} P^*(x)^2.$$

Αν προβλέψεις ένα μεγάλο αριθμό φορών σχετικά με την κατανομή **P*** ενώ η αληθής κατανομή είναι **P**, τότε το κατά μέσο όρο αποτέλεσμα είναι:

$$AvQS(P,P^*) = \sum_{x \in Word} P(w) QS(w,P^*) = 1 - 2\sum_{w \in Word} P(w)P^*(w) + \sum_{x \in Word} P^*(x)^2.$$

Ο παραπάνω κανόνας είναι κατάλληλος για χρήση και ορθολογικός. Αυτό σημαίνει ότι η μοναδική κατανομή που δίνει ένα ελάχιστο αποτέλεσμα είναι η σωστή. Η απόσταση μεταξύ της αληθούς κατανομής **P** και της εκτιμώμενης κατανομής **P*** είναι ορισμένη ως η διαφορά ανάμεσα στα αποτελέσματα των δύο κατανομών:

$$DistQ(P,P^*) = AvQS(P,P^*) - AvQS(P,P) = \sum_{w \in Word} (P(w) - P^*(w))^2.$$

Άλλος κανόνας αποτελεσμάτων είναι ο λογαριθμικός (logarithmic score):

LS(w, P*)=-logP*(w).

Σημειώνεται ότι ο παραπάνω κανόνας είναι χρήσιμος αν έχεις εκτιμήσει ένα πιθανό γεγονός που είναι αδύνατο. Ο λογαριθμικός αυτός κανόνας είναι επίσης αυστηρά κατάλληλος και η μέθοδος μέτρησης της εκάστοτε απόστασης που απορρέει από αυτόν είναι η διασταυρωμένη εντροπία.

5.3.3 ΕΡΕΥΝΑ ΓΙΑ ΠΙΘΑΝΕΣ ΔΟΜΕΣ

Ψάχνουμε για Bayesian networks τα οποία αναπαριστάνουν ένα πίνακα με τομές πιθανοτήτων με μία αποδεκτή απόσταση της πιθανότητας P(Word). Αυτό, όμως, δεν είναι αποτελεσματικό πολλές φορές. Ίσως συμβαίνει για το λόγο ότι αρκετά μοντέλα είναι αποδεκτά και έχοντας κατά νου το γεγονός αυτό ψάχνουμε απλά μοντέλα που επίσης πρέπει να υπολογίσουμε το μέγεθός τους.

Έστω **M** ένα δίκτυο πίστης με μεταβλητές **U**. Για κάθε μεταβλητή **A** με γονείς (parents) **pa(A)**, ορίζουμε **Sp(A)** τον αριθμό των καταχωρήσεων της δεσμευμένης μεταβλητής **P(A/pa(A))** και το μέγεθος είναι:

$$Size(M) = \sum_{A \in U} Sp(A)$$

.

Για παράδειγμα, **Size(MSimp)=18.**

Για να εντοπίσουμε τη σχέση μεταξύ του μεγέθους και της απόστασης καθορίζουμε μία μέθοδο μέτρησης αποδοχής της σχέσης αυτών των δύο(acceptance measure):

Acc(P, M*)=Size(M*)+kDist(P, P*).

Το **P*** είναι το σύνολο των τομών των πιθανοτήτων των μεταβλητών **U**, που καθορίζονται από το **M*** και **k** ένας θετικός πραγματικός αριθμός.

Στο προαναφερθέν παράδειγμα με τα σύμβολα και τις λέξεις χρησιμοποιείται το

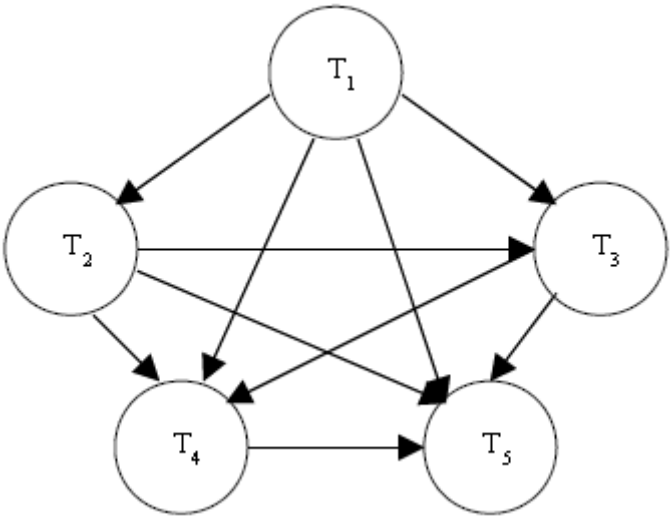
αποτέλεσμα της εξίσωσης **DistQ (P, P*)** και διαλέγουμε k=10000, εργαζόμενοι με αρχική απόσταση (distance) ίση με 0,0005. Η εργασία μας έγκειται στο να προσδιορίσουμε ένα αποδεκτό δίκτυο πίστης, το οποίο να ελαχιστοποιεί το **Acc**.

Καταρχήν, θα πρέπει να ερευνήσουμε όλα τα πιθανά DAGs (directed acyclic graph) σχετικά με τις μεταβλητές T1, T 2, T3, T4, T5 . Παρόλα αυτά, υπάρχουν πολλά από

αυτά και επιπροσθέτως τοποθετούμε περιορισμούς κατασκευής στα θεωρούμενα μοντέλα.

Στην περίπτωσή μας είναι φυσικό να πούμε πως μία κατευθυνόμενη σύνδεση από το **Ti** στο **Tj** επιτρέπεται μόνο αν το **i** είναι μικρότερο του **j** (**i< j**) (Σχήμα 30).

Ξεκινάμε με το μεγαλύτερο μοντέλο **MMax** συναντώντας τον παραπάνω περιορισμό.



Σχήμα 30: **Το μοντέλο MMax.**

Έστω η δεσμευμένη πιθανότητα **P(Word/MMax)** η οποία υποδηλώνει την κατανομή που καθορίζεται από το μοντέλο **MMax** . Από τον υπολογισμό παρακάτω παρατηρούμε πως **P(Word/MMax)= P(Word)**:

P(Word)=**P(T1, T2, T3, T4, T5)**

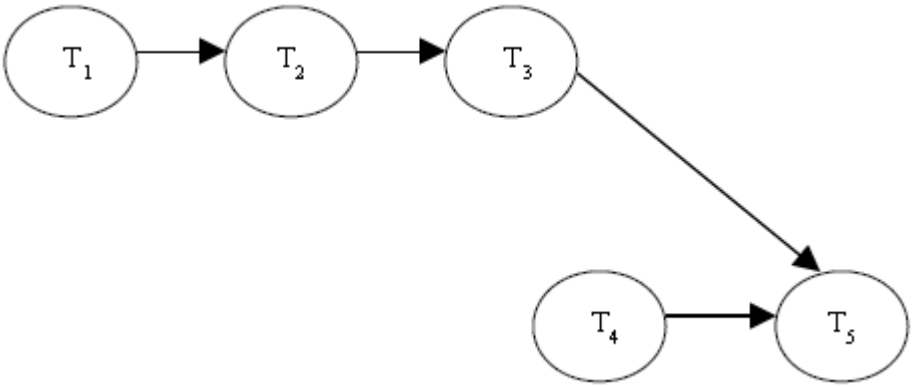
=P(T5/ T1, T2, T3, T4)P(T1, T2, T3, T4)

=P(T5/ T1, T2, T3, T4)P(T4/ T1, T2, T3)P(T1, T2, T3)

= **P(T5/ T1, T2, T3, T4)P(T4/ T1, T2, T3) P(T3/ T1, T2)P(T2/ T1) P(T1)**

= **P(Word/MMax)**

Υπάρχουν 2^{10} DAGs τα οποία είναι σε ετοιμότητα για να ερευνηθούν. Αυτή η διεργασία είναι αρκετά επίπονη, αλλά αν ακολουθηθεί μία διαδικασία όπου διαγραφούν διάφορες ενώσεις των μεταβλητών (αρχής γινομένης με το **MMax**), δεν χρειάζεται να συνεχιστεί αυτό εφόσον το μοντέλο απορριφθεί. Το αποτέλεσμα αυτής της έρευνας είναι το παρακάτω μοντέλο, το οποίο καλείται **MMin** και αποτελεί ένα καλό παράδειγμα σε αυτά που προαναφέρθηκαν.



Σχήμα 31: **Το μοντέλο MMin.**

Οι δεσμευμένες πιθανότητες για το παραπάνω μοντέλο δίδονται στους παρακάτω πίνακες. Ισχύει: P(T1)= P(T4)=(0.5,0.5)

Πίνακας 23: Δεσμευμένες πιθανότητες για το μοντέλο M_{Min}

	a	*b*		*a*	*b*		*a*	*b*
a	0.6	0.4	*a*	0.25	0.75	*a*	(0.45,0.55)	(0.4,0.6)
b	0.4	0.6	*b*	0.75	0.25	*b*	(0.5,0.5)	(0.4,0.6)
$P(T_2/T_1)$			$P(T_3/T_2)$			$P(T_5/T_3,T_4)$		

Πίνακας 24: Ο πίνακας των τομών των πιθανοτήτων του μοντέλου M_{Min}

	Last 3 letters							
First 2 letters	aaa	aab	aba	abb	baa	bab	bba	bbb
aa	0.017	0.021	0.019	0.019	0.045	0.068	0.045	0.068
ab	0.034	0.040	0.037	0.038	0.010	0.015	0.010	0.015
ba	0.011	0.014	0.010	0.010	0.031	0.045	0.031	0.045
Bb	0.051	0.062	0.057	0.057	0.015	0.023	0.015	0.023

Έχουμε, λοιπόν, τα εξής αποτελέσματα:

Acc(P, MMin)=20,14 και **Acc(P, MSimp)=21,37**

Όσον αφορά το συγκεκριμένο θέμα που μελετάμε, θεωρούμε σωστή την κατανομή της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιούμε και η εργασία που πρέπει να κάνουμε είναι να βρεθεί μία σύντομη αναπαράσταση προσεγγίζοντας αυτή την κατανομή. Συνήθως είναι πολύ εξεζητημένη διαδικασία το να θεωρήσουμε τη βάση δεδομένων ως μία αληθή κατανομή. Είναι πιο σωστό να θεωρήσουμε μία βάση δεδομένων σαν ένα δείγμα από μία άγνωστη αληθή κατανομή. Για παράδειγμα, ο Πίνακας 19 είναι βασισμένος σε 1000 λέξεις. Αυτό σημαίνει πώς αν και το μοντέλο **MMin** είναι πολύ κοντά στην πιθανότητα **P**, βασίζεται το αποτέλεσμά του στο μοντέλο **MSimp**.

Έστω **DB** είναι μία βάση δεδομένων από περιπτώσεις και ***M*** ένα σύνολο από μοντέλα. Θα πρέπει να μεγιστοποιήσουμε την πιθανότητα **P(M/DB)** (M є *M*). Η πιθανότητα αυτή είναι πολλές φορές πολύπλοκη στον υπολογισμό της. Παρόλα αυτά, ο κανόνας του Bayes μπορεί να φανεί πολύ χρήσιμος τη δεδομένη στιγμή:

$$P(M / DB) = \frac{P(DB / M)P(M)}{P(DB)}.$$

Αφού το **P(DB)** είναι ανεξάρτητο από το **M**, δεν παίζει κανένα ρόλο στον προσδιορισμού της μέγιστης τιμής. Αν δεν έχουμε αρχικές γνώσεις από τις πιθανότητες των εκάστοτε μοντέλων, θεωρούμε αυτές τις καταστάσεις να είναι ισοδύναμα πιθανές. Για αυτό, η διαδικασία εύρεσης της πιθανότητας **P(DB/M)** μπορεί να παίξει το ρόλο της απόστασης μεταξύ αληθούς και προσεγγιστικής τιμής στη διερεύνηση για ένα ορθολογικό μοντέλο.

Ακόμα, υπάρχουν πολλά προβλήματα. Πρώτον, αν και υπάρχει μόνο ένας περιορισμένος αριθμός από πιθανές κατασκευές, κάθε κατασκευή περιέχει πιθανούς πίνακες και μεταξύ αυτών πρέπει να βρούμε αυτούς που μεγιστοποιούν την πιθανότητα του **DB**. Επίσης, πολύ συχνά η βάση δεδομένων δεν είναι μία λίστα από περιπτώσεις για τις οποίες οι καταστάσεις όλων των μεταβλητών είναι γνωστές. Ίσως έχουμε στην πορεία της διαδικασίας κάποιες χαμένες τιμές αυτών. Αυτό συμβαίνει διότι καμία φορά έχουμε στην κατοχή μας αρκετές βάσεις δεδομένων σχετικά με διαφορετικά σύνολα μεταβλητών και με διαφορετικούς αριθμούς περιπτώσεων (Jensen, 1996).

5.3.4 ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ (ADAPTATION)

Όταν ένα σύστημα είναι σε λειτουργία, δεχόμαστε επαναλαμβανόμενα νέες περιπτώσεις από τις οποίες έχουμε τη δυνατότητα να πάρουμε αρκετές πληροφορίες. Στην προκειμένη περίπτωση είμαστε αρκετά βέβαιοι για την κατασκευή του δικτύου, παρόλα αυτά οι δεσμευμένες πιθανότητες είναι εξαρτώμενες από τον

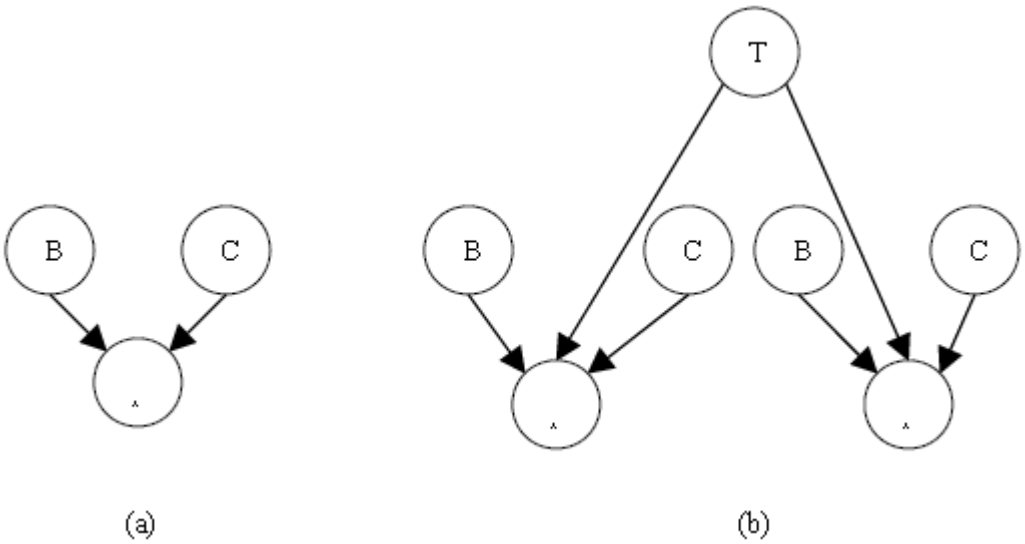
τρόπο με τον οποίο χρησιμοποιούνται και ποικίλουν από κατάσταση σε κατάσταση. Επίσης, είναι επιθυμητό να χτιστεί ένα δίκτυο το οποίο αυτόματα προσαρμόζεται στο εκάστοτε περιεχόμενο δεδομένων, τα οποία λαμβάνουν χώρα σε κάθε περίπτωση. Αυτό συνεπάγεται ότι έχουμε συμβουλευτεί κάποιους ειδικούς κατά τη διάρκεια της κατασκευής του συστήματος και δεν έχουν συμφωνήσει σχετικά με το ποσοτικό μέρος του δικτύου. Έτσι, οι δεσμευμένες πιθανότητες είναι αβέβαιες. Αυτός ο τύπος αβεβαιότητας καλείται **δεύτερης τάξης αβεβαιότητα (second order uncertainty)**. Η δεύτερης τάξης αβεβαιότητα καλεί έναν αυτόματο τρόπο αποδοχής και προσαρμογής των δεσμευμένων πιθανοτήτων στον αληθινό κόσμο, όπως αυτό παρουσιάζεται γύρω από τις εκάστοτε περιπτώσεις που συναντάμε.

Στο Σχήμα 32(a) η μεταβλητή **A** είναι διαρκώς επηρεαζόμενη από τις μεταβλητές **B** και **C**, ενώ η σχέση αυτών των μεταβλητών διαμορφώνεται από την πιθανότητα **P(A/B,C)**. Η αβεβαιότητα της μεταβλητής **P(A/B,C)** ίσως μορφοποιείται από την εισαγωγή μίας επιπλέων μεταβλητής **T**, η οποία θεωρείται γονέας της **A** (Σχήμα 32 (b)). Η μεταβλητή **T** μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας τύπος μεταβλητής, όπως για παράδειγμα τύπος διαφορετικών καταστάσεων ή διαφορετικών εκτιμήσεων ειδικών.

Για να απεικονίσουμε την αξιοπιστία των ειδικών ή τις συχνότητες των τύπων των εκάστοτε περιπτώσεων που ερχόμαστε αντιμέτωποι, μία αρχική κατανομή (prior distribution) είναι η **P(T)**.

Όταν μία περίπτωση εισάγεται στο δίκτυο, η διαδικασία διάδοσης και εκ νέου υπολογισμού μιας κατανομής πιθανοτήτων (propagation) που συμβολίζεται $\mathbf{P^*(T)}$. Θα μπορούσαμε να πούμε πως η αλλαγή της κατανομής της μεταβλητής **T** αντικατοπτρίζει το τι συμπέρασμα έχει βγει από τη συγκεκριμένη περίπτωση. Η νέα κατανομή $\mathbf{P^*(T)}$ μπορεί τώρα να χρησιμοποιηθεί ως μία νέα αρχική κατανομή. Όλες οι μεταβλητές του πίνακα που είναι σχετικός με την περίπτωσή μας θεωρούνται πως είναι παιδιά (children) της **T**.

Αν η αβεβαιότητα των δεσμευμένων μεταβλητών δεν μπορεί να είναι μοντελοποιημένη όπως αναφέραμε παραπάνω, οι στατιστικές μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Κάθε νέα εισαγωγή σε έναν πίνακα ενός δικτύου είναι μία παράμετρος του μοντέλου και η στατιστική διεργασία είναι αναγκαία για τη διαμόρφωση των εκτιμήσεων των παραμέτρων με νέες εισαγόμενες περιπτώσεις. Αυτή η διαδικασία θεωρείται πολύπλοκη αν δεν υφίστανται κάποιες θεωρήσεις ανάμεσα στις επιπρόσθετες παραμέτρους. Για την παραπάνω κατάσταση, η εξάρτηση των μεταβλητών διαμορφώνεται γύρω από τη μεταβλητή **T**.



Σχήμα 32: **Αποδοχή γύρω από τη μεταβλητή Τ.**

Δύο απλοποιημένες θεωρήσεις είναι συχνά χρησιμοποιούμενες και είναι οι εξής:

1. Η ολική ανεξαρτησία (global independence), η οποία υποδηλώνει ότι η δεύτερης τάξης αβεβαιότητα για ποικίλες μεταβλητές είναι ανεξάρτητη.

2. Η τοπική ανεξαρτησία (local independence), η οποία υποδηλώνει ότι η αβεβαιότητα των κατανομών για διαφορετικές μορφές γονέων είναι ανεξάρτητες. Για μεγαλύτερη ακρίβεια, θεωρούμε τις εξής διαφορετικές μορφές καταστάσεων: (ai, cj) και (a'i, c'j). Τότε η αβεβαιότητα της **P(A/ ai, cj)** είναι ανεξάρτητη της αβεβαιότητας της **P(A/ a'i, c'j)**.

Θεωρούμε τη δεσμευμένη πιθανότητα **P(A/B,C)** και σχετικά με τις παραπάνω δύο θεωρήσεις προτείνεται η εξής κατανομή γύρω από τις ισχύοντες περιπτώσεις:

P(A/ bi, cj)=(x1, x2, x3)

Το ζεύγος των μεταβλητών **(B, C)** έχει καταστάσεις **(bi, cj)**. Τότε έχουμε τη δυνατότητα να εξηγήσουμε τη βεβαιότητά μας για τη συγκεκριμένη κατανομή από ένα εικονικό μέγεθος δείγματος **s**. Έτσι, αναφορικά με την κατανομή υπάρχει ένας πίνακας όπου ισχύει: (**n1, n2, n3**)=(**sx1, sx2, sx3**).

Όταν εισάγεται μία νέα περίπτωση για τις μεταβλητές **(B, C)** και έχοντας υπόψη μας τη μεταβλητή **A** (για παράδειγμα, με κατάσταση αυτής της μεταβλητής **α1**), τότε τα **n1** και **s** υπολογίζονται σαν μία παράμετρος, εξάγοντας μία νέα κατανομή:

$$(x1^*, x2^*, x3^*) = (\frac{n1+1}{s+1}, \frac{n2}{s+1}, \frac{n3}{s+1}).$$

Αυτή η μέθοδος λειτουργεί μόνο αν η κατάσταση του **A** καθώς και οι καταστάσεις των γονέων του (parents) είναι γνωστές. Σε γενικές γραμμές προσδοκάμε πως η απόδειξη (evidence) **e** που παρέχεται ίσως εξαλείψει την αβεβαιότητα της μεταβλητής **A** και των γονέων της.

Έστω η πιθανότητα **P(bi, cj / e)=x** και **P(A/bi, cj, e)=(y1, y2, y3)**. Μία απλή προσέγγιση είναι να κάνουμε κατανομή της μάζας της πιθανότητας **x** γύρω από την πιθανότητα **P(A/bi, cj)** σχετικά με τη συνεχή κατανομή **(y1, y2, y3)**. Ισχύει:

(y1x, y2x, y3x)=P(A/ bi, cj, e) P(bi, cj / e)= P(A, bi, cj/ e)

Τότε έχουμε:

(n1*, n2*, n3*)=(n1+P(α1,bi,cj/e), n2+P(α2,bi,cj/e), n3+P(α3,bi,cj/e))

Σημειώνεται εδώ ότι το μέγεθος του δείγματος εκτιμάται από τη δεσμευμένη πιθανότητα **P(bi, cj/ e)**.

Αυτή η μέθοδος είναι γνωστή ως **κλασματική αναβάθμιση (fractional updating)**. Δυστυχώς το είδος του συστήματος αυτού έχει ένα σοβαρό μειονέκτημα που είναι το εξής: υπάρχει η τάση να υπερεκτιμηθεί η τιμή του **s**, συνεπώς υπερεκτιμάται η βεβαιότητά μας για τη συγκεκριμένη κατανομή. Θεωρούμε, για παράδειγμα, πως **e={B=bi, C=cj}**. Τότε η περίπτωση αυτή δε μας λέει τίποτα το σημαντικό σχετικά με τη δεσμευμένη πιθανότητα **P(A/ b i, cj)**, αλλά παρά ταύτα η προαναφερθείσα μέθοδος έχει τη δυνατότητα να προσθέσει παραπάνω τιμή στο μέγεθος **s** και έτσι να ληφθεί υπόψη ως μία επιβεβαίωση της παρούσας κατανομής.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΔΙΑΔΟΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΣΤΑ BAYESIANS NETWORKS

Παρακάτω θα παρουσιάσουμε τη χρήση αλγορίθμων μέσω ενός προγράμματος που καλείται GENIE, το οποίο χρησιμεύει στον υπολογισμό και ενημέρωση των πιθανοτήτων στην κάθε περίπτωση (probability updating) στα δίκτυα πίστης που εξετάζουμε. Ο αλγόριθμος αυτός δε λειτουργεί απευθείας στα Bayesian networks, αλλά στα επονομαζόμενα junction trees (δέντρα διακλάδωσης), τα οποία είναι δέντρα ομάδων μεταβλητών. Αποτελούν δίκτυα τα οποία έχουν ως κόμβους τις κλίκες ενός αρχικού δικτύου. Κλίκες (cliques -clusters) ονομάζονται τα σύνολα των μεταβλητών που αποτελούνται από γονείς και τα παιδιά τους και είναι σημαντικές για το λόγο ότι με βάση αυτών κατασκευάζονται τα junction trees. Οι κλίκες αποτελούν ένα τριγωνοποιημένο γράφημα, το οποίο είναι ένα ειδικό γράφημα που κατασκευάζεται σχετικά με το εκάστοτε δίκτυο. Κάθε κλίκα διατηρεί έναν πίνακα που σχετίζεται με τη μορφή των μεταβλητών της, ενώ η διαδικασία αναπαραγωγής μέσω πολλαπλασιασμού (propagation) αυτών των πινάκων εμπεριέχει μία σειρά από λειτουργίες, κατά τη διάρκεια εκτέλεσης των διαδικασιών στο πρόγραμμα που χρησιμοποιούμε. Θα καθοριστούν, επίσης, οι διαδικασίες πολλαπλασιασμού και διαίρεσης των υπαρχόντων πινάκων και θα δοθούν μέθοδοι για εισαγωγή στοιχείου που αποτελεί απόδειξη (evidence) υπολογίζοντας, εν συνεχεία, τις τελικές πιθανότητες των τομών των πιθανοτήτων των εκάστοτε μεταβλητών (joint probabilities). Το GENIE παρέχει τη δυνατότητα ακριβή υπολογισμού τελικών πιθανοτήτων σύμφωνα με τα στοιχεία και τις πληροφορίες που διατίθενται, αλλά υπάρχει περίπτωση ο αλγόριθμος να απαιτεί μεγάλο χώρο και χρόνο, ώστε το έργο μας να καθίσταται πολύπλοκο. Ακόμα, θα δείξουμε μία τεχνική που ονομάζεται στοχαστική προσομοίωση (stochastic simulation), η οποία χρησιμοποιείται για να προσεγγίσουμε κάποιες πιθανότητες όταν αυτό χρειάζεται.

6.1.1 ΠΟΛΛΑΠΛΑΣΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΔΙΑΙΡΕΣΗ

Έστω **t** και **t΄** δύο πίνακες με όμοιες μεταβλητές. Τότε, έχουμε την εξής σχέση για όλες τις μορφές του c^* ως εξής:

$$t * t'(c*) = t(c*)t'(c*)$$

Παρακάτω στον Πίνακα 25 δίδεται ένα παράδειγμα.

Πίνακας 25: Πολλαπλασιασμός δυο πινάκων.

	a_1	a_2	a_3		a_1	a_2	a_3		a_1	a_2	a_3
b_1	x_1	x_2	x_3	b_1	x'_1	x'_2	x'_3	b_1	$x_1 x'_1$	$x_2 x'_2$	$x_3 x'_3$
b_2	y_1	y_2	y_3	b_2	y'_1	y'_2	y'_3	b_2	$y_1 y'_1$	$y_2 y'_2$	$y_3 y'_3$
b_3	z_1	z_2	z_3	b_3	z'_1	z'_2	z'_3	b_3	$z_1 z'_1$	$z_2 z'_2$	$z_3 z'_3$
	t				**t'**				**t* t'**		

Αν δύο πίνακες είναι δοσμένοι γύρω από διαφορετικά σύνολα μεταβλητών, μπορούμε να εκτελέσουμε την πράξη του πολλαπλασιασμού. Έστω, **tAB** ένας πίνακας με μεταβλητές [A,B] και **tAC** ένας πίνακας με μεταβλητές [A,C]. Τότε, ο πίνακας **tABC** είναι το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού των δύο άλλων πινάκων και περιέχει τις μεταβλητές [A,B,C]. Ισχύει για όλες τις μορφές του συνόλου των μεταβλητών (α,b,c):

$$tAB \cdot tAC(a,b,c) = tAB(a,b) \cdot tAC(a,c)$$

Παρακάτω στον Πίνακα 26 δίδεται ένα παράδειγμα.

Πίνακας 26:Πολλαπλασιασμός των πινάκων t_{AB} και t_{AC}

	a_1	a_2		a_1	a_2		a_1	a_2
b_1	x_1	x_2	c_1	y_1	y_2	b_1	(x_1y_1, x_1y_3)	(x_2y_2, x_2y_4)
b_2	x_3	x_4	c_2	y_3	y_4	b_2	(x_3y_1, x_3y_3)	(x_4y_2, x_4y_4)
	t_{AB}			t_{AC}			t_{AB}* t_{AC}	

Η διαδικασία της διαίρεσης μπορεί να εκτελεστεί με τον ίδιο τρόπο. Μόνο που θα πρέπει να είμαστε προσεκτικοί με τα μηδενικά. Αν ο πίνακας με τους παρονομαστές έχει μηδενικά στοιχεία, τότε ο πίνακας με τους αριθμητές πρέπει να έχει μηδενικά στα ίδια σημεία. Σε αυτήν την περίπτωση έχουμε: 0/0=0.

6.1.2 ΑΠΟΜΟΝΩΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ (MARGINALIZATION)

Έστω **tv** ένας πίνακας γύρω από το ενδεχόμενο **V** και **W** ένα υποσύνολο του **V**. Ένας πίνακας **tw** που αναφέρεται στο γεγονός **W** μπορεί να κατασκευαστεί με τη διαδικασία υπολογισμού που καλείται marginalization. Για κάθε μορφή της μεταβλητής **w *,** έστω **tw(w*)** είναι το άθροισμα όλων των **tv(u*)**, όπου **u*** είναι μία

μορφή του **V** που συμπίπτει με τη **w***. Η σημειογραφία της προηγούμενης αναφοράς είναι η εξής:

$$tw = \sum_{V/W} tv$$

.

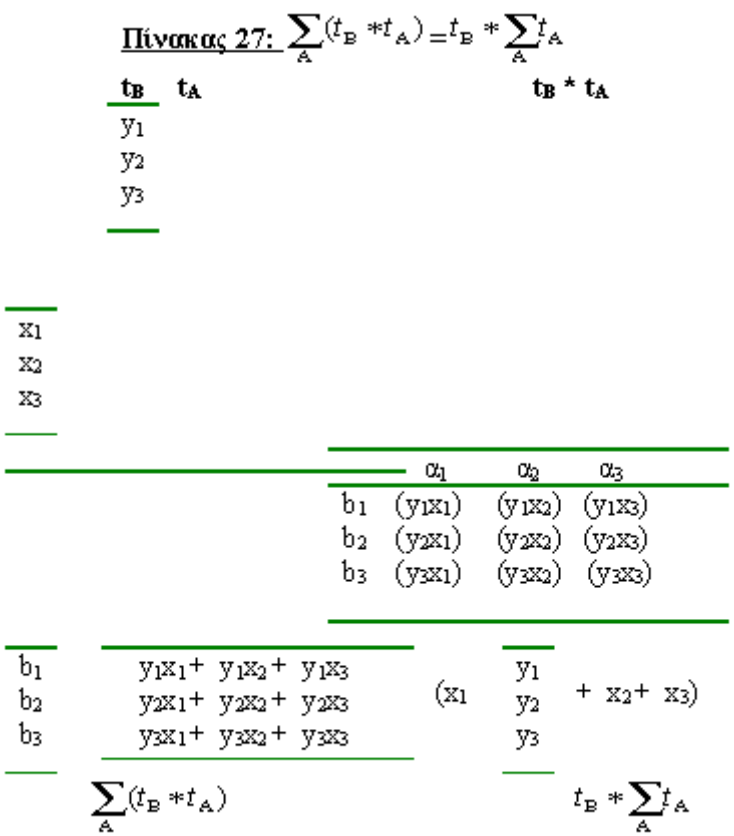
Ακολουθεί μία σημαντική πρόταση που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια:

· Έστω **W** και **V** αποτελούν ανεξάρτητα σύνολα από μεταβλητές και έστω **tw** και **tv** πίνακες των γεγονότων **W** και **V** αντίστοιχα. Τότε:

$$tw \sum_{V} tv = \sum_{V} (tv \cdot tw)$$

.Στον Πίνακα 27 φαίνεται ένα παράδειγμα των παραπάνω.

Πίνακας 27



6.2 ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ (PROBABILITY UPDATING) ΣΤΟΥΣ ΠΙΝΑΚΕΣ ΤΟΜΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ

Έστω **A** μία μεταβλητή με **P(A)=(x1 ,…, xn)**. Θεωρούμε πως έχουμε την πληροφορία **e**, δηλαδή η **A** μπορεί να έχει καταστάσεις **i** και **j**. Αυτό σημαίνει ότι όλες οι καταστάσεις εκτός από τις δύο προαναφερθείσες είναι αδύνατες και αυτό μεταφράζεται με την εξής πιθανότητα: **P(A,e)=(0,…,0,xi ,0,…,xj ,0,…,0)**.

Η αρχική πιθανότητα του **e** είναι **P(e)= xi + xj** , δηλαδή το άθροισμα των πιθανοτήτων των πιθανών καταστάσεων. Για να υπολογίσουμε τη δεσμευμένη πιθανότητα **P(A/e)**, χρησιμοποιούμε το θεμελιώδη κανόνα:

$$P(A/e)=\frac{P(A,e)}{P(e)}=\frac{P(A,e)}{\sum_A P(A,e)}.$$

Για να καταλήξουμε στο αποτέλεσμα της πιθανότητας **P(A,e)** ας πούμε ότι πολλαπλασιάζουμε την πιθανότητα **P(A)** με τον πίνακα **e=(0,…0,1,0,…,0,1,0…0)**.

Ορισμός: Έστω **A** μία μεταβλητή με **n** καταστάσεις. Μία δήλωση που καθιστά αδύνατες ορισμένες καταστάσεις του γεγονότος **A** (finding) είναι στην ουσία ένας πίνακας n-διάστατος με μηδενικά και μονάδες.

Όσον αφορά τη σημασιολογία του παραπάνω ορισμού, ένα finding αποτελεί μία κατάσταση, στην οποία βέβαιες καταστάσεις ορισμένων μεταβλητών είναι αδύνατον να συμβούν.

Τώρα, θεωρούμε ένα σύνολο από μεταβλητές **U** και έστω ότι έχουμε εύκολη πρόσβαση στη διαδικασία προσέγγισης της πιθανότητας **P(U)**, που αποτελεί στην ουσία τις πιθανότητες που απαρτίζουν τις τομές των συγκεκριμένων πιθανοτήτων.

Τότε, η πιθανότητα **P(B)** για κάθε μεταβλητή **B** που ανήκει στο σύνολο **U** είναι εύκολο να υπολογισθεί:

$$P(B)=\sum_{U/(B)} P(U).$$

Αν υποθέσουμε ότι εισάγουμε το παραπάνω finding, τότε η πιθανότητα **P(U,e)** είναι η μορφή των πιθανοτήτων που αποτελούν έναν πίνακα σχετικά με την **P(U)** δίνοντας όλες τις τιμές της μεταβλητής **A** με καταστάσεις **i** ή **j** μηδενικές και αφήνοντας τις άλλες τιμές της αμετάβλητες. Πάλι, λοιπόν, ισχύει ότι η πιθανότητα **P(e)** έχει τιμή το άθροισμα των τιμώ των πιθανών καταστάσεων της πιθανότητας **P(U,e)** με βάση το θεμελιώδη κανόνα που χρησιμοποιήθηκε προηγουμένως, έχουμε:

$$P(U/e) = \frac{P(U,e)}{P(e)} = \frac{P(U,e)}{\sum_U P(U,e)}.$$

Σημειώνεται πως η πιθανότητα **P(U,e)** είναι προϊόν της **P(U)** και του **e**. Αν το **e** αποτελείται από αρκετά findings {f1 ,…, fm}, κάθε ένα από αυτά μπορεί να εισαχθεί στους υπολογισμούς σε διαφορετικές περιπτώσεις και **P(U,e)** είναι προϊόν της **P(U)** και των findings fi . Μπορούμε να εξηγήσουμε τις παραπάνω θεωρήσεις στο ακόλουθο θεώρημα.

Θεώρημα: Έστω ένα σύνολο από μεταβλητές **U** και **e={f1 ,…, fm}**. Τότε:

$$P(U,e) = P(U) \cdot f1 \cdot \cdots \cdot fm \quad \text{και} \quad P(U,e) = \frac{P(U/e)}{P(e)}.$$

όπου

$$P(e) = \sum_U P(U,e).$$

Το παραπάνω θεώρημα λέει πως αν έχουμε την δυνατότητα να προσεγγίσουμε την **P(U)**, τότε μπορούμε να εισάγουμε ένα στοιχείο ως απόδειξη (evidence) κι έτσι να προχωρήσουμε στη διαδικασία υπολογισμού και ενημέρωσης των τελικών πιθανοτήτων. Παρόλα αυτά, ακόμα και μικρό αριθμό μεταβλητών, ο πίνακας **P(U)** είναι πολύ μεγάλων διαστάσεων, για αυτό θα πρέπει να βρούμε ένα μικρότερο σε μέγεθος τρόπο αναπαράστασης.

6.3 ΔΕΝΔΡΑ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ (CLUSTER TREES)

Όπως είδαμε και προηγουμένως κάνοντας λόγο για τον νόμο της αλυσίδας (chain rule), ένα Bayesian network σχετικά το σύνολο **U** είναι μία αναπαράσταση της πιθανότητας **P(U)**. Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε, σε γενικές γραμμές, να υπολογίσουμε την **P(U)** σαν ένα προϊόν από όλες τις δεσμευμένες πιθανότητες που απαρτίζουν το εκάστοτε δίκτυο. Η ερώτηση, τότε, είναι αν έχουμε τη δυνατότητα να

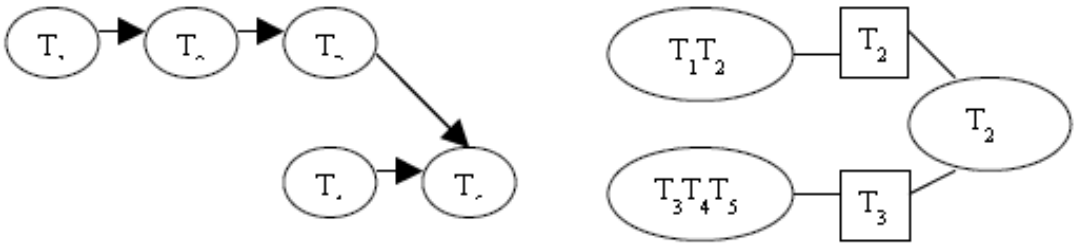
εισάγουμε ένα στοιχείο ως απόδειξη και να εκτελέσουμε τη διαδικασία υπολογισμού πιθανοτήτων για το δίκτυο που μελετάμε, χωρίς να χρειάζεται αναγκαστικά να υπολογίσουμε το **P(U)**. Αυτό έχει αποδειχθεί αρκετά δύσκολη περίπτωση. Για αυτό μπορούμε να δουλέψουμε με άλλου είδους αναπαράσταση που είναι τα δένδρα ομαδοποίησης (cluster trees).

Ορισμός: Ένα cluster tree του συνόλου **U** είναι ένα δένδρο από ομάδες μεταβλητών του **U**. Οι κόμβοι (nodes) είναι υποσύνολα του **U** και η συνένωση όλων των κόμβων αυτών αποτελεί το **U** (ένα δένδρο αποτελεί ένα άκυκλο γράφημα χωρίς κατευθυνόμενα τόξα).

Η κάθε σύνδεση χαρακτηρίζεται από ένα διαχωριστή (separator), ο οποίος αποτελεί τη διασταύρωση των παρακείμενων κόμβων (ή κλικών στην προκειμένη περίπτωση).

Κάθε κόμβος και διαχωριστής διατηρεί έναν αριθμημένο πίνακα σχετικά με τη μορφή του συνόλου των μεταβλητών που τον απαρτίζουν.

Στο Σχήμα 33 δίδεται ένα cluster tree για το δίκτυο **Mmin** που περιγράψαμε παραπάνω.



Σχήμα 33: Το δίκτυο Mmin και το αντίστοιχο δέντρο ομαδοποίησης.

Τώρα, έστω BN ένα Bayesian network γύρω από το σύνολο **U**. Ένα cluster tree που πηγάζει από το εκάστοτε BN κατασκευάζεται με τον ακόλουθο τρόπο:

- Διαμορφώνουμε μία οικογένεια από κόμβους τέτοια ώστε για κάθε μεταβλητή **A** με σύνολο των γονιών της που συμβολίζονται **pa(A)** υπάρχει ένας τουλάχιστον κόμβος **V**, ώστε να ισχύει: $pa(A) \cup \{A\} \subseteq V$.

- Οργανώνουμε τους κόμβους σαν ένα δένδρο με διαχωριστές (δεν υπάρχει σαφής περιορισμός για το πώς μπορούμε να οργανώσουμε αυτό το δένδρο).

- Δημιουργούμε έναν πίνακα που αναφέρονται στους κόμβους και τους διαχωριστές.

- Για κάθε μεταβλητή **A** διαλέγουμε ακριβώς ένα κόμβο **V**(κλίκα), ο οποίος περιέχει *pa*(*A*) □{*A*} και πολλαπλασιάζουμε τη δεσμευμένη πιθανότητα **P(A\pa(A))** με τον αντίστοιχο πίνακα της εκάστοτε κλίκας.

Τότε το προϊόν των πινάκων που αποτελούνται από τα στοιχεία των κόμβων σε ένα cluster tree είναι στην ουσία το προϊόν όλων των πινάκων των τιμών των δεσμευμένων πιθανοτήτων ενός BN. Συνεπώς, έχουμε το ακόλουθο θεώρημα:

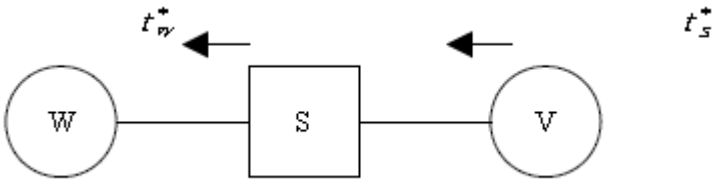
Θεώρημα: Έστω BN ένα Bayesian network γύρω από το **U**. Τότε κάθε cluster tree που ανταποκρίνεται στο αντίστοιχο BN είναι μία αναπαράσταση του **P(U)** και η πιθανότητα **P(U)** είναι ένα προϊόν όλων των πινάκων των cluster trees, οι οποίοι διαχωρίζονται από το παραγόμενο αποτέλεσμα των πινάκων με τα στοιχεία των διαχωριστών (separators).

Σχόλιο: Στο παραπάνω θεώρημα διαχωρίζουμε το τελικό προϊόν των πινάκων που αναφέρονται στα cluster trees από το παράγωγο των πινάκων που αναφέρονται στους separators. Επίσης, είναι εύκολο εισάγουμε findings σε ένα cluster tree. Έστω **e** ένα finding για τη μεταβλητή **A**. Πολλαπλασιάζουμε το **e** με τον πίνακα του κάθε κόμβου που περιέχει την A. Τότε, από τον κανόνα της αλυσίδας και το θεώρημα 4.1 το αποτέλεσμα όλων των πινάκων των κόμβων είναι **P(U)*e=P(U,e)**.

6.3.1 ΑΦΟΜΟΙΩΣΗ (ABSORPTION IN CLUSTER TREES)

Παρακάτω περιγράφεται η λειτουργία των cluster trees. Αυτό έχει επιρροή στην εκ νέου διευθέτηση των εκάστοτε πληροφοριών που σχετίζονται με τους πίνακες των στοιχείων.

Ορισμός: Έστω **V** και **W** γειτονικοί κόμβοι σε ένα cluster tree, **S** ο διαχωριστής τους (separator) και **tV, tW, tS** οι αντίστοιχοι πίνακες. Η λειτουργία της **αφομοίωσης (absorption)** είναι το αποτέλεσμα του ακόλουθου πίνακα, ο οποίος μας δείχνει πως το **W** έχει αφομοιωθεί από το **V**.



Σχήμα 34: Αφομοίωση πληροφορίας του W από το V.

Στο Σχήμα 34 είναι εμφανές πως υπολογίζεται το t_S^* και εν συνεχεία το t_W^*.

$$t_S^* = \sum_{V/S} tV \qquad\qquad t_W^* = \frac{ts^*}{ts} tw$$

Σχόλια: (α) Αρχικά η ιδέα περί **αφομοίωσης (absorption)** έχει να κάνει με την πληροφορία πως οι **V** και **W** μπορούν να έχουν κοινά στοιχεία, τα οποία σχετίζονται με το διαχωριστή **S**. Αυτό μας δείχνει την εκάστοτε πληροφορία που δέχεται η μεταβλητή **W** από τη μεταβλητή **V**. Αυτό μπορεί να εκφραστεί με μαθηματική μορφή ως εξής:

$$\sum_{w/s} tw = ts = \sum_{V/S} tv \quad .$$

Αν όλες οι συνδέσεις σε ένα δένδρο ομαδοποίησης είναι συνεχείς, λέμε ότι το δένδρο είναι **συνεχές (consistent)**. Αν ένα δένδρο είναι συνεχές, τότε η αφομοίωση δεν έχει καμία επιρροή.

Θεωρούμε πως η σύνδεση είναι συνεχής, αλλά κάποιο στοιχείο που λειτουργεί ως απόδειξη (evidence) αλλάζει το *tV* σε t_V^* . Τότε ισχύουν οι παρακάτω ισότητες, οι

οποίες προκύπτουν από τους πίνακες για τις μεταβλητές **V** και **W**, σύμφωνα με τη νέα πληροφορία που έχουμε για την **V** και η οποία διαδίδεται και στο **W** μέσω του διαχωριστή **S**.

$$\sum_{w/s} tw^* = \sum_{w/s} tw \frac{ts^*}{ts} = \frac{ts^*}{ts} \sum_{w/s} tw = \frac{ts^*}{ts} ts = ts^* = \sum_{V/S} tv^* \quad .$$

(β) Η μεταβλητή **W** μπορεί να αφομοιώσει από την **V** διαμέσου της **S** , αν το σύνολο των στοιχείων του πίνακα *tW* έχει μηδενικές τιμές καταχωρημένες σε αντιστοιχία με τις μηδενικές τιμές στον πίνακα *t S* . Λέμε ότι μία σύνδεση σε ένα δένδρο

ομαδοποίησης είναι **υποστηρικτικό (supportive)** αν αυτό επιτρέπει την απορρόφηση πληροφοριών και από τις δύο κατευθύνσεις. Έτσι, ένα τέτοιο δένδρο καλείται υποστηρικτικό αν όλες οι συνδέσεις του είναι υποστηρικτικές.

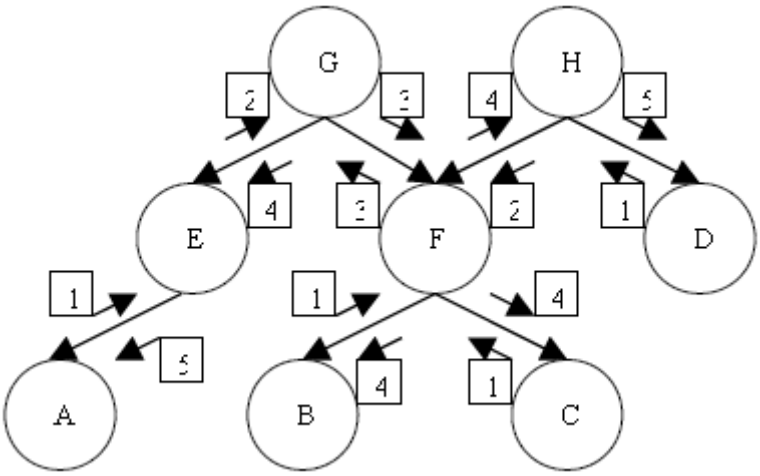
Θεώρημα: Έστω **T** ένα υποστηρικτικό δένδρο ομαδοποίησης. Τότε το προϊόν όλων των πινάκων με τα στοιχεία αυτού του δένδρου που διαχωρίζεται από το προϊόν των πινάκων που αποτελούνται από τον εκάστοτε διαχωριστή δεν επηρεάζεται υπό τη λειτουργία της απορρόφησης πληροφοριών ανάμεσα σε δύο γειτονικούς κόμβους.

6.3.2 ΤΡΟΠΟΣ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΣΤΟ ΔΕΝΔΡΟ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ

Μία κρίσιμη ερώτηση είναι ο τρόπος με τον οποίο πολλές αφομοιώσεις πληροφοριών παρουσιάζονται και αν μπορούν να μας βοηθήσουν να μεταφέρουμε τα στοιχεία των πινάκων σε ένα δένδρο ομαδοποίησης με μία μορφή η οποία θα καθιστά εύκολη διαδικασία τον υπολογισμό της πιθανότητας **P(A)** για μεμονωμένες μεταβλητές. Μπορούμε να θεωρήσουμε τις απορροφήσεις πληροφοριών σαν μηνύματα που περνάνε ανάμεσα από τους κόμβους στο εκάστοτε δένδρο. Αυτό σημαίνει ότι ένας κόμβος **V** στέλνει ένα μήνυμα σε κάθε γειτονικό κόμβο **W** όταν ο κόμβος αυτό απορροφά πληροφορία από τον κόμβο **V**.

Ένας κόμβος **V** έχει τη δυνατότητα να στείλει ακριβώς ένα μήνυμα σε ένα γειτονικό κόμβο **W** και αυτό να γίνεται όταν ο κόμβος **V** έχει δεχτεί ένα μήνυμα από κάθε άλλο γειτονικό κόμβο, εκτός του **W**.

Θεωρούμε σαν παράδειγμα το παρακάτω δέντρο ομαδοποίησης. Φαίνονται οι κόμβοι του δικτύου, καθώς και οι κατευθύνσεις των τόξων μεταξύ των κόμβων αυτών. Οι αριθμοί πάνω στα βέλη των συνδέσεων υποδεικνύουν τη σειρά με την οποία μεταφέρεται ένα μήνυμα και την κατεύθυνση αυτών των μηνυμάτων πάνω στο δένδρο.



Σχήμα 35: Ενημέρωση πιθανοτήτων σχετικά με τον τρόπο που περνάει το μήνυμα από το δίκτυο.

Οι κόμβοι **A**, **B**, **C**, **D** μπορούν να στείλουν πληροφορίες στους αντίστοιχους μοναδικούς γειτονικούς τους κόμβους (1). Τότε ο κόμβος **E** μπορεί να στείλει οποιοδήποτε πληροφορία στον κόμβο **G** και ο κόμβος **H** μπορεί να στείλει στον κόμβο **F** (2). Εν συνεχεία, ο **G** μπορεί να στείλει στον **F** και ο **F** μπορεί να στείλει στον

G (3), ο **F** μπορεί να στείλει στους **H**, **B**, **C** και ο **G** στον **E** (4). Τέλος, ο κόμβος **E** μπορεί και στέλνει στον **A** και ο **H** στον **D** (5).

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε, ο αλγόριθμος που κατασκευάζεται για τη διάδοση των μηνυμάτων δεν είναι συνεχής και ένας καλός τρόπος να το καταλάβουμε αυτό είναι πως κάθε μεταβλητή είναι έτοιμη να στείλει ανά πάσα στιγμή πληροφορία. Κάθε φορά που λαμβάνεται ένα μήνυμα σε μία μεταβλητή γίνεται ενημέρωση των νέων πιθανοτήτων και στέλνεται έπειτα μήνυμα στους κατάλληλους γειτονικούς κόμβους, αν βέβαια υπάρχουν.

ΘΕΩΡΗΜΑ 4.4: Έστω **T** ένα υποστηρικτικό δένδρο ομαδοποίησης και υποθέτουμε ότι τα μηνύματα διαδίδονται σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο καθορίζεται να περνάνε. Τότε:

- Η διάδοση του εκάστοτε μηνύματος μπορεί να συνεχιστεί μέχρι το μήνυμα να περάσει κι από τις δύο κατευθύνσεις κάθε σύνδεσης.

- Όταν ένα μήνυμα περάσει και από τις δύο κατευθύνσεις κάθε σύνδεσης, τότε το δένδρο **T** είναι συνεχές.

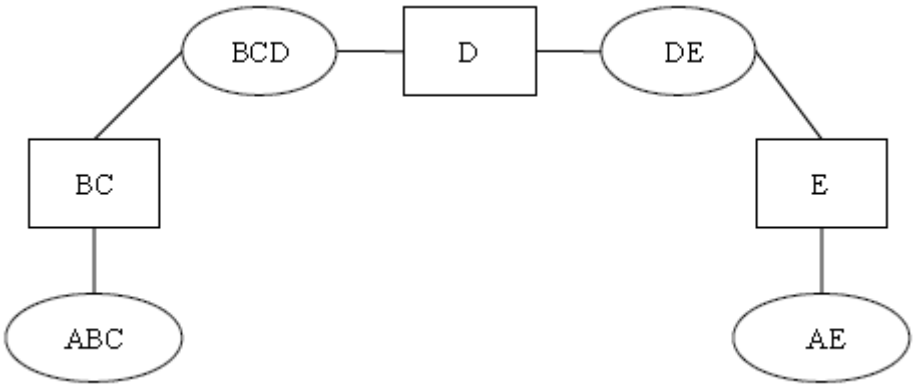
6.4 ΔΕΝΔΡΑ ΔΙΑΚΛΑΔΩΣΗΣ (JUNCTION TREES)

Έστω **T** ένα δένδρο ομαδοποίησης γύρω από ένα σύνολο μεταβλητών **U** και **A** μία μεταβλητή που ανήκει στο **U**, ενώ αποτελεί στοιχείο των κόμβων **V** και **W**. Αν το **T** είναι συνεχές, αναμένουμε να ισχύει η σχέση

$$\sum_{V/\{A\}} tv = \sum_{W/\{A\}} tw$$

.

Βέβαια, αυτό συμβαίνει αν **V** και **W** είναι γειτονικοί κόμβοι. Το Σχήμα 35 απεικονίζει ένα ομαδοποιημένο δένδρο με δυαδικές μεταβλητές. Όλες οι μεταβλητές εκτός από την **A** είναι σε κατάσταση **y** (yes). Στον κόμβο **(A, B, C)** η μεταβλητή **A** είναι σε κατάσταση **y** και στον κόμβο **(A, E)** η **A** είναι σε κατάσταση **n**. Παρόλο που το ομαδοποιημένο δένδρο είναι συνεχές, ο πίνακας tA των στοιχείων της **A** που απομονώνεται από τον πίνακα tABC των στοιχείων του κόμβου **(A, B, C)** είναι διαφορετικός από εκείνο τον πίνακα tA με τα στοιχεία της **A** που απομονώνεται από τον πίνακα tAE των στοιχείων του κόμβου **(A, E)**.



Σχήμα 36: Ένα δέντρο ομαδοποίησης με δυαδικές μεταβλητές.

Λέμε ότι ένα συνεχές δέντρο ομαδοποίησης είναι πλήρως συνεχές αν για κάθε ζεύγος κόμβων **V** και **W** με κοινή μεταβλητή την **I** (στην ουσία είναι ο δρόμος που συνδέει τις δύο μεταβλητές), τότε έχουμε:

$$\sum_{V/I} tv = \sum_{W/I} tw \quad .$$

Στο παραπάνω σχήμα, το οποίο χαρακτηρίζεται από συνοχή, δεν είναι πλήρως συνεχές αφού η μεταβλητή **A** τοποθετείται σε δύο μέρη του δένδρου τέτοιες ώστε η πληροφορία της **A** δεν έχει τη δυνατότητα να διαδοθεί ανάμεσα από δύο θέσεις μέσα στο δίκτυο. Για να σιγουρέψουμε την πλήρη συνέχεια του δένδρου, πρέπει να προσθέσουμε μία απαίτηση στα δένδρα ομαδοποίησης.

Ορισμός: Ένα δένδρο ομαδοποίησης είναι ένα **δένδρο διακλάδωσης (junction tree)**

αν για κάθε ζεύγος κόμβων **V**, **W**, όλοι οι κόμβοι ανάμεσα από τους **V** και **W** περιέχουν το κοινό στοιχείο $V \cap U$.

Θεώρημα: Ένα συνεχές δένδρο διακλάδωσης είναι πλήρως συνεχές.

Τα ακόλουθα θεωρήματα θα μας δείξουν πως αν κατασκευάσουμε ένα δένδρο διακλάδωσης κατά αντιστοιχία με ένα Bayesian network, τότε έχουμε ορθολογικούς αλγορίθμους για να καταχωρήσουμε ένα στοιχείο ως απόδειξη και κατά επέκταση να προχωρήσουμε στην ενημέρωση των τιμών των τελικών πιθανοτήτων. Όταν κατασκευάζουμε ένα δέντρο ομαδοποίησης κατά αντιστοιχία με ένα Bayesian network, έχουμε αρκετούς βαθμούς ελευθερίας και βασισμένοι σε αυτό έχουμε τη δυνατότητα να κατασκευάσουμε ένα δέντρο διακλάδωσης. Παρόλα αυτά, δεν είναι εύκολο το έργο μας. Για παράδειγμα, με τις κλίκες (ομαδοποιημένες μεταβλητές) στο Σχήμα 33 είναι αδύνατο να κατασκευαστεί ένα δέντρο με τις ιδιότητες ενός δέντρου διακλάδωσης.

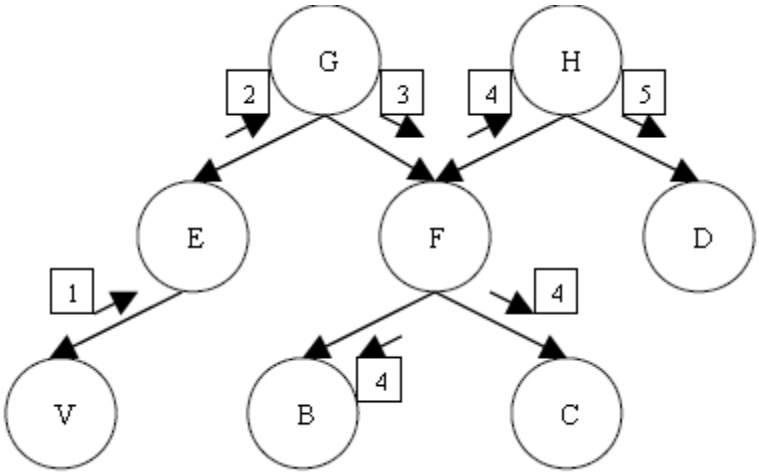
Θεώρημα: Έστω **T** ένα συνεχές δέντρο διακλάδωσης γύρω από το σύνολο μεταβλητών **U** και **tU** ένας πίνακας που αποτελείται από τα στοιχεία όλων των κόμβων, εκτός από τους πίνακες που αναφέρονται στους διαχωριστές του δικτύου. Έστω **V** είναι ένας κόμβος με πίνακα στοιχείων **tV**. Τότε:

$$tv = \sum_{U/V} tU \quad .$$

6.5 ΔΙΑΔΟΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΜΕΣΩ ΤΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ GENIE

Έστω ότι έχουμε ένα συνεχές δένδρο διακλάδωσης και ένας μεμονωμένος κόμβος **V** δέχεται κάποιο στοιχείο ως απόδειξη. Τότε τα μισά από τα μηνύματα μπορούν να αποφευχθούν: το **V** στέλνει μηνύματα σε όλους τους γειτονικούς του κόμβους, οι οποίοι στέλνουν μηνύματα σε όλους τους παρακείμενους κόμβους εκτός από εκείνον από τον οποίο περιήλθε το μήνυμα. Αυτός ο τύπος αλγορίθμου καλείται **κατανεμημένη απόδειξη (distribute evidence)**.

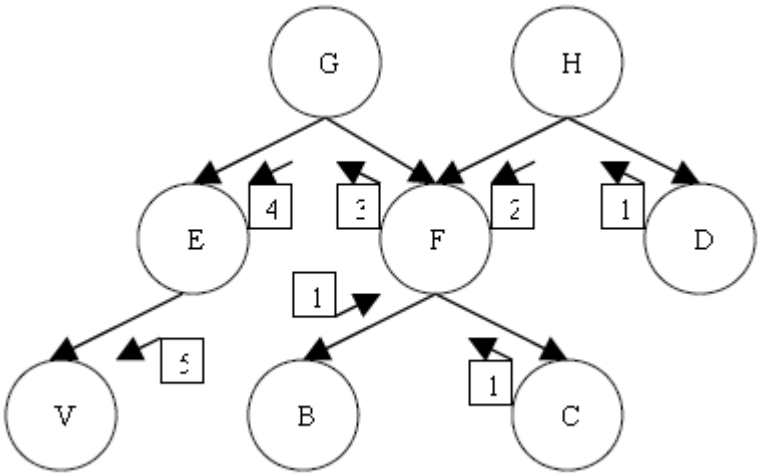
Φαίνεται παρακάτω το σχετικό σχήμα.



Σχήμα 37: Μετάδοση μηνυμάτων μέσω κατανεμημένης απόδειξης.

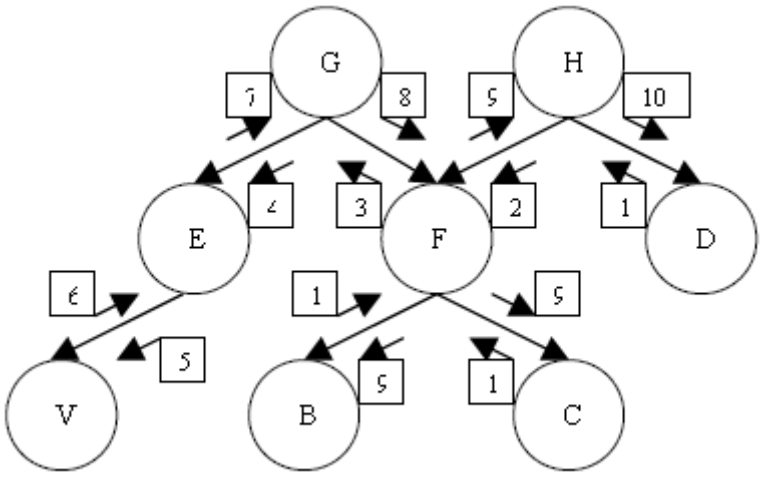
Τώρα, υποθέτουμε ότι ενδιαφερόμαστε για τη βεβαιότητα του κόμβου **V**. Τότε, μισό τμήμα από τη βεβαιότητα που υφίσταται στα μηνύματα που περνάνε μπορούν να αποφευχθούν: ο κόμβος **V** ζητάει από τους γειτονικούς κόμβους του δικτύου να του στείλουν ένα μήνυμα και αν δεν επιτρέπεται να το κάνουν αυτό, περνούν το αίτημα σε όλους τους γειτονικούς κόμβους εκτός από αυτόν από τον οποίο ήλθε το αίτημα.

Αυτόν τον τύπο αλγορίθμου τον ονομάζουμε **συγκεντρωμένη απόδειξη (collect evidence)**. Φαίνεται παρακάτω το σχετικό σχήμα.



Σχήμα 38: Μετάδοση μηνυμάτων μέσω συγκεντρωμένης απόδειξης.

Οι δύο παραπάνω τύποι αλγορίθμων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για μία πιο οργανωτική μέθοδο διάδοσης μηνυμάτων σε ένα δίκτυο. Δεν έχει σημασία η ποσότητα του εισαγόμενου στοιχείου που θεωρείται απόδειξη στο δίκτυο. Καλείται ο αλγόριθμος της συγκεντρωμένης απόδειξης από τον κόμβο **V** και έπειτα ο αλγόριθμος της κατανεμημένης απόδειξης του **V**. Το αποτέλεσμα είναι πως όλα τα μηνύματα έχουν διαδοθεί και διαδίδονταν όταν αυτό ήταν επιτρεπτό. Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται η ενημέρωση των μηνυμάτων σχετικά με τη λειτουργία των δύο τύπων αλγορίθμων που προαναφέρθηκαν. Υπενθυμίζουμε ότι οι αριθμοί που φαίνονται πάνω στα βέλη των συνδέσεων αναφέρονται στη σειρά με την οποία στέλνεται το εκάστοτε μήνυμα στους κόμβους που απαρτίζουν το υπό μελέτη δέντρο.

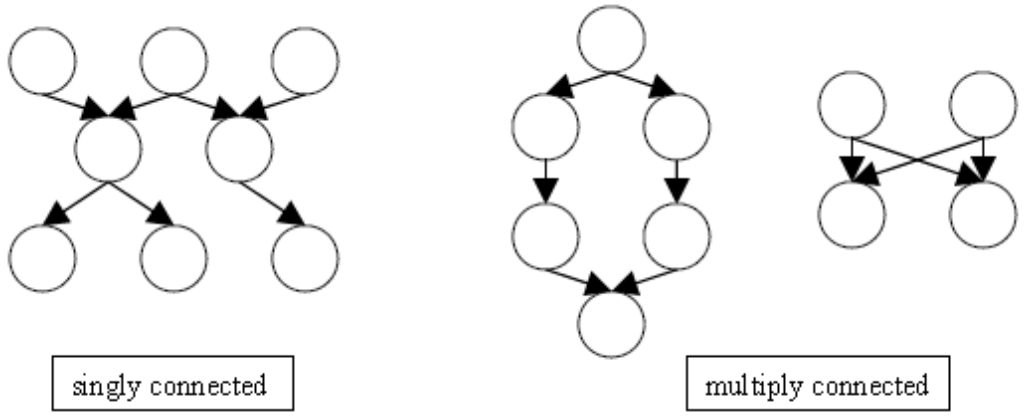


Σχήμα 39: Υπολογισμός και ενημέρωση πιθανοτήτων μέσω της λειτουργίας των προαναφερθέντων αλγορίθμων.

Το GENIE διαθέτει, λοιπόν, τη λειτουργία της διάδοσης πιθανοτήτων (propagation) κάνοντας χρήση των δέντρων διακλάδωσης και των λειτουργιών των παραπάνω αλγορίθμων. Όταν οι λειτουργίες των παραπάνω διαδικασιών του προγράμματος ολοκληρωθούν, τότε οι πίνακες με τις πιθανότητες που υπολογίστηκαν είναι κανονικοποιημένοι έτσι ώστε να έχουν άθροισμα τη μονάδα.

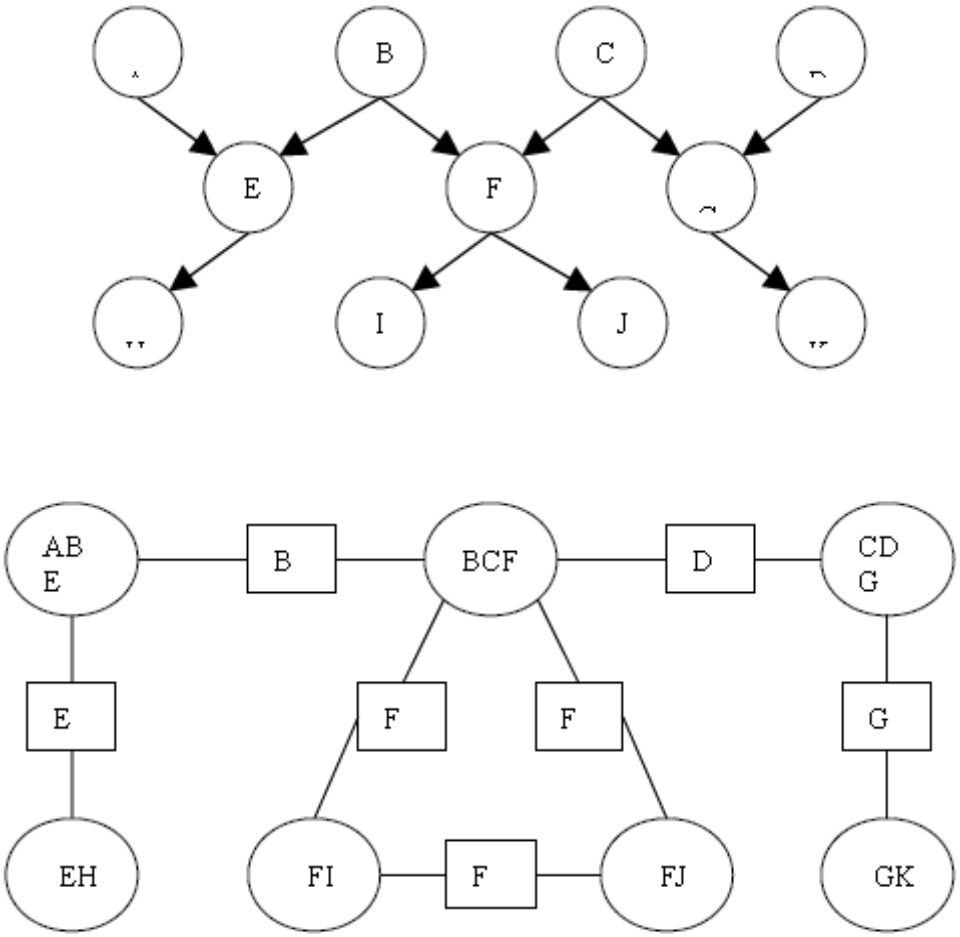
6.6 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΩΝ ΔΕΝΤΡΩΝ ΔΙΑΚΛΑΔΩΣΗΣ (JUNCTION TREES)

Το Σχήμα 40 δείχνει κάποια παραδείγματα από **singly και multiply connected** κατευθυνόμενα άκυκλα γραφήματα (DAGs).



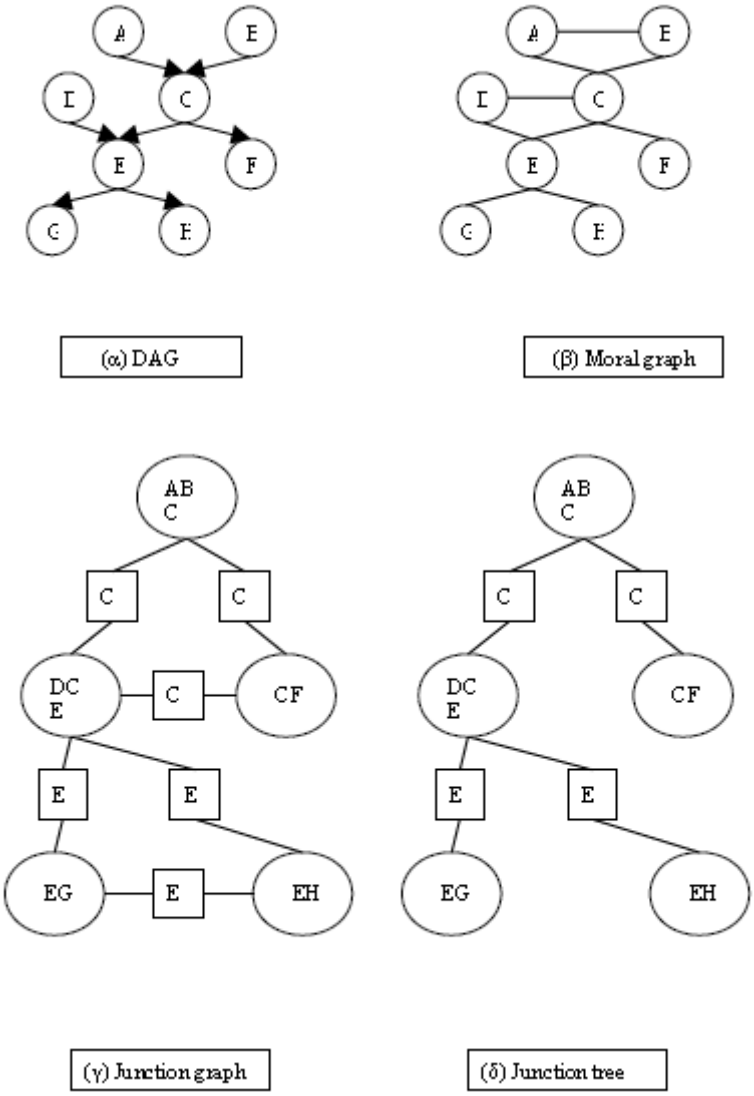
Σχήμα 40: Παραδείγματα DAGs.

Για DAGs που θεωρούνται **singly connected** είναι εύκολο να κατασκευάσουμε δέντρα διακλάδωσης. Για κάθε μεταβλητή **A** με γονείς **pa(A)** διαμορφώνεται μία κλίκα (cluster), η οποία αποτελείται όπως προαναφέρθηκε από το σύνολο των προαναφερθέντων μεταβλητών. Ανάμεσα από δύο κλίκες με μία οδό επικοινωνίας μεταξύ τους προσθέτουμε μία σύνδεση που περιέχει αυτήν την οδό επικοινωνίας (intersection), η οποία παίζει το ρόλο του διαχωριστή. Το γράφημα στο οποίο καταλήγουμε καλείται **γράφημα διακλάδωσης (junction graph)**. Όλοι οι διαχωριστές εμπεριέχουν μία μοναδική μεταβλητή και αν το γράφημα διακλάδωσης έχει κύκλους, τότε όλοι οι διαχωριστές στον κύκλο περιέχουν την ίδια μεταβλητή. Συνεπώς, κάθε σύνδεση από αυτές που αποτελούν το τμήμα εκείνο του γραφήματος που σχηματίζει κύκλο, μπορεί να παραλειφθεί ώστε να σπάσει ο δημιουργημένος κύκλος. Το γράφημα διακλάδωσης στο οποίο καταλήγουμε από τα παραπάνω φαίνεται μέσω ενός παραδείγματος στο παρακάτω σχήμα. Αν απομακρυνθεί κάποιος διαχωριστής ο οποίος είναι ο ίδιος με αυτούς που σχηματίζουν έναν κύκλο, καταλήγουμε στο αντίστοιχο δέντρο διακλάδωσης. Στο Σχήμα 41 που ακολουθεί ένας τέτοιος διαχωριστής είναι ο **F**.



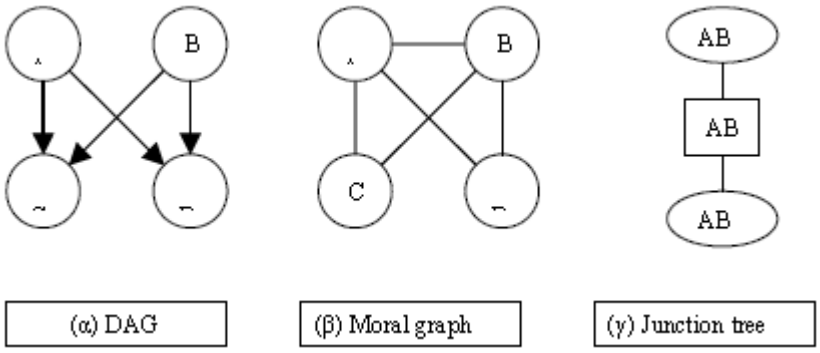
Σχήμα 41: Ένα απλά συνδεδεμένο DAG και το αντίστοιχο γράφημα διακλάδωσης.

Γνωρίζουμε από όλα τα παραπάνω ότι όταν κατασκευαστεί ένα δέντρο ομαδοποίησης (cluster tree), το οποίο είναι σχετικό με ένα DAG, τότε για όλες τις μεταβλητές **A** πρέπει να υπάρχει μία κλίκα **V** η οποία να περιέχει τη μεταβλητή **A** και τους γονείς της (*pa*(*A*) □{*A*}). Μπορούμε να διευκρινίσουμε τα παραπάνω με ένα γράφημα έχοντας τοποθετήσει ένα σύνδεσμο ανάμεσα σε κάθε ζεύγος μεταβλητών οι οποίες πρέπει να εμφανιστούν στην ίδια κλίκα. Αυτό σημαίνει ότι στο DAG που κατασκευάσαμε προσθέτουμε ένα σύνδεσμο ανάμεσα από κάθε ζεύγος μεταβλητών με μία κοινή μεταβλητή που θεωρείται παιδί και παραλείπουμε τις κατευθύνσεις τω συνδέσεων (τα τόξα, δηλαδή, των συνδέσμων που υποδεικνύουν την κατεύθυνση ανάμεσα σε δύο κόμβους). Το τελικό γράφημα καλείται **moral graph**. Από αυτού του είδους το γράφημα μπορούμε να διαβάσουμε τις κλίκες που σχηματίζονται. Στα παρακάτω σχήματα φαίνονται τα βήματα μέσω των οποίων καταλήγουμε στην κατασκευή ενός δέντρου διακλάδωσης (junction tree). Δηλαδή από ένα DAG (directed acyclic graph) παίρνουμε ένα moral graph, στη συνέχεια δημιουργούμε το γράφημα διακλάδωσης και τελικά καταλήγουμε στο δέντρο διακλάδωσης.



Σχήμα 42: Δομή ενός δέντρου διακλάδωσης για ένα απλά συνδεδεμένο DAG.

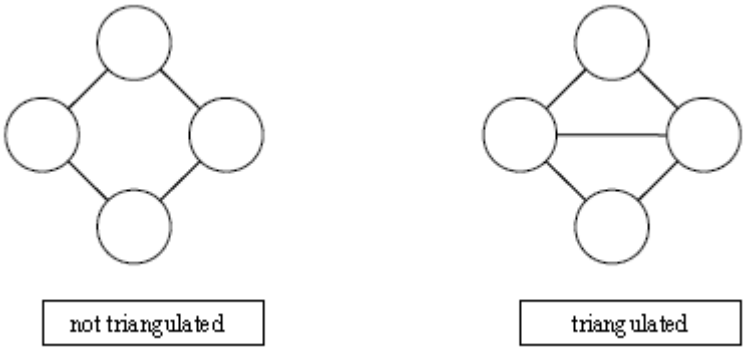
Το Σχήμα 43 μας δείχνει την κατασκευή ενός δέντρου διακλάδωσης που αναφέρεται σε ένα απλό multiply connected DAG. Φαίνεται με σαφήνεια πως ο διαχωριστής των μεταβλητών που απαρτίζουν το παρακάτω γράφημα είναι ο (AB). Η διαδικασία με την οποία παίρνουμε ένα δέντρο διακλάδωσης ξεκινώντας από ένα τέτοιο DAG είναι η ίδια με εκείνη που φαίνεται στα αμέσως προηγούμενα σχήματα.



Σχήμα 43: Δομή ενός δέντρου διακλάδωσης για ένα πολλαπλά συνδεδεμένο DAG.

6.7 ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΗ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ (STOCHASTIC SIMULATION)

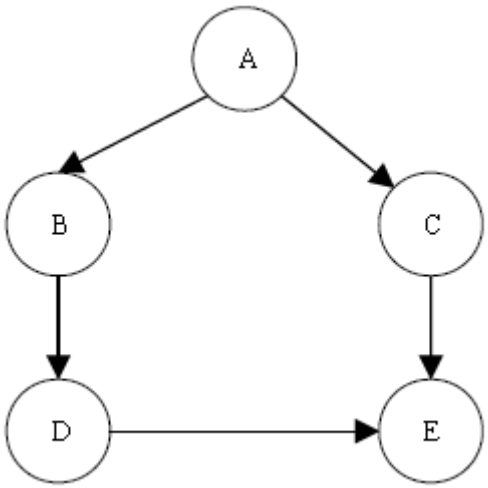
Η μέθοδος της διάδοσης των πιθανοτήτων απαιτεί πίνακες με στοιχεία των κλικών που απαρτίζουν ένα τριγωνοποιημένο γράφημα. Παρακάτω δείχνεται ένα σχήμα τριγωνοποιημένου γραφήματος κι ένα μη-τριγωνοποιημένου σχήματος, ώστε να γίνει κατανοητός ο παραπάνω όρος (triangulated graph).



Σχήμα 44: Τριγωνοποιημένο και μη-τριγωνοποιημένο γράφημα.

Αυτές οι κλίκες ίσως είναι πολύ μεγάλες και έτσι οι απαιτήσεις των διαστημάτων μεταξύ τους δε συμβαδίζει πολλές φορές με το διαθέσιμο μηχανικό εξοπλισμό ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή. Σε αυτήν την περίπτωση θα ήταν ικανοποιητική μία προσεγγιστική μέθοδος. Μία τέτοια μέθοδος είναι η **στοχαστική προσομοίωση (stochastic simulation)**. Η ιδέα στην οποία στηρίζεται αυτή η μέθοδος είναι η εξής: το αιτιολογικό δίκτυο χρησιμοποιείται για να γίνει προσομοίωση της ροής των επιδράσεων μεταξύ των εκάστοτε μεταβλητών. Όταν η επίδραση από ένα σύνολο μεταβλητών σε μία μεταβλητή **A** έχει υποστεί προσομοίωση, τότε μία τυχαία διαδικασία παραγωγής χρησιμοποιείται για να αποφασίσει την κατάσταση της μεταβλητής **A**.

Για να αποσαφηνίσουμε την παραπάνω μέθοδο θεωρούμε ένα Bayesian network το οποίο παρουσιάζεται στο Σχήμα 45. Επίσης, προσδιορίζουμε και τις δεσμευμένες πιθανότητες που εξάγονται από τις θεωρούμενες μεταβλητές.



Σχήμα 45: Ένα παράδειγμα δικτύου πίστης.

Για το παραπάνω δίκτυο θεωρούμε τον παρακάτω πίνακα στον οποίο ορίζουμε τις δεσμευμένες πιθανότητες του δικτύου και την πιθανότητα της μεταβλητής **A**. Η μεταβλητή **A** έχει καταστάσεις **(yes,no)**, δηλαδή **y** είναι η κατάσταση να πραγματοποιηθεί το γεγονός που εκφράζεται μέσω της μεταβλητής **A** και **n** η κατάσταση να μην πραγματοποιηθεί το γεγονός αυτό. Η πιθανότητα, λοιπόν, του **A** είναι: **P(A)=(0.4,0.6)**. Όλες οι παραπάνω μεταβλητές που αποτελούν το συγκεκριμένο δίκτυο πίστης έχουν καταστάσεις **y** και **n**.

Πίνακας 28: Οι δεσμευμένες πιθανότητες του παραπάνω δικτύου (P(A)=(0.4,0.6)).

B	**y**	**n**	C	**y**	**n**
y	0.3	0.8	**y**	0.7	0.4
n	0.7	0.2	**n**	0.3	0.6
	P(B/A)	P(B/A)		P(C/A)	P(C/A)
D	**y**	**n**	D	**y**	**n**
y	0.5	0.1	**y**	(0.9,0.1)	(0.999,0.001)
n	0.5	0.9	**n**	(0.999,0.001)	(0.999,0.001)
	P(D/B)	P(D/B)		P(E/C,D)	P(E/C,D)

Η ιδέα, τώρα, είναι να αναπαραστήσουμε μία τυχαία διάταξη των μεταβλητών (A, B,C,D,E) και να το επαναλάβουμε αυτό για έναν ικανοποιητικό αριθμό φόρων

Μία τυχαία διάταξη επιλέγεται από την επιτυχή δειγματοληψία των καταστάσεων των μεταβλητών του συγκεκριμένου δικτύου πίστης. Αρχικά, επιλέγεται η κατάσταση της μεταβλητής **A**. Μία τυχαία διαδικασία παραγωγής (με την ίδια κατανομή) ζητείται να δώσει έναν πραγματικό αριθμό μεταξύ του μηδενός και της μονάδας. Αν η τιμή αυτή είναι μικρότερη από 0.4 η κατάσταση είναι **y**, αλλιώς είναι **n**. Θεωρούμε ότι το αποτέλεσμα είναι **y**. Από τον παραπάνω πίνακα που αποτελείται από δεσμευμένες πιθανότητες έχουμε: **P(B/A)=P(B/y)=(0.3,0.7)**. Η τυχαία διαδικασία παραγωγής ζητείται ξανά να εφαρμοστεί και αν η τιμή είναι μικρότερη του 0.3, τότε η κατάσταση του **B** είναι **y**. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για να έχουμε όλες τις καταστάσεις των υπολοίπων μεταβλητών C, D, E. Έτσι καθορίζουμε τη διάταξη. Η επόμενη διάταξη των καταστάσεων των συγκεκριμένων μεταβλητών γίνεται με την ίδια διαδικασία, η οποία επαναλαμβάνεται για έναν αριθμό **m** διατάξεων. Η κατανομή των πιθανοτήτων υπολογίζεται από τις μετρήσεις του συνόλου του δείγματος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΟΥ ΒΑΣΙΖΟΝΤΑΙ ΣΤΑ ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ

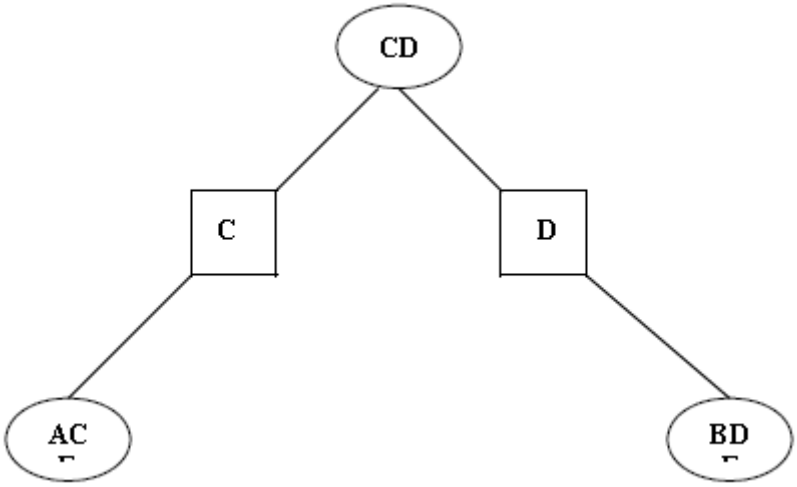
Ο κύριος λόγος για τον οποίο κατασκευάζουμε ένα δίκτυο πίστης είναι για την εκτίμηση της κατάστασης μιας συγκεκριμένης μεταβλητής δεδομένης κάποιας απόδειξης. Στα παραπάνω δώσαμε μία μέθοδο η οποία έκανε εύκολη την πρόσβαση στην P(A/e) για κάθε μεταβλητή A. Ωστόσο, αυτό μπορεί να μην είναι εφικτό. Μπορεί να είναι καίριας σημασίας η κατασκευή της τομής πιθανοτήτων για ένα σύνολο μεταβλητών. Στην παρακάτω παράγραφο περιγράφεται μία γενική μέθοδος για τον υπολογισμό της P(X/e) για κάθε σύνολο X μεταβλητών.

7.1 ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ ΤΟΜΗΣ

Ξεκινάμε με κάποια παραδείγματα.

Διάδοση συμβόλων μέσω χορδών. Επιστρέφουμε στο παράδειγμα της παραγράφου 5.2.3 και το μοντέλο στο Σχήμα 26. Υποθέτουμε ότι λαμβάνεται η αλληλουχία **baaca**.

(i) Ποια είναι η πιθανότητα η διαδιδόμενη λέξη να είναι **baaba**;



Σχήμα 46: **Ένα συνεπές δέντρο διακλαδώσεων (junction tree) από το οποίο θέλουμε να υπολογίσουμε την P(A,B).**

(ii) Υπολογίστε την πιθανότητα της τομής για όλες τις πιθανές διαδιδόμενες λέξεις.

Ιπποτροφείο. Επιστρέφουμε στο παράδειγμα της παραγράφου 5.2.1 και στην κατάσταση όπου ο John είναι άρρωστος.

(i) Υποθέτουμε ότι η Dorothy και ο Eric είναι έτοιμοι να ζευγαρώσουν. Ποια είναι η πιθανότητα να είναι και οι δύο της μορφής AA;

(ii) Οι υπεύθυνοι της φάρμας πρέπει να αποφασίσουν ένα νέο ζευγάρωμα μεταξύ των αλόγων Fred, Dorothy, Eric και Gwen. Ποιο ζευγάρι θα πρέπει να επιλέξουν ούτως ώστε να ελαχιστοποιηθεί το ρίσκο της γέννησης ενός παιδιού-φορέα;

Τα πρώτα ερωτήματα και των δύο παραδειγμάτων είναι σχετικά εύκολα να απαντηθούν αφού αποτελούν αιτήματα για την πιθανότητα μιας συγκεκριμένης διάταξης. Αυτού του είδους η ερώτηση απαντάται εισάγοντας τη διάταξη ως απόδειξη. Μέσω της διάδοσης, η αιτούμενη πιθανότητα επιτυγχάνεται ως εξής:

Σε αυτήν την παράγραφο θα παρουσιάσουμε μεθόδους για τον υπολογισμό πινάκων πιθανοτήτων για όλες τις διατάξεις ενός συνόλου μεταβλητών.

7.1.1 ΔΥΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ

Στο Σχήμα 47 παρουσιάζεται μία κατάσταση όπου θέλουμε να υπολογίσουμε την P(A,B). Για ευκολία θεωρούμε ότι το δέντρο διακλαδώσεων είναι συνεπές, δηλαδή:

$$P(C) = \sum_{A,E} P(A,C,E) = \sum_{D} P(C,D)$$

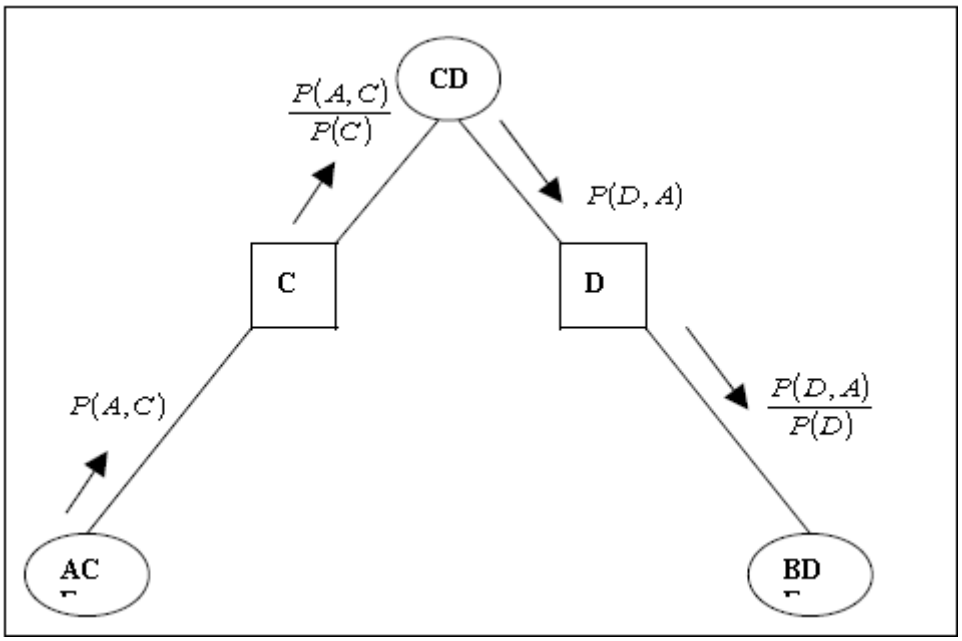
.

Και

$$P(D) = \sum_{C} P(C,D) = \sum_{B,F} P(B,D,F)$$

.

Ένας τρόπος υπολογισμού της P(A,B) τον ορίζουμε ως **καύση μεταβλητών**. Για κάθε κατάσταση α του A εισάγουμε το α ως finding στο (A,C,E) και καλούμε Συγκέντρωση_Αποδείξεων στο (B,D,F). Με αυτόν τον τρόπο η P(B,D,F,a) επιτυγχάνεται για όλες τις καταστάσεις α του A και συνεπώς η P(B,D,F,A) όπως και η P(A,B) είναι διαθέσιμες.



Σχήμα 47: **Διάδοση της μεταβλητής Α.**

Το αποτέλεσμα είναι ο πίνακας P(A,B,D,F).

Υπάρχει ακόμα μία μέθοδος καλούμενη ως *διάδοση των μεταβλητών.* Αρχικά υπολογίζεται η P(C,D,A):

$$P(C,D,A) = P(D/A,C)P(A,C) = P(D/C)P(A.C) = P(C,D)\frac{P(A,C)}{P(C)}.$$

Στη συνέχεια υπολογίζεται η P(A,B,D,F):

$$P(A,B,D,F) = P(B,F/D,A)P(D,A) = P(B,F/D)P(D,A) = P(B,D,F)\frac{P(D,A)}{P(D)}.$$

Τους παραπάνω υπολογισμούς μπορούμε να τους εκλάβουμε ως μια διάδοση (propagation) όπως επεξηγείται στο Σχήμα 42. Το μήνυμα P(A,C) περνάει από το (A,C,F), ο πίνακας του (C,D) αναβαθμίζεται μέσω του λόγου $\frac{P(A,C)}{P(C)}$, και τελικά η P(D,A) περνάει από το (C,D) έτσι ώστε ο πίνακας του (B,D,F) αναβαθμίζεται μέσω του λόγου $\frac{P(D,A)}{P(D)}$.

7.2 ΕΝΑ ΑΥΘΑΙΡΕΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

Για την επεξήγηση της τεχνικής, θεωρούμε το δέντρο διακλαδώσεων του Σχήματος 43, όπου σκοπός είναι ο υπολογισμός της P(A,B,C,D,E). Για λόγους ευκολίας θεωρούμε ότι το δέντρο διακλαδώσεων είναι συνεπές (Jensen, 1996).

Όταν εφαρμόζουμε την τεχνική καύσης μεταβλητών, οποιοσδήποτε κόμβος μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως συγκεντρωτικός κόμβος. Συνήθως ο καλύτερος κόμβος είναι αυτός που περιέχει τον περισσότερο χώρο από το σύνολο των μεταβλητών. Σε αυτήν την περίπτωση ο κόμβος (D,E,H) αποτελεί την καλύτερη επιλογή. Τώρα, κάθε διάταξη (a,b,c) των καταστάσεων των A,B και C εισάγεται ως απόδειξη στα (A,J,K), (B,F) και (C,G) αντίστοιχα και η Συγκέντρωση_Αποδείξεων καλείται στο (D,E,H). Το αποτέλεσμα κάθε διάδοσης είναι η P(D,E,H,a,b,c). Περιθωριοποιώντας παίρνουμε την P(D,E,a,b,c) και μετά από 27 συγκεντρώσεις έχουμε αποκτήσει την P(A,B,C,D,E).

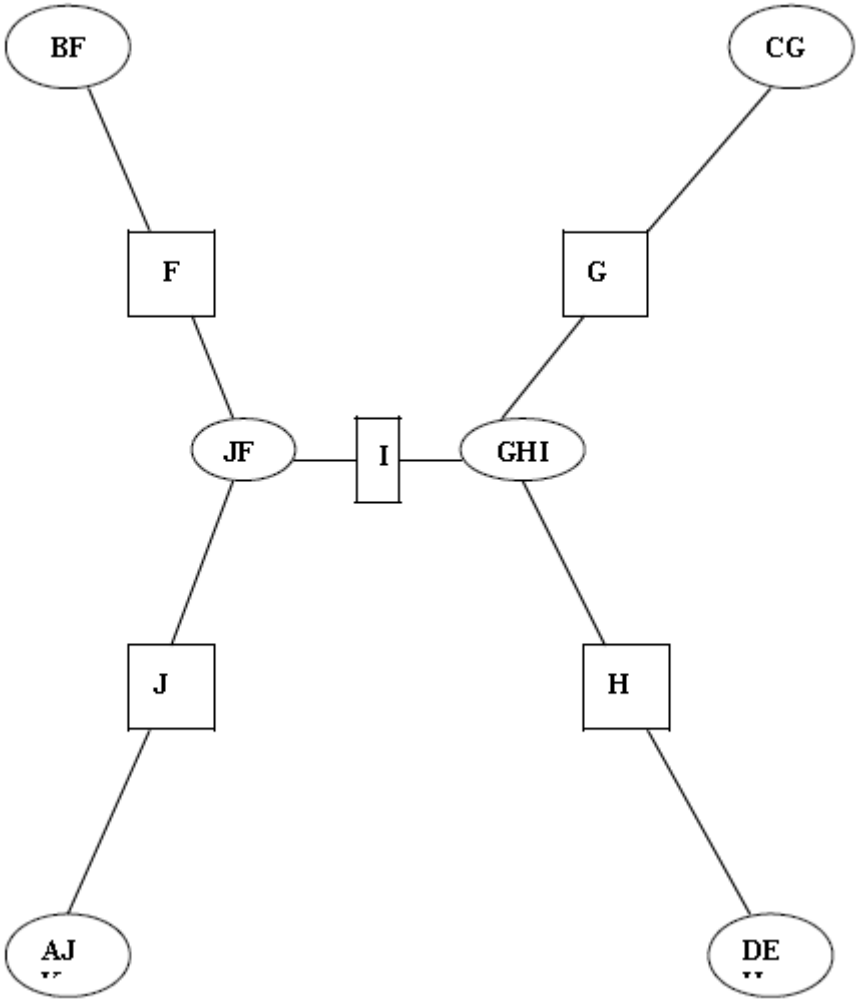
Ας σημειωθεί ότι υπάρχει ένας σχετικός πλεονασμός σε αυτή τη μέθοδο. Θεωρούμε ότι a είναι μία κατάσταση του A. Για όλες τις διατάξεις του (B,C) οι ίδιες λειτουργίες εκτελούνται κατά τη διάδοση της P(E,a) στο (J,F,I). Αυτός ο πλεονασμός μπορεί να αποφευχθεί συντάσσοντας το σύνολο των διαδόσεων προσεκτικά: διαδίδουμε την P(E,a) στο (J,F,I), κάτι το οποίο κρατάμε ενώ οι διάφορες καταστάσεις του B διαδίδονται κλπ.

Ένας άλλος τρόπος για να αποφύγουμε τον πλεονασμό είναι η εκτέλεση της διάδοσης των μεταβλητών. Οι υπολογισμοί που εκτελούνται όταν γίνεται η διάδοση των μεταβλητών είναι:

- Η P(A,E) διαδίδεται στο (J,F,I) πολλαπλασιάζοντας την P(J,F,I) με το λόγο $\frac{P(A,E)}{P(E)}$. Το αποτέλεσμα είναι η P(J,F,I,A).
- Η P(B,F) διαδίδεται στο (J,F,I) πολλαπλασιάζοντας την P(J,F,I,A) με το λόγο $\frac{P(B,F)}{P(F)}$. Το αποτέλεσμα είναι η P(J,F,I,A,B).
- Ο πίνακας του (G,H,I) αναβαθμίζεται πολλαπλασιάζοντας την P(G,H,I) με τους λόγους $\frac{P(A,B,I)}{P(I)}$ και $\frac{P(C,G)}{P(G)}$. Το αποτέλεσμα είναι η P(G,H,I,A,B,C).

- Ο πίνακας της P(D,E,H) αναβαθμίζεται πολλαπλασιάζοντας με το λόγο $\frac{P(A,B,C,H)}{P(H)}$. Το αποτέλεσμα είναι η P(D,E,H,A,B,C).

Η απόδειξη της ορθότητας δίνεται στην επόμενη παράγραφο.



Σχήμα 48: **Ένα δέντρο διακλαδώσεων από το οποίο θα υπολογίσουμε την P(A,B,C,D,E). Κάθε μεταβλητή έχει τρεις καταστάσεις.**

7.2.1 ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ ΤΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ

Η καρδιά της διάδοσης μεταβλητών βρίσκεται στην ακόλουθη λειτουργία βαθμονόμησης.

Y-βαθμονόμηση: Υποθέτουμε ότι τα V και W είναι γείτονες με τον διαχωριστή S. Επίσης, υποθέτουμε ότι ο tw είναι ο πίνακας του συνόλου μεταβλητών Z, και το Y ένα υποσύνολο του Z. Το V λέμε ότι Y-βαθμονομεί το W μέσω των ακόλουθων υπολογισμών.

$$ts^* = \sum_{Z/(S \cup Y)} tw \qquad\qquad tv^* = tv\frac{ts^*}{ts}.$$

Ας σημειωθεί ότι ο t*S είναι ένας πίνακας για το $S \cup Y$ και ο t*V καθίσταται ένας πίνακας για το $V \cup Y$.

Παρατηρούμε επίσης, ότι ο πίνακας V διαιρούμενος από τον πίνακα S δεν αλλάζει μέσω της Y-βαθμονόμησης.

Η διάδοση των μεταβλητών αποτελείται από μια σειρά Y-βαθμονομήσεων από τα φύλλα ενός δέντρου διακλαδώσεων μέχρι τη ρίζα του. Στο Σχήμα 43, για παράδειγμα, ο κόμβος (D,E,H) είναι η ρίζα. Η ακόλουθη πρόταση εξασφαλίζει την ορθότητα της διάδοσης μεταβλητών.

Πρόταση : Έστω ότι τα V και W είναι γείτονες με τον διαχωριστή S. Επίσης, το Y είναι ένα σύνολο μεταβλητών τέτοιο ώστε $Y \cap V = \varnothing$. Υποθέτουμε ότι tV=P(V), tW=P(Z) (όπου $Y \subseteq Z$) και tS=P(S). Έστω ότι το V, Y-βαθμονομεί το W. Τότε $t*_V = P(V \cup Y)$.

Συγκεντρωμένη_Απόδειξη (V,X): Έστω V ένας κόμβος σε ένα δέντρο διακλαδώσεων που αναπαριστά την P(U) και X ένα σύνολο μεταβλητών. Η Συγκεντρωμένη_Απόδειξη (V,X) λειτουργεί κατά τον ακόλουθο τρόπο.

Εάν η Συγκεντρωμένη_Απόδειξη (V,X) καλείται από έναν γείτονα V*, η Συγκεντρωμένη_Απόδειξη (W,X\V) καλείται σε όλους τους γείτονες W (εκτός από το V*). Όταν η Συγκεντρωμένη_Απόδειξη (W,X\V) έχει τερματιστεί με έναν πίνακα στο Z, τότε το V, Y-βαθμονομεί το W, όπου $Y = X \cap Z$.

Η λειτουργία Συγκεντρωμένη_Απόδειξη (V,X) χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του πίνακα πιθανοτήτων τομής για το X: το V μπορεί να είναι οποιοσδήποτε κόμβος στο δέντρο διακλαδώσεων και το αποτέλεσμα της Συγκεντρωμένης_Απόδειξης (V,X) είναι ότι το V διέπεται από την $P(V \cup X)$.

Στο παράδειγμα στο Σχήμα 44 η σειρά κλήσεων της Συγκεντρωμένης_Απόδειξης είναι:

Συγκεντρωμένη_Απόδειξη ((D,E,H),(A,B,C,D,E)) Συγκεντρωμένη_Απόδειξη ((G,H,I),(A,B,C))

Συγκεντρωμένη_Απόδειξη ((C,G),(A,B,C)) Συγκεντρωμένη_Απόδειξη ((J,F,I),(A,B,C))

Συγκεντρωμένη_Απόδειξη ((B,F),(A,B,C)) Συγκεντρωμένη_Απόδειξη ((A,J,K),(A,B,C)) Το (J,F,I) (A)-βαθμονομεί το (A,J,K)

Το (J,F,I) (B)-βαθμονομεί το (B,F)

Το (G,H,I) (A,B)-βαθμονομεί το (J,F,I) Το (G,H,I) (C)-βαθμονομεί το (C,G)

Το (D,E,H) (A,B,C)-βαθμονομεί το (G,H,I).

Πίνακας 29: Από την πρόταση είναι εύκολο να δούμε ότι $t_{D,E,H}$=P(A,B,C,D,H)

	a_1	a_2
b_1	0.3	0.2
b_2	0.1	0.4
	$P(A,B)$	

	b_1	b_2
c_1	0.1	0.35
c_2	0.4	0.15
	$P(B,C)$	

7.3 ΔΙΑΤΑΞΗ ΤΗΣ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ

Στο παράδειγμα της παραγράφου 3.2.3 αναφορικά με τη διάδοση συμβόλων μέσω χορδών, ο άμεσος σκοπός μας είναι να βρούμε ποια χορδή συμβόλου είναι πιο πιθανό να έχει χρησιμοποιηθεί κατά τη διάδοση. Χρησιμοποιώντας τη διάδοση των μεταβλητών, οι πιθανότητες τομής για όλες τις δυνατές χορδές μπορούν να υπολογιστούν και συνεπώς η πιο πιθανή χορδή μπορεί να βρεθεί. Υπάρχει, ωστόσο, μία πιο αποτελεσματική μέθοδος.

Παράδειγμα: Θεωρούμε ένα μικρό σύστημα αποτελούμενο από τις μεταβλητές A, B, C με την πιθανότητα τομής τους να προσδιορίζεται από το ακόλουθο σύνολο πιθανοτήτων του Πίνακα 27 και υποθέτουμε ότι θέλουμε να βρούμε ποια διάταξη του (A,B,C) έχει μέγιστη πιθανότητα.

Έχουμε ότι η (A,B) διάταξη της μέγιστης πιθανότητας είναι (a2,b2) και ότι η (B,C) διάταξη της μέγιστης πιθανότητας είναι (c2,b1). Αυτές δεν μπορούν να συνδυαστούν σε μια διάταξη και φαίνεται ότι πρέπει να υπολογίσουμε την P(A,B,C) και να ορίσουμε το μέγιστο αυτού του πίνακα. Έχουμε τον υπολογισμό:

$$\max_{A,B,C} P(A,B,C) = \max_{A,B,C} \frac{P(A,B)P(B,C)}{P(B)} = \max_{A,B}(\max_{C} \frac{P(A,B)P(B,C)}{P(B)}) = \max_{A,B} \frac{P(A,B)}{P(B)} \max_{C} P(B,C) =$$

$$= \max_{A,B} P(A,B) \frac{\max_{C} P(B,C)}{P(B)} = \max_{A,B}(P(A,B)(0.8,0.7)) = \max_{A,B}(0.24,0.16,0.07,0.28) = 0.28$$

Έτσι, η πιο πιθανή διάταξη έχει την πιθανότητα 0.28 και έχει τις καταστάσεις (a2,b2) στις δύο πρώτες θέσεις. Τώρα είναι εύκολο να ελέγξουμε στον πίνακα της P(b2,C) ότι το C βρίσκεται στην κατάσταση c1.

Σημειώνεται ότι στον παραπάνω υπολογισμό ο πίνακας της τομής P(A,B,C) δεν υπολογίστηκε ποτέ.

Τώρα θα γίνει αναπαράσταση των υπολογισμών σαν μια μέθοδο διάδοσης για την εύρεση της πιθανότερης διάταξης. Προτού το εφαρμόσουμε, θα ορίσουμε επακριβώς την έννοια της διάταξης.

Ορισμός: Έστω V ένα σύνολο μεταβλητών. Μια διάταξη u* του V είναι ένα σύνολο καταστάσεων {α,…,b} το οποίο περιέχει ακριβώς μία κατάσταση από κάθε μεταβλητή του V.

Έστω W ένα υποσύνολο του V και w* μία διάταξη του W. Τότε το *V · w** είναι το σύνολο των διατάξεων του V περιλαμβανομένης και της w*:

V · *w** = {u*\u* μια διάταξη του V, *w** $\subseteq$ *u* *}

Η μέθοδος της διάδοσης βασίζεται στις παρακάτω λειτουργίες βαθμονόμησης.

Βαθμονόμηση μεγίστου: Έστω V και W γείτονες με τον διαχωριστή S και με τους πίνακες tV, tW και tS αντίστοιχα. Το V λέμε ότι βαθμονομεί μέγιστα το W μέσω των παρακάτω υπολογισμών:

$$ts^* = \max_{W/S} tw \qquad tv^* = tv \frac{ts^*}{ts}.$$

Έτσι, η μόνη διαφορά μεταξύ της κανονικής βαθμονόμησης και της βαθμονόμησης μεγίστου είναι ότι το □ έχει αλλάξει σε max.

Ας σημειωθεί ότι οι υπολογισμοί του παραδείγματος περιλαμβάνουν μια βαθμονόμηση μεγίστου. Επίσης, το προϊόν των δύο πινάκων που περιέχουν τα στοιχεία των κλικών διαιρεμένα με τον πίνακα του διαχωριστή είναι ανεπηρέαστο από τη βαθμονόμηση μεγίστου.

Μέγιστη συνέπεια: Δύο γείτονες V και W με έναν διαχωριστή S σε ένα δέντρο διακλαδώσεων είναι σε μέγιστο βαθμό συνεχή εάν:

$$\max_{V/S} tv = ts = \max_{W/S} tw$$
.

Σημείωση: Εάν πρώτα το V βαθμονομεί μέγιστα το W, και κατόπιν το W βαθμονομεί μέγιστα το V, τότε είναι μέγιστα συνεπή.

Μέγιστα οριακά: Έστω V ένα σύνολο μεταβλητών και $W \subseteq V$. Το tW είναι το μέγιστο όριο του tV εάν

$$tw = \max_{V/W} tv$$
.

Δηλαδή,

$$tw(w^*) = \max_{y^* \in V \cdot w^*} tv(y^*)$$
.

Διάδοση μεγίστου: Η διάδοση μεγίστου είναι παρόμοια με τη διάδοση στο Genie με τη διαφορά ότι χρησιμοποιείται η βαθμονόμηση μεγίστου αντί για την κανονική βαθμονόμηση. Έτσι, η διάδοση μεγίστου αποτελείται από μια Συγκέντρωση_Μεγίστου ακολουθούμενη από μια Κατανομή_Μεγίστου από την ίδια κλίκα.

Το αποτέλεσμα της διάδοσης μεγίστου είναι ότι οι πίνακες διαθέτουν τα κατάλληλα μέγιστα όρια του πλήρους πίνακα.

7.4 ΑΝΤΙΦΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Ένα Bayesian network αναπαριστά έναν κλειστό κόσμο με ένα πεπερασμένο σύνολο μεταβλητών και αιτιολογικών σχέσεων. Οι αιτιολογικές σχέσεις δεν είναι καθολικές, αλλά αντανακλούν σχέσεις κάτω από συγκεκριμένους περιορισμούς. Ας πάρουμε για

παράδειγμα, ένα διαγνωστικό σύστημα το οποίο βασίζεται στις συσκευές ανάλυσης αίματος για τη διάγνωση εγκυμοσύνης. Μόνο ασθένειες και συναφείς σχέσεις για τις εγκυμονούσες γυναίκες αναπαρίστανται στο μοντέλο. Έτσι, εάν το αίμα προέρχεται από κάποιον άνδρα, η περίπτωση δεν καλύπτεται από το μοντέλο. Μπορεί σε κάποιες περιπτώσεις τα ευρήματα (findings) από δείγμα αίματος αρσενικού να είναι αδύνατα δεδομένου του μοντέλου. Εάν αυτό συμβεί, η ασυνέπεια είναι εύκολο να ανιχνευθεί: η πιθανότητα της απόδειξης είναι μηδέν.

Ωστόσο, συχνότερα ένα σύνολο από ευρήματα είναι δυνατά σε ένα δεδομένο μοντέλο και το σύστημα δεν θα εναντιωθεί σε αυτά. Θα αποφέρει κατανομές πιθανοτήτων προκύπτουσες εκ των υστέρων οι οποίες μπορεί να φαίνονται σχετικά ακίνδυνες. Το ίδιο, επίσης, συμβαίνει εάν τα αποτελέσματα της δοκιμής είναι ελαττωματικά. Σε μια κατάσταση διάγνωσης, ένα μόνο ελαττωματικό αποτέλεσμα δοκιμής μπορεί να φέρει την έρευνα σε μια εντελώς λανθασμένη κατεύθυνση.

7.5 ΣΕΙΣΜΟΜΕΤΡΟ

Ο Watson πραγματοποιεί συχνά τηλεφωνήματα στον Holmes αναφορικά με το σύστημα συναγερμού που λειτουργεί σε περίπτωση διάρρηξης, ωστόσο, έως τώρα ο σκοπός της ενεργοποίησης του συναγερμού ήταν μικροί σεισμοί. Κάθε φορά, ο Holmes σπεύδει σπίτι του, για να διαπιστώσει ότι όλα είναι σε τάξη. Έτσι, τώρα ο Holmes εγκαθιστά ένα σεισμόμετρο στο σπίτι του με μια άμεση γραμμή στο γραφείο του. Το σεισμόμετρο έχει τρεις καταστάσεις:

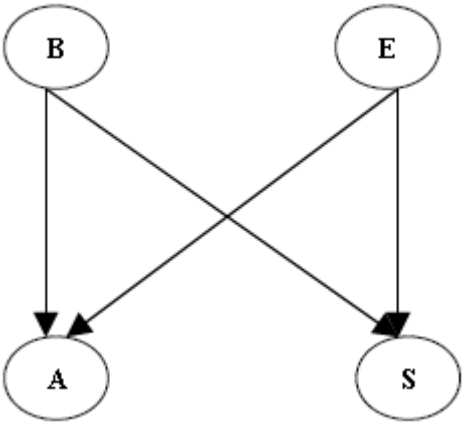
0 για μηδενικές δονήσεις, 1 για μικρές δονήσεις (προκαλούμενες από μικρούς σεισμούς ή διερχόμενα φορτηγά),

2 για μεγαλύτερες δονήσεις (προκαλούμενες από μεγάλους σεισμούς ή άτομα που περπατούν γύρω απ' το σπίτι του).

Το δίκτυο για αυτό το σύστημα συναγερμού φαίνεται στο Σχήμα 49 και οι πίνακες δίνονται στον πίνακα 30.

Ένα απόγευμα ο Watson καλεί ξανά και ανακοινώνει ότι το σύστημα συναγερμού του Holmes έχει αρχίσει να χτυπάει. Ο Holmes ελέγχει το σεισμόμετρο και βλέπει ότι αυτό βρίσκεται στην κατάσταση 0. Από τη γνώση που έχουμε με βάση το μοντέλο του δικτύου θα μπορούσαμε να πούμε ότι τα **ευρήματα (findings)** έρχονται σε αντίθεση. Ωστόσο, μια διάδοση αποδείξεων δεν το φανερώνει αυτό. Η τελική πιθανότητα για τη διάρρηξη είναι ίση με 0.48. Το πρόβλημα για τον Holmes είναι κατά πόσον ο Watson κάνει κάποια φάρσα, κατά πόσον το σεισμόμετρο είναι ελαττωματικό ή κατά πόσον το πρόβλημα είναι ότι έχουμε να κάνουμε με μια εξαιρετικά σπάνια περίπτωση.

Χρησιμοποιώντας μόνο το μοντέλο, δεν μπορούμε να αντιληφθούμε τη διαφορά μεταξύ μιας περίπτωσης που δεν καλύπτεται απ' το μοντέλο και μιας με ελαττωματικά δεδομένα. Έτσι, αυτό που μπορούμε να κάνουμε είναι να εφοδιάσουμε τον Holmes με μια ποσότητα που θα δείχνει πιθανές αντιφάσεις μεταξύ δεδομένων και μοντέλου.



Σχήμα 49: **Ο συναγερμός του κυρίου Holmes με το σεισμόμετρο (A για τον συναγερμό, B για τη διάρρηξη, E για τον σεισμό και S για το σεισμόμετρο).**

Πίνακας 30: Δεσμευμένες πιθανότητες για το δίκτυο του σεισμόμετρου. Πρωταρχικές πιθανότητες για το B: 90.5,0.5) και για το E: (0.1,0.9)

	E=y	*E=n*
B=y	(0,0.03,0.97)	(0.01,0.02,0.97)
B=n	(0.01,0.97,0.02)	(0.97,0.02,0.01)
	P(S/E,B)	

	E=y	*E=n*
B=y	(1,0)	(0.99,0.01)
B=n	(0.99,0.01)	(0.01,0.99)
	P(A/E,B)	

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΣΥΓΚΡΟΥΣΗΣ (COLLISION MODEL) ΕΠΙΒΑΤΗΓΩΝ ΠΛΟΙΩΝ

8.1 ΔΙΑΤΥΠΩΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ-ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ

Γενικά υπάρχουν δύο τρόποι ποσοτικοποίησης του ρίσκου. Ο ένας είναι μέσω στατιστικών και ο άλλος μέσω μοντέλων. Το μειονέκτημα χρησιμοποίησης στατιστικών είναι ότι τα στατιστικά αναπαριστούν μόνο το παρελθόν και δεν λαμβάνουν υπόψη πρόσφατες εξελίξεις ή νέες απαιτήσεις. Η μοντελοποίηση του ρίσκου αποτελεί μια προνοητική προσέγγιση, όπου τα ρίσκα εκτιμώνται προτού συμβεί το ατύχημα. Αυτό έρχεται σε αντίθεση με το παρελθόν της ναυτιλιακής ιστορίας όπου η υιοθέτηση κανονισμών πραγματοποιούνταν μετά από καταστροφικά ατυχήματα. Ιστορικά, λίγα ατυχήματα έχουν συμβεί με μεγάλα επιβατηγά σκάφη. Τα στατιστικά στοιχεία έχουν χρησιμοποιηθεί για μια χοντρική βαθμονόμηση των αποτελεσμάτων από τη μοντελοποίηση, ωστόσο δεν θεωρείται η σωστή προσέγγιση του θέματος. Η μηδενική πιθανότητα δεν σημαίνει απαραίτητα ότι το συγκεκριμένο γεγονός δεν πρόκειται να συμβεί. Συνεπώς το αποτέλεσμα από τη μοντελοποίηση αποτελεί την καλύτερη προσέγγιση ως προς το πραγματικό επίπεδο ρίσκου για προσάραξη και σύγκρουση των μεγάλων επιβατηγών πλοίων.

Τα μοντέρνα σκάφη είναι λιγότερο πιθανό να προσαράξουν ή να συγκρουστούν εξαιτίας τεχνικής βλάβης σε σχέση με τα παλαιότερα συμβατικά σκάφη. Το γεγονός αυτό μας αναγκάζει να επικεντρωθούμε γενικά περισσότερο στους ανθρώπινους και οργανωτικούς παράγοντες και συγκεκριμένα στην επάρκεια προσόντων, τις επιδόσεις και την προσοχή των πλοηγών. Η σημασία του ανθρώπινου στοιχείου μπορεί να απεικονιστεί ικανοποιητικά σε ένα μοντέλο, ωστόσο είναι αρκετά δύσκολο να αποκαλυφθεί μέσα από στατιστικά στοιχεία.

Το πολυτιμότερο αποτέλεσμα που εξάγεται από ένα μοντέλο δεν είναι το συνολικό επίπεδο ρίσκου που προβλέπεται αλλά η ίδια η δομή και όλοι οι εμπλεκόμενοι παράγοντες, κάτι το οποίο συνεισφέρει στην κατανόηση των μηχανισμών αποτυχίας και αποφέρει ένα ποσοτικοποιημένο αποτέλεσμα όποτε μία από τις εισαγόμενες παραμέτρους μεταβάλλεται. Η θεωρία αξιοπιστίας του Bayes και τα δίκτυα πίστης εκτιμήθηκαν ως ιδανικά γι' αυτόν το σκοπό.

Οι μηχανισμοί αποτυχίας για προσάραξη και σύγκρουση είναι παρόμοιοι και τα μοντέλα ατυχημάτων έχουν κοινό το μεγαλύτερο μέρος της δομής τους καθώς και πολλούς κοινούς κόμβους. Επιπροσθέτως, τα μοντέλα είναι κατασκευασμένα με τέτοιο τρόπο ώστε να αναπαριστούν μόνο τα μεγάλα επιβατηγά σκάφη (δηλαδή μόνο αυτά που μπορούν να μεταφέρουν πάνω από 2000 επιβάτες). Τα μοντέλα της

σύγκρουσης και της προσάραξης βασίζονται σε προηγούμενες εργασίες που έχουν πραγματοποιηθεί από τον DNV.

Για τη μοντελοποίηση του ρίσκου στην περίπτωση της σύγκρουσης και της προσάραξης χρησιμοποιείται η μεθοδολογία των δικτύων πίστης. Η συγκεκριμένη μέθοδος θεωρείται ως η καλύτερη για την αποκάλυψη των εξαρτήσεων μεταξύ των εμπλεκόμενων παραγόντων και της σημασίας του ανθρώπινου παράγοντα. Γι' αυτόν το λόγο το μοντέλο είναι εξαιρετικό για την εκτίμηση του αντίκτυπου που μπορούν να έχουν μέτρα μείωσης του ρίσκου, συμπεριλαμβανομένης της εκτίμησης του αντίκτυπου πιθανών νέων κανονισμών.

Για την εκτίμηση των αρχικών πιθανοτήτων και την πλήρη κατασκευή των δικτύων από τον DNV, χρησιμοποιήθηκε η γνώμη διαφόρων ειδικών καθώς και βάσεις δεδομένων με στατιστικά στοιχεία. Με αυτόν τον τρόπο κατασκευάζεται μια σταθερή βάση πάνω στην οποία στηρίζονται οι εξαρτήσεις και οι απεικονίσεις που εισάγονται στο δίκτυο. Τα στατιστικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν όπου αυτά ήταν διαθέσιμα. Στατιστικά δεδομένα από άλλους τύπους πλοίων χρησιμοποιήθηκαν όπου αυτά ήταν δυνατό να προσαρμοσθούν στον τομέα των επιβατηγών πλοίων χωρίς μεγάλη δυσκολία. Στην περίπτωση που στατιστικά στοιχεία δεν ήταν διαθέσιμα, λήφθηκε υπόψη η γνώμη ειδικών.

Η προσπάθεια της συγκεκριμένης εργασίας είναι η ανάπτυξη δύο δικτύων (προσάραξης και σύγκρουσης) βασισμένα στα ήδη υπάρχοντα του DNV προσαρμοσμένων στην ελληνική πραγματικότητα. Συγκεκριμένα, τα δίκτυα τροποποιήθηκαν κατάλληλα ώστε να συσχετίζουν μαζί με όλους τους ήδη υπάρχοντες παράγοντες, τις σοβαρές μηχανικές βλάβες που μπορούν να οδηγήσουν σε προσάραξη ή σύγκρουση καθώς και να παραλείπουν τους κόμβους που δεν μας ενδιαφέρουν στη συγκεκριμένη μελέτη και αφορούν τις συνέπειες του εκάστοτε γεγονότος (προσάραξη/σύγκρουση). Επίσης, στην περίπτωση της προσάραξης λήφθηκε υπόψη και η περιοχή πλεύσης του σκάφους ως προς το βάθος του νερού κάτι το οποίο δεν απεικονιζόταν στα προηγούμενα δίκτυα του DNV. Οι μετατροπές αυτές του δικτύου σε συνδυασμό με τη βάση δεδομένων ναυτικών ατυχημάτων για ελληνικά επιβατηγά σκάφη που λήφθηκε από το υπουργείο εμπορικής ναυτιλίας, έκαναν δυνατή τη δημιουργία ενός διαγνωστικού μοντέλου για την πρόβλεψη ναυτικών ατυχημάτων για τα ελληνικά επιβατηγά πλοία. Συγκεκριμένα, από τη βάση δεδομένων παρατηρήθηκε ποιοι παράγοντες εμφανίζονται συνηθέστερα ως αιτία που οδηγεί σε προσάραξη ή σύγκρουση και κάποιοι από αυτούς χρησιμοποιήθηκαν ως εισερχόμενα στοιχεία (evidence) στο δίκτυο για τον υπολογισμό της τελικής πιθανότητας ατυχήματος (posterior probabilities). Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε ανάλυση ευαισθησίας για την εξαγωγή συμπερασμάτων ως προς τον τρόπο με τον οποίο επηρεάζεται η τελική πιθανότητα ατυχήματος όταν έχουμε έναν, δύο ή και τρεις ταυτόχρονα παράγοντες που μπορούν να συνεισφέρουν στην τελική έκβαση της προσάραξης (ή σύγκρουσης).

8.2 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΔΙΚΤΥΟΥ ΠΙΣΤΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ GENIE

Παρακάτω παρατίθεται το δίκτυο πίστης (Bayesian network) που αναφέρεται στο ατύχημα της σύγκρουσης. Αρχικά θα επεξηγηθούν όλοι οι κόμβοι που εμφανίζονται στο δίκτυο και στη συνέχεια ορίζονται οι αρχικές πιθανότητες (prior probabilities) για τον κάθε κόμβο. Επίσης, παρατίθεται η μορφή του μοντέλου που χρησιμοποιείται για τους υπολογισμούς των τελικών πιθανοτήτων (posterior probabilities). Τέλος, γίνεται γενική αναφορά της λειτουργίας του προγράμματος GENIE.

HUMAN ELEMENT & RISK MODELING

Shipping industry is run by the human element. The human factor contributes in all the life stages of a ship, namely in design, construction, operation, manning, maintenance and repair. It comes from different backgrounds, cultures and educational levels, but nevertheless, shares the same basic set of capabilities and vulnerabilities **[120]**.

Eigth (8) basic aspects of human nature must be highlighted (Figure 1):

- The **Assessment** factor: It is vital to ensure that the assessment of the situation from a crew member is at least enough to deal effectively with real-time situations.
- The **Risk-Taking** procedure: The inevitability of taking risks in a modern environment must be taken under consideration. Furthermore, it is essential that the perception of risk from the human element is distinctively different from the probability with which events actually occur.
- The **Decision Making** process: Experience does not always lead to expertise, when expertise always requires experience. Understanding the components of a good decision and recognise a bad decision before making it, is the key.
- **Human Mistakes**: Fundamental strength of human nature is the ability to make mistakes and learn-recover from them. Essential part of the optimization of human element. These depend much on organisational culture as on individual competence.
- **Fatigue & Stress**: How to avoid them and lessen their impact is the subject of constant research. Workload is more associated with the actual demands, than the experience.
- **Learning & Development**: People evolve all the time and it must be ensured that they learn the right things at the right time. Well-timed & effective training strengthen an organisation.
- **Cooperation**: Cooperation consists of both working as individuals to achieve goals and working as part of a team with common goals. Effective “people” skills are required, as well as technical task skills.
- **Communication**: Clear transmission of a message, in addition to endorsing the responsibilities of both listener and messenger, guarantee successful communication between crew members.

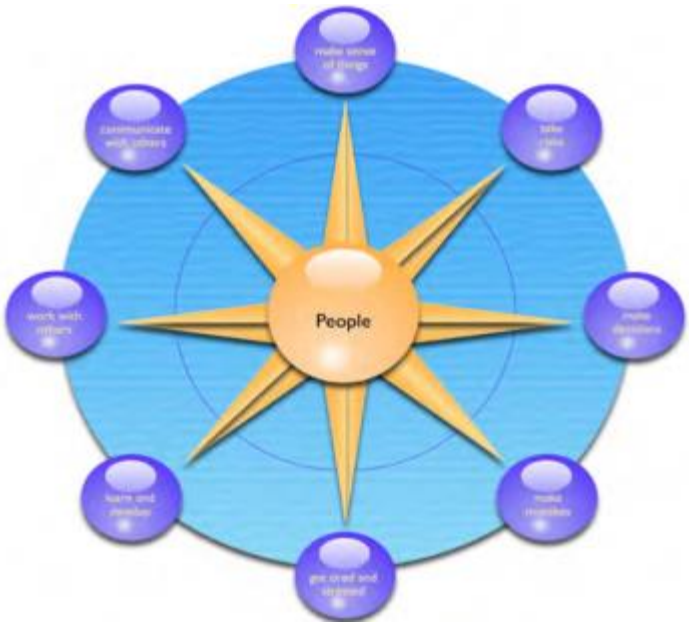


Figure 1: Aspects of the Human Centered Design process for ships.

Various previous researches and efforts have resulted in the paramount importance of the human factors in shipping incidents and their worst cases – accidents **[121]**, **[122]**. Specialists have concluded that in the vast majority of cases, the incidents were caused by one (or the combination of some) of the following causes: Poor crew competence, fatigue, lack of communication, lack of proper maintenance, lack of application of safety culture & protocols or other procedures, inadequate training, poor situation assessment, stress **[121]**, **[122]**, **[123]**, **[124]**, **[125]**. This general conclusion contributes to the fact that many of the serious accidents that have taken place, might have been averted if some of the above deficiencies did not exist, or had been confronted properly **[121]**.

The purpose of an analysis of the human element as a factor in marine accidents, has been to identify technologies and other measures to improve maritime safety, by analyzing the effects of maritime simulators, detection systems (radar, paper chart, etc), collision avoidance systems and related technological innovations. The main objective of a research like this, is to identify significant risk reduction factors and identify cases of assessment of the qualities (or lack thereof) of specific risk reduction schemes for maritime safety **[123]**. Therefore, considering the fact that the human error is probably the major cause of marine accidents, a continuous improvement of safety culture and knowledge of crew members can minimize or nullify the number of marine accidents caused by human errors. The emphasis in reducing the risk of marine accidents should be placed mostly on the human factor and less on technological solutions. The importance of technological solutions should not be overlooked, but must be taken under consideration only to improve the human element and help it perform in a more effective level **[121]**.

The different aspects of the risk in the shipping industry are presented below **[126]**:

1. **Economic Risk**, which includes the loss of property or revenue in general.
2. **Personal Risk**, namely the loss of life or the existence of injuries (minor or major) due to occupational accidents. Many researchers add the emotional condition worsening to the personal risk.
3. **Societal Risk**, which consists of multiple deaths/injuries in a single accident.
4. **Environmental Risk**, the pollution or environment alteration levels, as a result of an accident.

The majority of the projects use a two-level approach. The first level composes of a broad and aggregate analysis of a large sample of accident data, in order to identify in general, which factors influence risk in the shipping industry. The second level produces an in depth analysis of a limited sample of accidents for which investigative information is collected or available. Based on the information elicited, the cause of each of these accidents has been identified and an assessment of what a specific risk reduction scheme might accomplish to each scenario has been made **[6]**. Other risk assessment methods include the identification of the hazard in an investigated database, followed by the evaluation of the frequency of each accident type. An approximation of the accident consequences comes next and a calculation of various risk measures (deaths, accidents, etc) concludes the assessment **[127]**.

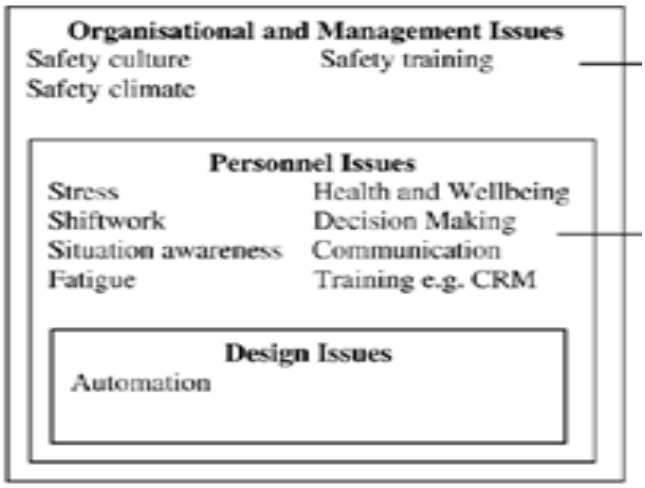


Figure 2: Categorization of human factors, based on their contributing level.

Depicted above (Figure 2), is a categorization of human factors, based on the level each human factor contributes to the incident, or its avoidance. On the first level, the **underlying causes** are the organisational-management issues that do not have an immediate effect on the incident, but produce the canvas, in which other causes influence more directly the outcome (good or poor). On a second level, the personnel issues constitute the **immediate causes** that affect the operational level in a more

immediate manner. Finally the design issues are separated from the rest and include automation, which in return depicts the level in which the human element contributes to the incident (or avoidance) **[128]**.

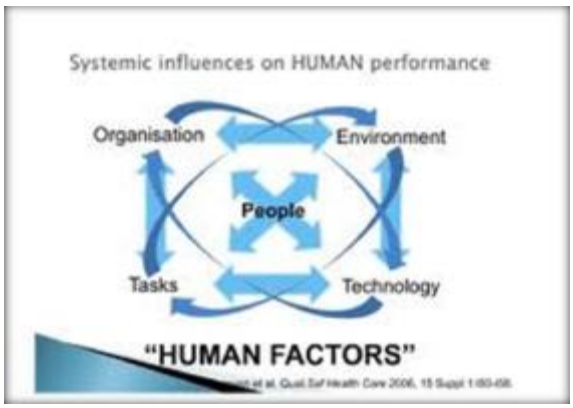


Figure 3: Human element in the centre of the shipping industry.

Concluding, obvious is the fact that human performance has a central role in sustaining the shipping industry (Figure 3). The human element is the only factor that influences and shapes crucially, all the major pillars of shipping. Organisation, environment (both physical and working), tasks & responsibilities, technological innovations are simultaneously shaped and manipulated by people on a consistent basis. Thus, it is vital to study human performance in both ship design and risk modelling **[122]**.

BAYESIAN NETWORKS (BN)

The BNs, or belief networks, probabilistic or directed acyclic graphical models are probabilistic graphical models (types of statistical models) that represent a set of random variables and their dependencies via a directed acyclic graph (DAG). For example, a Bayesian network could represent the probabilistic relationships between diseases and symptoms. Given symptoms, the network can be used to calculate the probabilities of the presence of various diseases.

Formally, Bayesian networks are DAGs whose nodes represent random variables in the Bayesian sense: it may be observable quantities, latent variables, unknown parameters and assumptions. Edges represent dependencies and nodes that are not connected represent variables that are conditionally independent. Each node is associated with a probabilistic function that takes as input a particular set of values for variables of the parent node and gives the probability of the variable represented by the node. Similar concepts can be applied to non-guided and possibly cyclic graphs such as the Markov networks. Generalizations of the Bayesian networks, that can represent and solve decision problems under uncertainty are called influence diagrams **[68]**, **[69]**, **[70]**, **[71]**, **[72]**, **[73]**, **[76]**.

Example 1:

Suppose you leave your house, observing the grass in your garden is wet. There are three possible scenarios:

1. It was **raining** previously.
2. The **sprinkler** was activated.
3. **Both** the effect of rain and the sprinkler made the grass wet.

Then the situation can be modelled with the following Bayesian network (Figure 4). All three variables have two possible values, T (for true) and F (for false). As depicted below, we can extract the probabilities of the “child” node GRASS WET, through the probabilities of its “parent” nodes, RAIN and SPRINKLER.

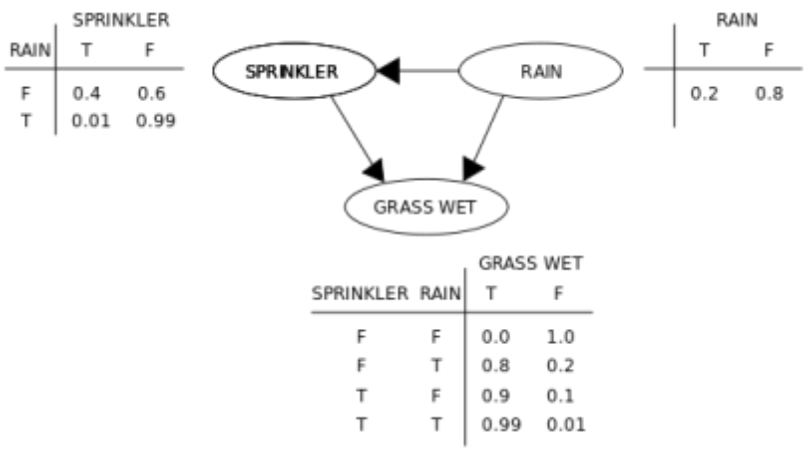


Figure 4: A Bayesian Network for the "wet grass" scenario.

<u>Example 2:</u>

The next example produces a quite more complex BN (Figure 5). The alarm in your house is triggered. There are two possible scenarios:

1. There is a **burglary** happening.
2. An **earthquake** is happening.
6.

Automatically these scenarios become our "parent" nodes, with the triggering (or not) of the alarm becoming their "child" node. Through the same process the probabilities of the ALARM node are calculated. Now we can spot a differentiation, in comparison to the previous example. The triggering of the alarm, causes either John or Mary to call home, both with different probabilistic matrixes from each other. The result is that the ALARM "child" node, now becomes a "parent" node to its "child" nodes JOHN CALLS and MARY CALLS, with different probabilities for each scenario.

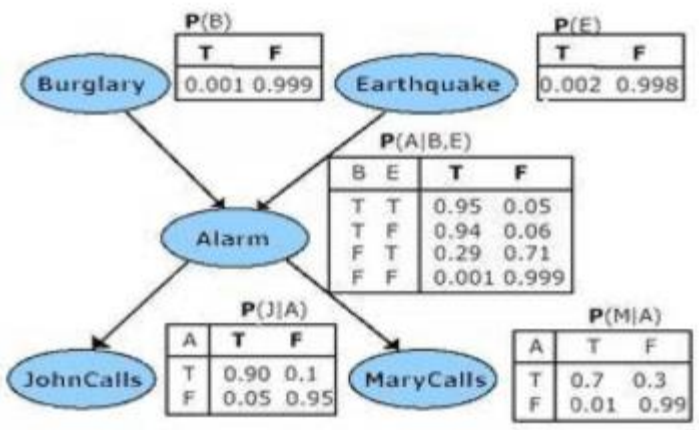


Figure 5: A Bayesian Network for the "triggered alarm" scenario.

The BNs are widely used, even in addition to enhancing the reliability of other methods. There are many examples of application:

Firstly, we analyze with the help of a BN, the circumstances surrounding the tasks performed in the workplace and lead to falls. With variables like the adoption of wrong postures and inadequate knowledge, a correlation is made, with the duration of work and accident rates. The BNs allow the dependency relationships between different causes of accidents **[68]**.

Elsewhere we see accident analysis model for developing appropriate security measures, cost-effective. Quantitative BN accident analysis by incorporating HFACS is used, for presentation of the corresponding preventive measures and the categorization of preventive measures, with the help of evidential reasoning approach and Best-fit method **[69]**.

For modelling the actions of individuals and the dependencies between them, in a dynamic system of a tanker in a collision scenario, Bayesian Belief Networks (BBNs) are proposed. With this method, the above are treated by using binary trees. Internal and business-organizational system factors (IFs & MOFs) are studied. With this method, the probable sequence of dangerous events and isolated critical activities in ship operation are determined **[70]**.

BN is used for categorization of traffic accident according to the severity of injuries, because of their ability to make predictions without initial assumptions. Therefore, we produce graphical representations of complex system with interrelated components. A case study of 1536 accidents on motorways in Spain was examined **[71]**.

Two alternative algorithms are applied for BN model construction, based on data from inspections of ships from Port State Control. Models containing an additional hidden variable representing the entire system are featured, which connect the participation of accident-incident with the findings of inspections **[72]**.

Finally, to view the dependencies of safety (at various levels) and safety assessment in buildings with metal frames, BNs were used. The model predicts accurately the safety management potential, by calculating the probability of risks and analyzing the causes of accidents, based on their relationship in the BNs **[73]**.

SPAR-H

The weaknesses of human reliability analysis (HRA), have resulted in the creation of over 50 methods. Many shaping performance factors (PSF), used in HRA methods, are not directly observable and measurable. More recently, the US Nuclear Regulatory Commission has published the Standardized Plant Analysis Risk - Human Reliability Analysis (SPAR-H) Method to take account of the potential for human error. **[76]**.

SPAR-H uses checklists or worksheets to identify the factors that influence human performance (Figure 6). It was originally used as a screening tool in HRA and was constructed based on a cognitive & information processing model of human behaviour and reactions (as the one shown below) **[129]**.

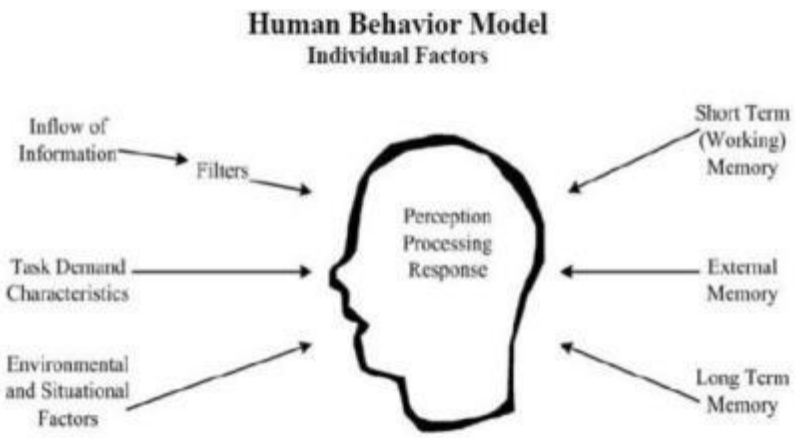


Figure 6: Factors that influence human behaviour (and performance), according to the SPAR-H method.

SPAR-H worksheets (both for diagnosis-type and action-type activities) are used for the quantification of the Human Error Probabilities (HEPs), by considering the Performance Shaping Factors (PSFs) that decrease or increase the probability (likelihood) of error **[129]**.

Namely these PSFs (Figure 7) are:

- Available time
- Complexity
- Fitness for duty
- Procedures

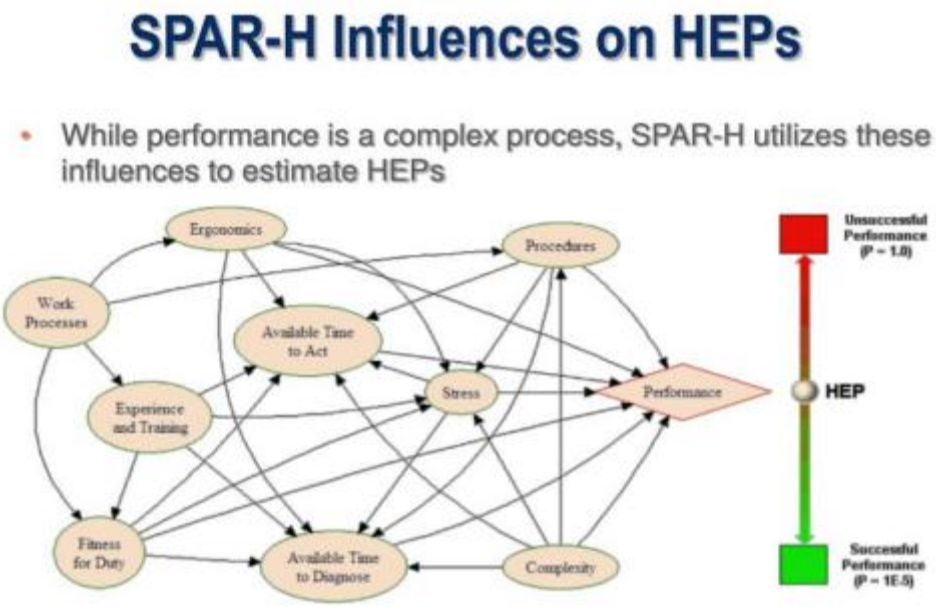


Figure 7: Influences of the SPAR-H method on HEPs.

There is a difference between the HRA researchers and practitioners engaged in HRA. The Bayesian networks provide a framework for addressing the weaknesses of HRA on both angles. Initially, the gap between research and practice of HRA is bridged by building a BN version of the widely used SPAR-H method **[26]**.

The SPAR-H method, as we find in our references, has been presented in a modern version, along with instructions, definitions, improvements in uncertainty and increased detail regarding the dependency calculations for HEP. Comparisons between this version and other modern HRA methods are also included **[27]**.

Frequently, subjectivity in the calculation of human error probability (HEP), is introduced. This is dealt in advance, with the coding of information in a BN, which is updated with all available information. The possibility of the production of a SPAR-H model with information from two or more sources, when observations missing, is examined **[28]**.

Comparing the SPAR-H method with other methods such as SLIM, BNs, the first thing observed, is that all three are methodologies for human factor analysis and that they constitute a good approach to minimize human error. To find a methodology for maintenance analysis, by introducing the human factor, a case study for turbine operation is presented. The possibility of human error and the advantages and disadvantages of the application of each method are analyzed **[29]**.

Finally it must be noted that the SPAR-H is particularly prevalent method with various uses in biology, for definition of diversity at DNA level **[30]**, up to the economy and to determine the reliability of the real estate market in sales **[31]**.

1 Investigating Human Element in Collision Accidents of Containerships

In order to investigate the Human Element in Collision Accidents of Containerships, we use the BN method. For the construction of the final BN, the following path was selected:

1. A generic BN was constructed with basic nodes, describing in an initial stage, the path leading to Task Error.
2. The generic BN was reviewed and enrichened with more nodes, containing secondary factors that lead to collision, with changed connections. The structure of the Generic model was finalized.
3. A detailed BN was developed with the insertion of added nodes (primarily with the help of the TRACEr and SPAR-H methods) to the final generic model.
4. The detailed model was reviewed, with the addition of more nodes and the change of connecting arrows. This model represents a change of philosophy regarding the chain of events leading to collision.
5. Our detailed model was finalized, containing Safety II elements. This was followed with the population of our model.

Generic Bayesian Network:

STAGE 1 - Basic Generic BN:

It was our goal, to start constructing the BN around vital and of crucial importance nodes. These nodes (representing basic factors) are of paramount importance to the model and it is common ground that any BN model leading to the collision of two ships, must contain them. This generic model is basic and becomes the pillar for any further changes. The following figure (Figure 8) depicts our primal approach to such a model.

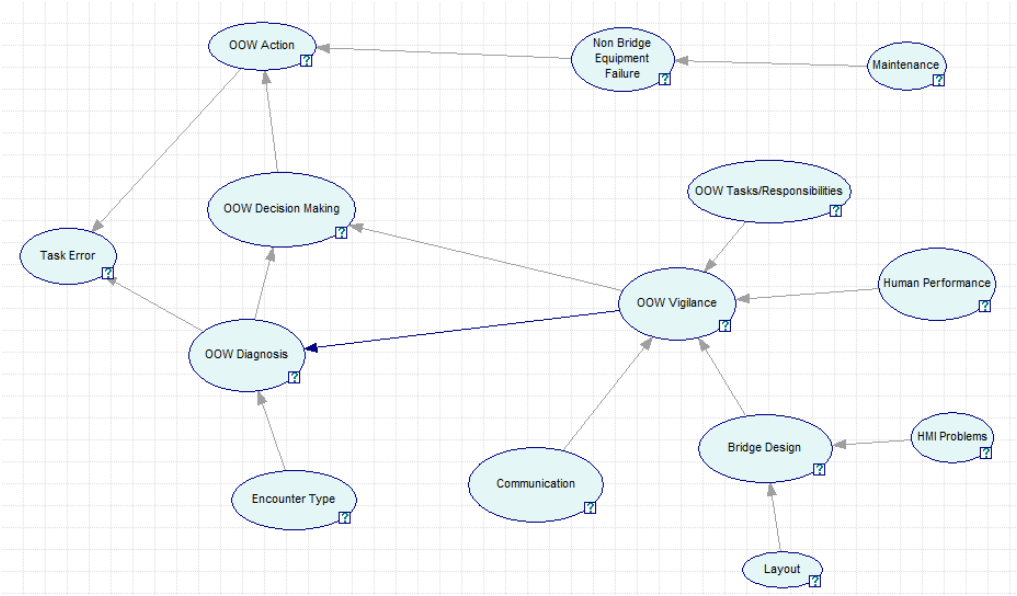


Figure 8: Basic generic model for the identification or not of the Task Error.

Originally, our final destination is the **"Task Error"** node, considering the fact that a task error will most certainly lead to collision. The brainstorming process concludes that three nodes must be added – diagnosis, decision making and action. **"OOW Diagnosis"**, which contains the message perception, is a child node of the **"Encounter Type"**, because diagnosis contains the information of the type of approach between the two ships and leads to both **"OOW Decision Making"** and **"Task Error"** directly. The decision making process node, transfers its probability to the **"OOW Action"**, which is connected to the task error. With the factors above, we conclude the basic human role leading to collision (diagnosis-> decision->action->error). Expanding our model, it was our belief that **"Non Bridge Equipment Failure"** should be taken under consideration (rudder failure, etc.), explaining the non-human part of the correct or wrong action. Therefore, such a node is created, which leads to the action node. Furthermore, a parent node of non bridge equipment failure is inserted, named **"Maintenance"**. Reasonable is the fact that an equipment failure is more likely, when proper maintenance is overlooked.

In order to add the elements, that influence the above basic nodes, we create the **"OOW Vigilance"**, to determine the level of alertness of the human factor. Naturally, connecting arrows transfer the probability of this node to both diagnosis and decision making process. From this point on, the incorporation of factors that have an impact on the human element in a more direct way starts. The parent nodes for vigilance, include **"OOW Tasks/Responsibilities"** (mainly workload and separation of activities), "Human Performance" (internal and external factors that shape the human functioning), "Communication" (external, between crew members of different ships, or between ship and harbour) and **"Bridge Design"**. To make the latter more exact, two parent nodes are created for bridge design, **"Layout"** (location of machines and visibility issues) and **"HMI Problems"** (machine error, or misinterpretation of machine readings).

STAGE 2 - Final Generic Model Presentation:

Figure 9 depicts a graphical representation of causal relations between different parameters. The network consists of a set of nodes representing random variables and a set of links connecting these nodes, illustrated by arrows. The correlations of the nodes are derived either from previous researches and publications, or from logical dependencies among them. The model reveals explicitly the probabilistic dependence between the set of variables. Each variable could have a number of states, and has assigned a function that describes how the states of the node depend on the parents of the node, i.e. a conditional probability table (CPT). This network will form the basis for the further enhancement of its structure by incorporating data either from TRACEr method, SPAR-H method or from both of them for each preselected scenario and it will lead to more detailed and complex BN's. The respective nodes of the generic model describing a particular function of the responsibilities of crew and the remaining factors that can affect the outcome of the collision are listed below. The following presentation (Figure 9) is colour-labelled, and an explanation of the colour grouping is provided.

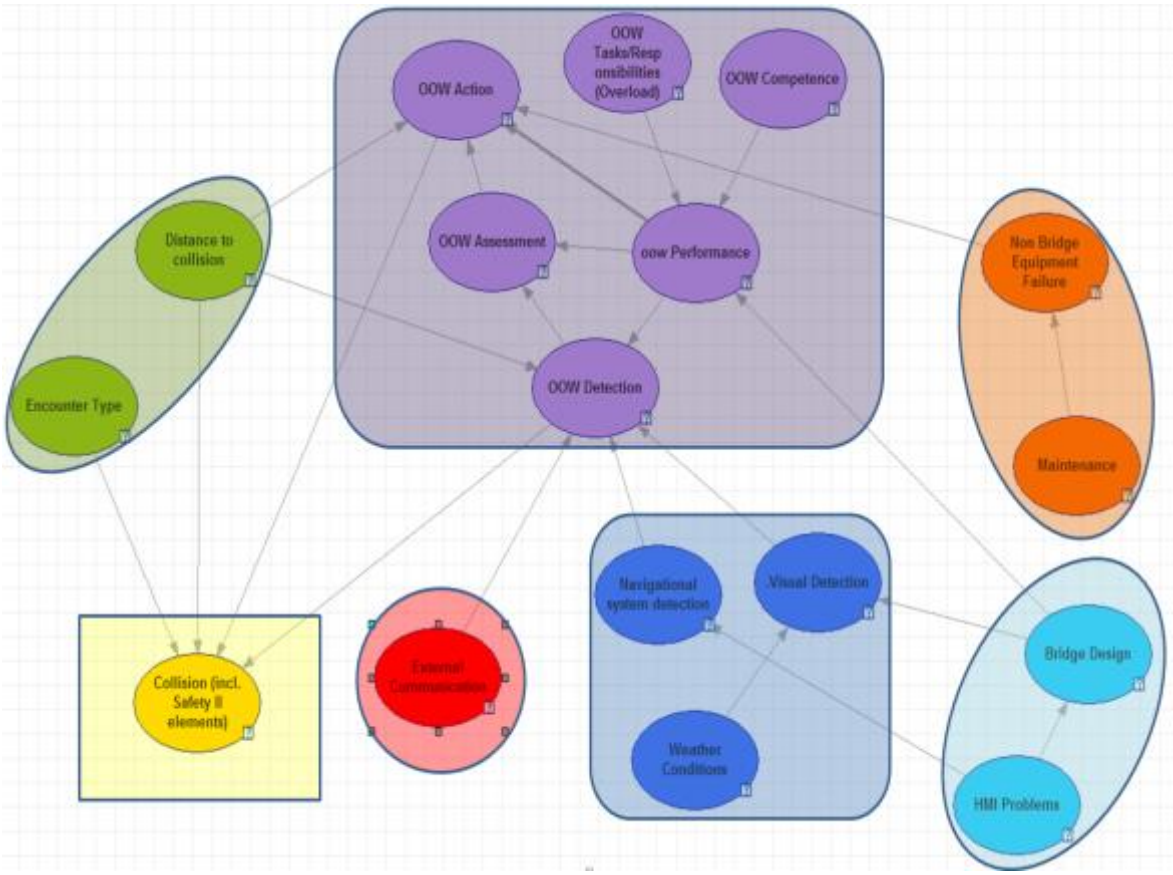


Figure 9: Final Generic BN of the identification or not of the CN.

Target node

1. **Collision** (yellow colour)

The identification of the collision course is the target node of this Bayesian Network while the primary goal of its function is the calculation of the posterior probability.

Parent nodes

2. **Nodes related to detection** (blue colour)

These nodes (i.e. visual detection node and navigational system detection node) describe whether the operator has detected the danger, either with visual means or navigational equipment.

3. **Nodes related to non bridge equipment** (orange colour)

These nodes (i.e. maintenance) describe whether non bridge equipment may failure, as well as if the maintenance routines of technical systems onboard are followed.

4. **Nodes related to external communication** (red colour)

The node describes whether the officer receives an external warning signal.

5. **Nodes related to HCD** (sky blue colour)

These nodes (i.e. bridge design layout node) describe whether the bridge is designed to enable the operator to perform his tasks properly. They reflect the bridge arrangement, the user interface and the design of the work station (ergonomic conditions). The further elaboration of these nodes will be based on the TRACEr taxonomy.

6. **Nodes related to collision** (green colour)

These nodes (i.e. encounter type node) describe the remaining distance to collision and the type of the ship-ship encounter.

7. **Nodes related to Operator** (lavender colour)

These nodes (i.e. OOW performance node and OOW responsibilities node) reflect the attitude of the operator towards the predefined task he has to perform and indicate the duties for which he is responsible. The evaluation and the prediction of the human performance in events with scalable effects/consequences will be derived from this section of the BN.

This last generic BN is final and consists of some changes, in comparison to the basic generic BN. These differences are:

- The "Task Error" node is replaced with **"Collision (incl. Safety II Elements)"**, which is our requested goal. This happened for a more clear view of our objective and for better understanding of the BN, as well as to identify the factors that optimize the avoidance of collision.
- The "OOW Diagnosis" node is replaced with **"OOW Detection"**, for the specification of the factor that is represented in this node. Diagnosis was evaluated as a node that contains the decision making process, which must be included in a separate node.
- **"OOW Assessment"** replaces the "OOW Decision Making" to broaden the decision making factor.
- "Human Performance" is incorporated to the "OOW Vigilance", forming the **"OOW Performance"** node for a generalization of the meaning. This new node influences the "OOW Action" as well.
- **"OOW Competence"** is added as a parent node for OOW performance, in order to represent the physical and mental capabilities of the human element.
- **"External Communication"** replaces the communication node (for clearer separation from the internal communication) and influences the detection node directly, rather than the performance node.
- "Encounter Type" now influences directly only the collision node, to point out that collision can happen, without the interference of the human element.
- **"Distance to Collision"** is an added parent node that influences directly the collision, detection and action nodes.

- "Layout" is now included in the "Bridge Design" node.
- The "Bridge Design" node influences the "OOW Performance" like before, but serves also as a parent node to **"Visual Detection"**, a new node inserted for pinpointing the layout effect. This new node influences the "OOW Detection".
- A parent node **"Weather Conditions"** is produced, for visual detection. The importance of weather (rain, fog, etc.) for visibility is highlighted.
- Finally, **"Navigational System Detection"** is added and serves as a child node of HMI problems and a parent node for OOW detection, for the separation of machine errors from the interface of human and machines.

This generic model constitutes the first layer of the final BN for this scenario (collision course). Most of the aforementioned nodes were enriched with more parental nodes

based on the proposed methodology. illustrates the expansion of the “OOW Competence” node by integrating in a second layer the performance shaping factors (PSF’s) from TRACEr taxonomy (Figure 10).

Figure 10: Expansion of the node “OOW Competence” by incorporating data from the TRACEr methodology.

Detailed Bayesian Network:

As proposed before, we continue our research by expanding our generic model (in all stages) with more detailed approaches. For the construction of the final BN, the following path was selected, consisting of detailed methods:

STAGE 1 – General Detailed Approach:

In the first stage, we tried to build a BN with the majority of nodes being parent nodes, in order to be used as a “pool” of factors for integration to our generic model. Starting from the expanded model for human competence, extracted from the TRACEr method, we added initial parts from the SPAR-H method (describing the bridge design & equipment) plus decision based nodes, leading to identification of CN course with radar. This detailed model (Figure 11) was the only one built prior to our generic model attempts.

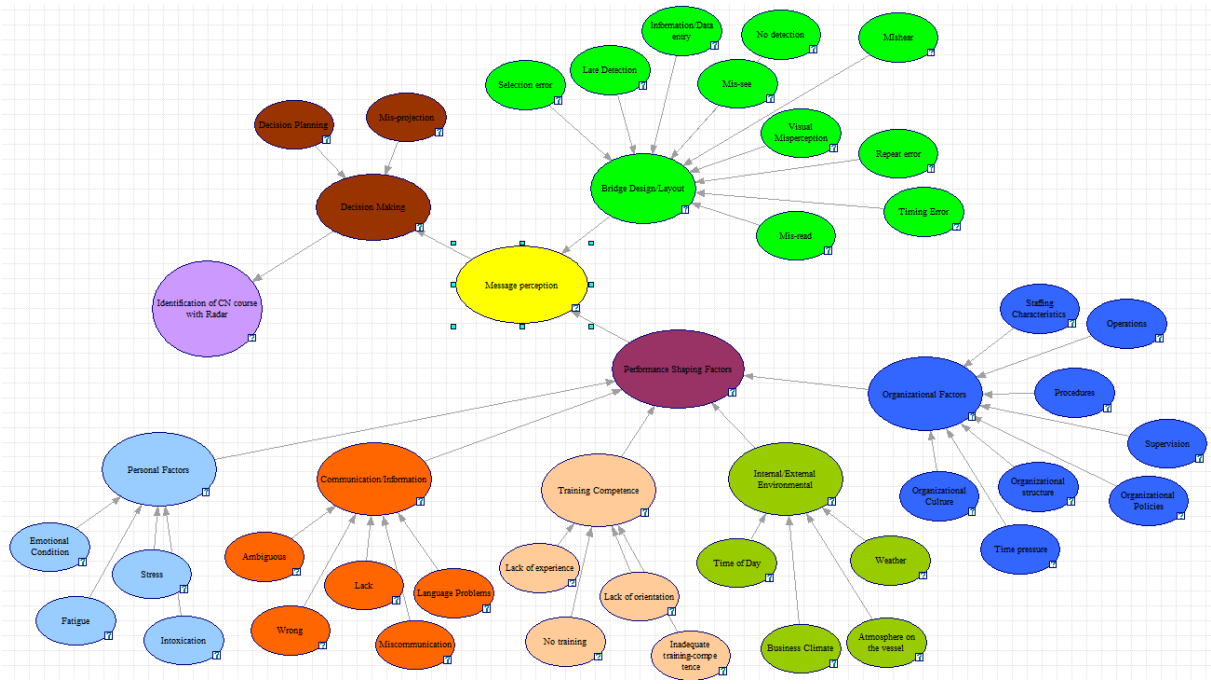


Figure 11: Bayesian Network leading to identification of CN course with radar, with the aid of the TRACEr (PSFs) and SPAR-H methods (Bridge Design/Layout).

General Description:

The target node is **"Identification of CN with Radar"**. The only node leading to the target node, is **"Decision Making"** which has two parent nodes, **"Decision Planning"** (the plan made for countering the incident) and **"Mis-Projection"** (the way human decision is applied). These factors contribute with their probability matrixes directly to the decision process. Another parent node for decision making is the **"Message Perception"** factor, that describes the way human element is able to identify (and possibly assess) the situation. Afterwards, message perception is analyzed to our two basic categories of factors: **"Bridge Design/Layout"** (bridge technology and locational design characteristics-expanded with the aid of the SPAR-H method) and **"Performance Shaping Factors"** (expanded with the TRACEr method). As observed in the figure above the parent nodes for bridge design (SPAR-H) are: **"Selection error"**, **"Late detection"**, **"Information/data entry"**, **"No detection"**, **"Mis-see"**, **"Mishear"**, **"Visual misperception"**, **"Repeat error"**, **"Mis-read"**, **"Timing error"**. All the above describe the essence of Bridge design/layout, including the Human-Machine Interface. For the PSFs, five main sub-categories are selected, based on the TRACEr method:

- **"Personal Factors"**: This factor consists of all the personality traits and the characteristics that influence human performance in an individual level. Parent nodes of personal factors are **"Emotional condition"**, **"Fatigue"**, **"Stress"**, **"Intoxication"**.

- **“Communication/Information”**: All the factors influencing the communication between crew members, as well as the information exchange, are located as parent nodes under the communication/information node. These are **“Ambiguous”**, **“Wrong”, “Lack”**, **“Miscommunication”**, **“Language problems”**.

- **“Training Competence”**: Training is crucial for gaining experience, which mathematically leads to incident/accident aversion (or decreased probability). The parent nodes of training competence are **“Lack of experience”**, **“No training”**, **“Lack of orientation”**, **“Inadequate training-competence”**.

- **“Internal/External Environmental”**: Included in this node, are the rest internal (inside of the vessel) factors that were not proposed in the previous subcategories, in addition to external factors and factors of environmental origin. Namely **“Time of day”**, **“Weather”**, **“Business climate”**, **“Atmosphere on the vessel”**.

- **“Organizational Factors”**: The final parent node of the PSFs, is grouping the factors that present the company view regarding the procedures and safety in general. These are **“Organizational culture”**, **“Time pressure”**, **“Organizational structure”**, **“Organizational policies”**, **“Supervision”**, **“Procedures”**, **“Operations”**, **“Staffing characteristics”**.

All the above nodes will be thoroughly explained in the final detailed model section of our report.

STAGE 2 – Consolidated Detailed Approach:

Having established our generic models and the general detailed BN, we proceeded with the integration of our general detailed model to the basic generic model. This consolidation was partial, meaning that the addition of nodes was not complete. This action was part of our research in early level, in order to determine the response of our model with the addition of extra information. It was our belief that with the gradual integration (Figure 12), future problems regarding the model could be avoided (or countered effortlessly and quick) having been solved in a smaller level.

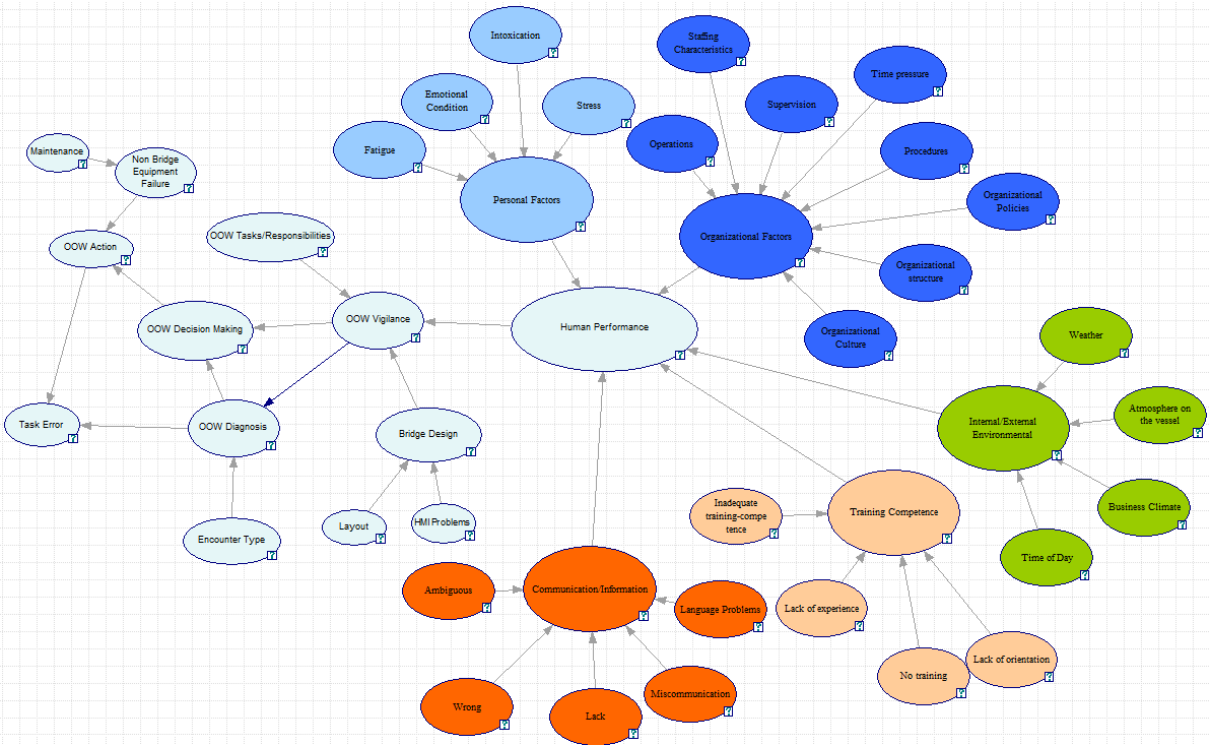


Figure 12: Partial integration of our general detailed BN to our basic generic BN.

The connecting node is Human performance. The node “Performance Shaping Factors” has been coincided with the “Human Performance” node as a gate for the integration of the two models. On the other hand both the generic model and the PSFs part of the detail model have been intact and have been incorporated in each other exactly the way they were constructed. Based on this approach our next final model is built, where many more factors are incorporated to the generic model and added changes are applied. The different target nodes that we use through our models should not confuse because each time the target node i8s selected based on the continuity of our approach. The final model uses the required target node “Collision (Incl. Safety II Elements)”. As explained before, this approach was made in an early stage of our approach, thus the “Task Error” node.

STAGE 3 – Final Detailed Approach:

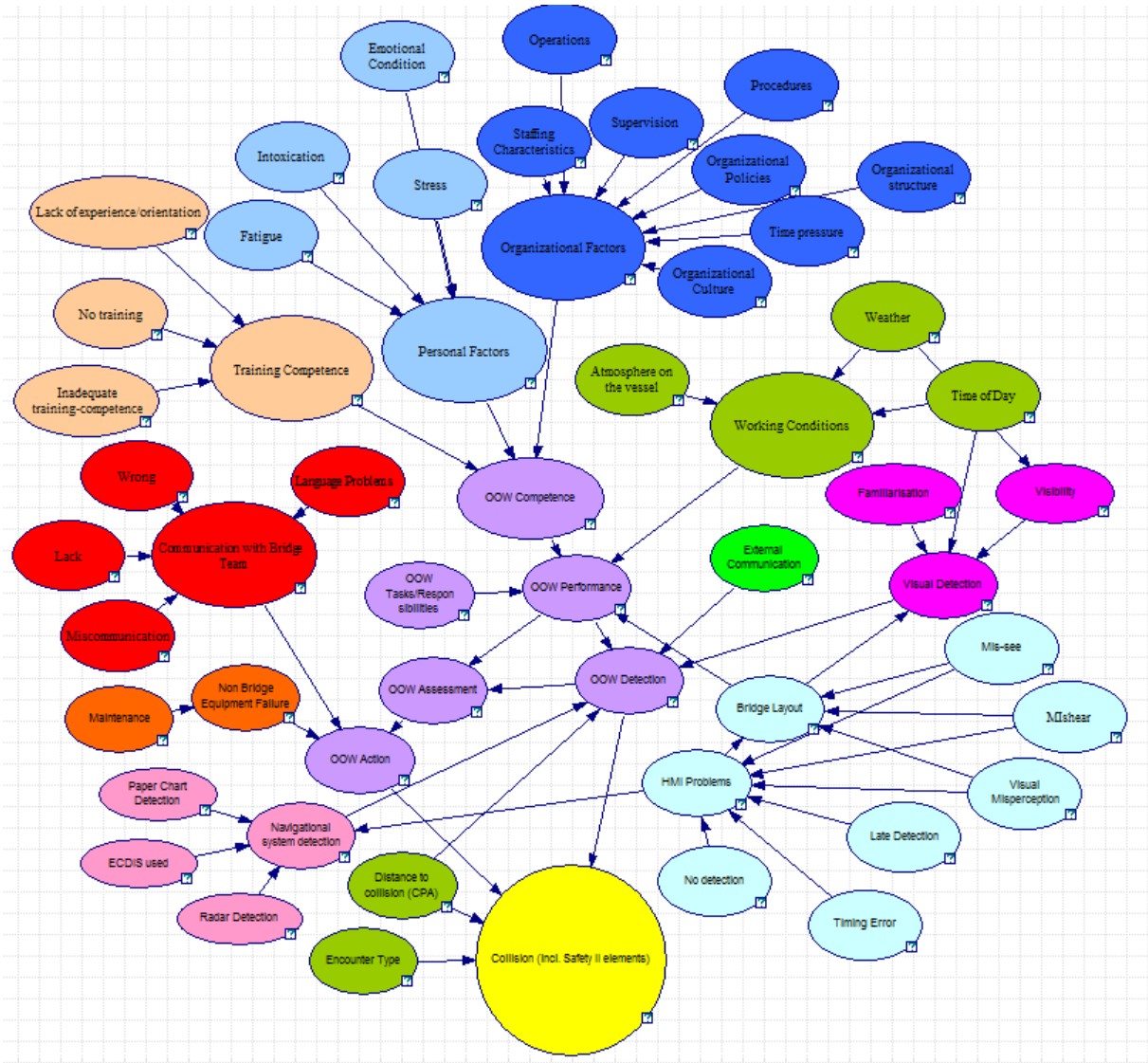


Figure 13: Final detailed BN with the integration of our final generic model and general detailed model components to the consolidated detailed BN model.

Changes in the final model

Our final detailed model (Figure 13) is characterized by a sum of changes, in comparison to our previous models. As described before, the basis was the final generic model. Based on this model we continued the incorporation of added elements to our final detailed model, always around the final generic approach which remained (almost) intact. These elements were differentiated from our consolidated model. Namely, the changes were:

- The “OOW Competence” node is now influenced only by the “Training Competence”, “Organizational Factors” and “Personal Factors” nodes. It was common ground that these nodes should influence directly the competence node, extracted from the TRACEr method.
- The “Lack of Experience” and “Lack of Orientation” nodes have been joined in the **“Lack of Experience/Orientation”** node because orientation aboard a ship is a clear product of experience.
- The “Communication/Information” node is renamed to **“Communication with Bridge Team”**, in order to highlight the fact that it describes the internal communication within the ship. The “Ambiguous” node, which was parent node to communication, has been removed because its essence is described in both the “Wrong” and “Lack” parent nodes. Furthermore, this new node now influences only “OOW Action” directly, because all the expert group judgements in our disposal agreed that internal communication contributes to the model in a higher level (action taking process) than the parent nodes of competence.
- The “Internal/External Environmental” node is renamed to **“Working Conditions”** which is a more general term and describes better the factors represented. In addition to this change, “Bussines Climate” has been included in the “Atmosphere on the vessel” node and therefore it is not presented. Like the communication node, we believe that working conditiond do not influence the competence node directly, but instead the “OOW Performance” node and has been moved in a higher level of our model.
- “Visual Detection” is now the child node of “Time of Day”, **“Familiarisation”** and **“Visibility”** (taken from the DNV FSA). For obvious reasons a connecting arrow makes “Weather” the parent of “Visibility”, because the weather conditions (rain or fog for instance) influence the visibility from the bridge. Thus, the probability of weather conditions influences visual detectiond through the visibility node.
- “Navigational System Detection” now has three parent nodes taken from the DNV FSA, **“Paper Chart Detection”**, **“ECDIS used”** and **“Radar Detection”**.
- “Bridge Design” is renamed to **“Bridge Layout”** for better sepparation of the term from the HMI problems.
- Six new parent nodes, from the SPAR-H method, are inserted. These are: **“No Detection”**, **“Timing Error”**, **“Late Detection”**, **“Visual Misperception”**, **“Mishear”** and **“Mis-see”**. All these parent nodes influence directly the “HMI Problems” node, while only the last three influence the “Bridge Layout” node directly.

Target node

Collision (incl**. Safety II Elements)** (yellow colour)

The collision accident is the target node of this Bayesian Network while the primary goal of its function is the calculation of the posterior probability. It is highlighted that this node includes safety II elements, which that our BN can work both ways: either identifying the factors that contribute to the collision, or finding the factors that influence the avoidance of collision (not necessarily the same).

Parent-Child nodes

Nodes related to Personal Factors (pale blue colour)

These nodes (i.e. stress, intoxication) describe the factors that influence the human element in a personal level. They contribute to both the physical and mental condition of the crew and are of paramount importance.

Nodes related to the Organization (dark blue colour)

These nodes describe the sum of operations, rules, procedures and opinions that represent the organization's view on safety. In short, the organizational factors include the safety climate and culture of the organization.

Nodes related to Training (tan colour)

These nodes describe the level of training, but also the level of experience and orientation that characterizes the crew of the ship.

Nodes related to Working Conditions (lime colour)

These nodes describe the factors that influence the working environment in both internal and environmental way. Factors like weather and the general atmosphere on the vessel, contribute to the shaping of the environment where the human element operates.

Nodes related to Communication (red colour)

These nodes depict the factors of the internal information within the ship. They include the factors that determine the quality of communication between crew members (e.g. wrong communication, lack of communication).

Nodes related to detection (rose colour)

These nodes (i.e. visual detection node and navigational system detection node) describe whether the operator has detected the danger, either with visual means or navigational equipment.

Nodes related to non bridge equipment (orange colour)

These nodes (i.e. maintenance) describe whether a non bridge equipment may failure, as well as if the maintenance routines of technical systems onboard are followed.

Node related to external communication (green colour)

This node describes whether the officer receives an external warning signal.

Nodes related to HCD (light turquoise colour)

These nodes (i.e. bridge design layout node) describe whether the bridge is designed to enable the operator to perform his tasks properly. They reflect the bridge arrangement, the user interface and the design of the work station (ergonomic conditions). The further elaboration of these nodes will be based on the TRACEr taxonomy.

Nodes related to collision (green colour)

These nodes (i.e. encounter type node) describe the remaining distance to collision and the type of the ship-ship encounter.

Nodes related to Operator (lavender colour)

These nodes (i.e. OOW performance node and OOW responsibilities node) reflect the attitude of the operator towards the predefined task he has to perform and indicate the duties for which he is responsible. The evaluation and the prediction of the human performance in events with scalable effects/consequences will be derived from this section of the BN.

Human Centered Design (HCD) for Ships

In this chapter, elements of Human Centered Design are provided and the way our Bayesian Network model nodes can be influenced from them, is identified:

Habitability: Habitability is the way of providing conditions that are good enough to live in or on. Habitability influences “Fatigue” (for instance spacious rooms provide good sleeping conditions and thus result in less fatigue), “Emotional Condition” (f.e. crew recreational areas result in better mood individually) and “Atmosphere on the Vessel” (f.e. good accommodations improve working conditions and the business climate on board).

Maintainability: Maintainability is the ability to produce the work needed to keep a machine or a structure in good condition. Maintainability affects “Maintenance” for obvious reasons (keeping the non bridge equipment operational and in good condition) as well as “Radar Detection” and “Navigational System Detection” (the existence of navigational system detection is proportional to the good maintenance of machines).

Occupational Health & Safety: This element influences “Stress” and “Personal Factors”, which are affected from occupational health and “Organizational Culture”, “Procedures” and “Policies”, nodes that implement the safety standards of a company, as well as the way the organization understands the concept of safety.

Survivability: Survivability is the ability to survive difficult and even fatal situations. This element influences “Lack of Experience”, “No Training”, “Inadequate Training”, because the ability to survive is directly connected to the training of people in difficult scenarios. Survivability affects “Familiarisation” (the level of good responses and procedures followed in critical situations), as well as “Time Pressure” (familiarisation relieves the pressure of time), “Organizational Culture” (full assimilation individually of the safety culture of the company).

System Safety: influences all the parent nodes of “HMI Problems”, because the results of the use of machines from the human element can be identified there.

Controllability: The concept of controllability denotes the ability to move a system around in its entire configuration space using only certain admissible manipulations. Controllability influences by definition the “HMI Problems” (the poor interaction of humans and machines consist of the ability to control the machines). It also affects “External Communication” (as a part of human-machine interaction) and “Training Competence” (because human element needs specific training in order to use correctly the machine equipment).

Manoeuvrability: the quality of being manoeuvrable. Manoeuvrability affects all the parent nodes of “Training Competence” (training is a prerequisite for the ability to manoeuvre), “Non Bridge Equipment Failure” (because the failure for example of the rudder affects the ability to manoeuvre) and “Familiarisation” because familiarisation with the equipment and difficult situations leads to successful manoeuvres.

Workability: is the capability of being put into effective operation. Workability influences “Familiarisation” (the level of being familiar with the occupational tasks), “OOW Tasks/Responsibilities” (f.e. clear responsibilities and tasks lead to acceptable and over the edge workability), “Training Competence” (training makes workability better) and “Organizational Factors” (f.e. good organizational factors help the correct tasks and goals achievement). Last but not least, “Atmosphere on the Vessel” (good business climate makes workability easily achieved).

MODEL PRESENTATION

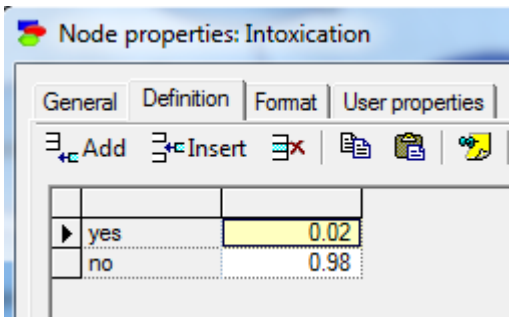
PARENT NODES

1. Intoxication

In this node, we try to depict the influence of the use of drugs, alcohol and other substances (per scripted or not) on mariner's performance. It is crucial to point out the fact that such cases occur quite frequently on board, but are often underreported, due to fear of responsibility taking and punishment, from the mariner's perspective. Most certainly, heavy (or sometimes light) uses of intoxicating substances result in human error, in even the most simple of procedures and tasks. Per scripted medications (strong antibiotics f.e.) could also lead to performance incapability.

States of "Intoxication":

- YES
- NO



The probabilities for the population of the probability matrix of the "Intoxication" node were selected from our literature review **[118]**.

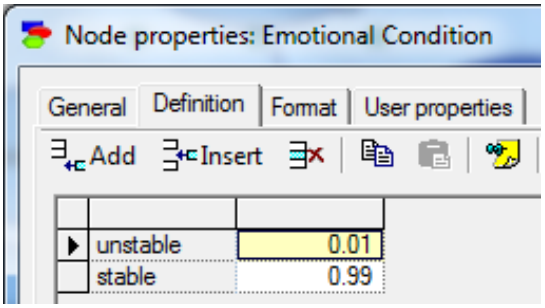
2. Emotional Condition

In this node, the effect of an individual's general emotional condition is presented. Many seafarers have highlighted the fact that experiencing extreme emotional conditions, for example during a big argument, may have many negative effects on their performance in even the simplest acts. The importance of emotional condition

(or emotional conflict) and the stress that is produced, has been taken under consideration by many organizations (military, etc.), thus many psychological tests are performed to prevent such incidents prior to the ship's trip.

States of "Emotional Condition":

- UNSTABLE
- STABLE



The probabilities for the population of the probability matrix of the "Emotional Condition" node were selected from our literature review **[114]**.

All the remaining nodes (**54**) of our model are presented in ***Appendix***.

RESULTS PRESENTATION

In this part of our report, we present the results of running our model, based on several case studies extracted from database. These case studies are divided into the following categories:

- Normal scenarios
- Abnormal scenarios
- Critical scenarios

The case studies are examined, in order to verify the correct function of the final detailed model. Additionally, case studies confirm the completion of the Bayesian model, because the nodes examined cover all the possible factors described in the narrative and no additional nodes are required.

Each case study starts with the narrative of the accident/incident. Afterwards the categorization process identifies whether the scenario is a normal, an abnormal, or a critical scenario, followed by the extraction of evidences, directly from the narrative. The results are collected for our two main target nodes: “OOW Performance” and “Collision (Incl. Safety II Elements”. The results are obtained from the GENIE BN program runs for our final detailed Bayesian Network model, with the addition (each time) of evidence to the previous evidence(s). These results depict the influence of all evidence based factors to our target nodes, in a group degree.

CASE STUDY #1

<u>The following (normal) scenario is an actual incident (id1719).</u>

Narrative (main):

At about 2147 local time on 14 November 2009, the Hong Kong registered general cargo ship JoshuMaru collided with the Republic of Korea fishing vessel No.3 Dae Kyung in approximate position 32_ 13.7’ N 127_ 21.3’ E, about 72 nm (nautical miles) southeast of Seogwipo, Jeju-Do (Cheju-Do), the Republic of Korea. At the time of the collision, the weather was cloudy, the visibility was about 3 to 6 nm, the wind was northwest to west force about 7 to 6 and the sea state was rough with heavy swells. Following the collision, No.3 Dae Kyung took in water, became semi-

submerged and finally foundered on the next day. Seven out of the total nine crewmembers onboard were lost (four dead and three missing). The remaining two were rescued by the crew of JoshuMaru and afterwards conveyed by Korea Coast Guard to hospital for treatment in Seogwipo. On the other hand JoshuMaru incurred some scratches to paintwork and slight indentation in the ship's stem and at the port bow. The investigation revealed the following contributory factors: The Third Officer of JoshuMaru did not comply with Rule 7, Rule 8 and Rule 15 of COLREGS1. Based on scanty radar information, he first took actions by making a succession of small alterations of course to port just to keep own ship further away from No.3 Dae Kyung when he saw the light (the masthead light) of No.3 Dae Kyung at about 20_ on own ship's starboard bow at ranges of 6 and 3 nm respectively. He did not call the Master even though the movement of No.3 Dae Kyung was causing concern afterwards. He continued altering course slowly then hard to port instead of taking action to avoid crossing ahead of No.3 Dae Kyung when he saw the red light (the port sidelight) of No.3 Dae Kyung at about 20_ and 10_ on own ship's starboard bow (crossing situation) at ranges of 1.5 and 0.5 nm respectively until collision occurred, and The bridge team of No.3 Dae Kyung did not comply with Rule 5 of COLREGS. They did not maintain a proper and effective lookout and, consequently, not aware of the presence of JoshuMaru until the moment collision occurred.

Narrative (Radar, Lack of experience):

Based on scanty radar information and assumption that the target would be set towards own ship by the prevailing strong wind and heavy swells, he took avoiding actions by making a succession of small alterations i.e. 10° of course to port just to keep own ship further away from the target. Despite the actions taken at about 2125 and 2135 respectively, the target was observed remaining on almost the same visual bearing on own ship's starboard bow but at a closer range. This indicated that risk of collision still existed.

External Error mode: The 3rd officer misinterpreted the data from the radar thinking that the other vessel was on an opposite course.

Internal Error mode: He changed his course to port in order to give the other vessel more space to pass on an opposite direction. He did not realize that he should change course to starboard.

Training Competency Experience: He just started keeping the "8 to 12" watch independently as the OOW when he joined JoshuMaru in April 2009.

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario.

- Time of day : NIGHT (e1)
- Lack of Experience/Orientation : YES (e2)

- Weather : WINDY (e3)
- Procedures : POOR (e4)
- Visual Misperception : YES (e5)
- Visibility : GREATER THAN 1nm YES (e6)
- Radar Detection : NO (e7)

  Not directly stated in the report. Rather “NO” considering scanty radar
- OOW Assessment : WRONG (e8)

The Figure 14 demonstrates the calculation of the posterior probability of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. As depicted, the influence of weather (windy state) is greater than the influence of time of day, lack of experience/orientation and procedures factors for the OOW performance node. The visual misperception factor influences the performance in a far higher level than time of day, lack of experience and procedures, but less than weather, which exceeds as the most important factor for human performance, in this scenario. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

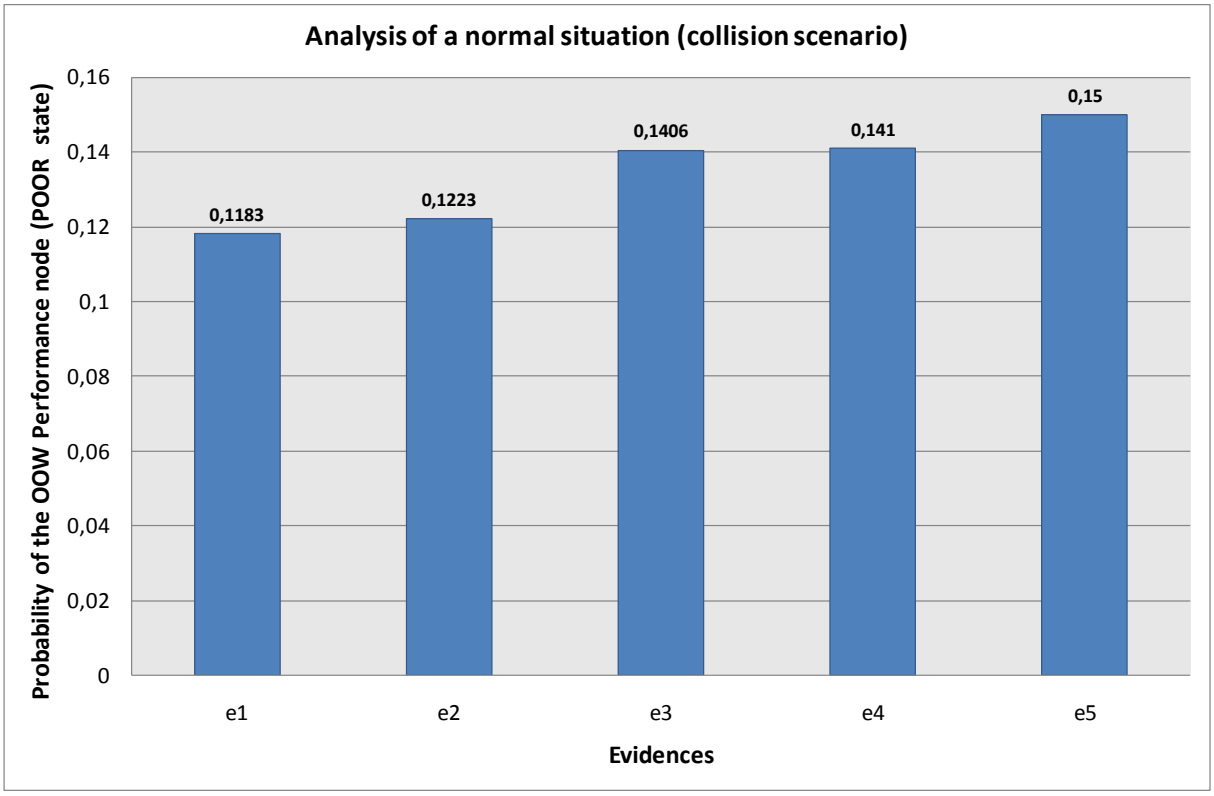


Figure 14: Probability estimation of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1.

The Figure 15 demonstrates the calculation of the posterior probability of the collision node based on the aforementioned evidences. As identified above, all the evidences affect the target node “Collision” in a similar manner, except the “OOW Assessment” factor, which radically reduces the probability of the no state of the collision node, making collision certain. Concluding, assessment is of crucial importance for the avoidance of collision. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

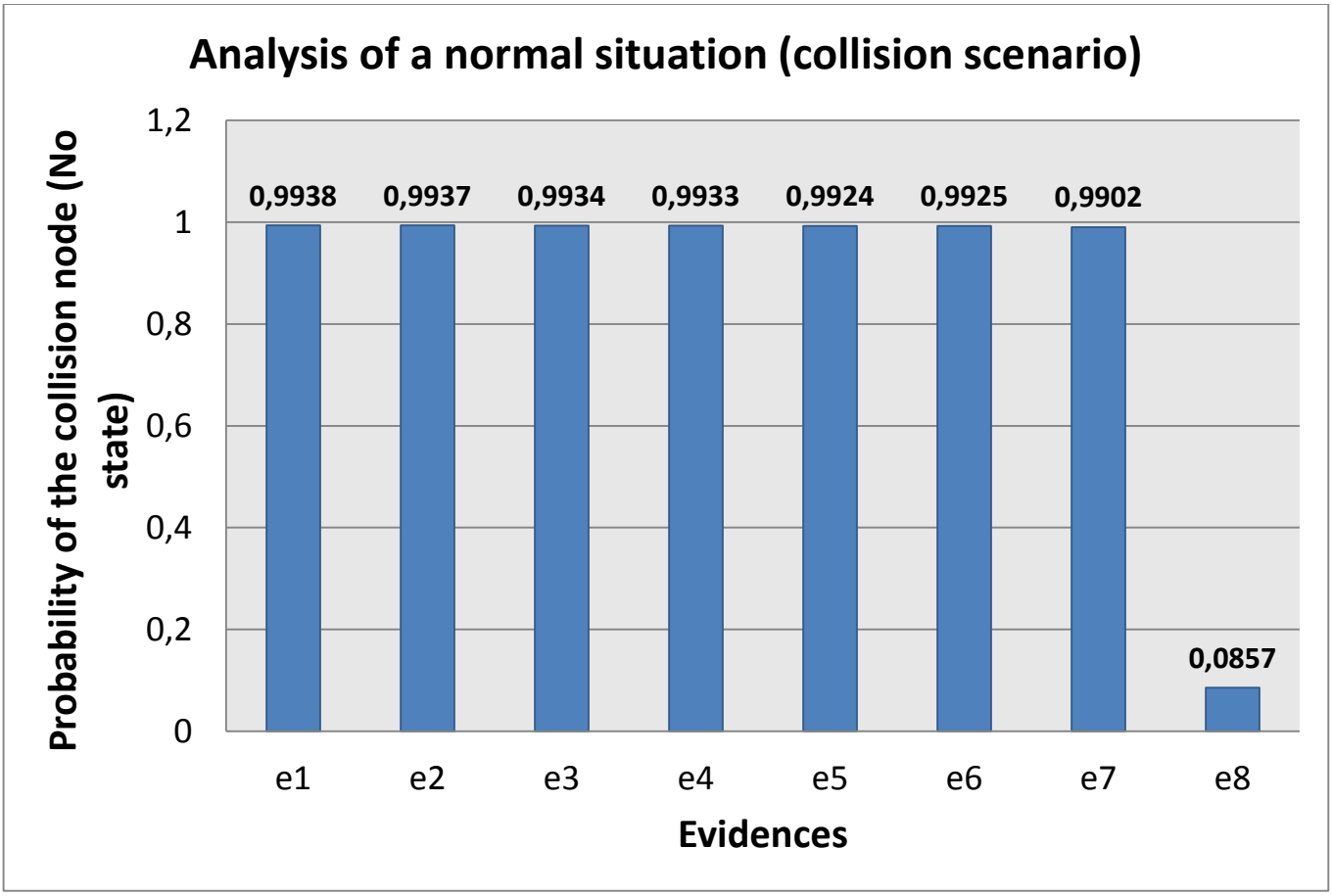


Figure 15: Probability estimation of the NO state of the “Collision” node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1.

CASE STUDY #2

The following abnormal scenario is an actual incident (id1862).

Narrative:

At 0518 on 13 December 2010, the FRISIA ROTTERDAM collided with the CLEANTEC west of Denmark.

The bulk carrier CLEANTEC, en route from Klaipeda to Paranaguo, was fully laden and had just passed Skagen as the container vessel FRISIA ROTTERDAM, en route from Aarhus to Bremerhaven and approaching from astern on the port side, struck the port side of the CLEANTEC with her bow. The CLEANTEC had to be towed to the shipyard in Odense due to the heavy damage she sustained. She was not able to continue her voyage until 10 January 2011.

The OOW on FRISIA ROTTERDAM identified the CLEANTEC visually and on the radar shortly before 0500. He was able to recall a bearing of 20° on the starboard side at a distance of 2.5 nm. She was moving at about 15 knots and his understanding was that she would certainly pass his vessel. The OOW saw the vessel visually and in the radar and interpreted the information incorrectly. Because of this, he did not introduce avoiding measures.

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario.

- Fatigue : YES (e1)

Not directly stated in the report. Rather “Yes” considering early morning time

- Time of day : NIGHT (e2)

Not directly stated in the report. Rather “NIGHT” considering early morning time

- OOW competence : LOW (e3)

Insufficient action for CN avoidance

- HMI Problems : YES (e4)
- Visual Detection : YES (e5)
- OOW performance : POOR (e6)
- Distance to collision : CPA LOWER THAN 3 MILES (e7)
- Navigational system detection : YES (e8)

The Figure 16 demonstrates the calculation of the posterior probability of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. The conclusions elicited from the figure are that OOW competence is the paramount factor for human performance in this scenario. Low human competence increases the probability of poor performance by 340%. The other contributing factors affect performance in a similar manner. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

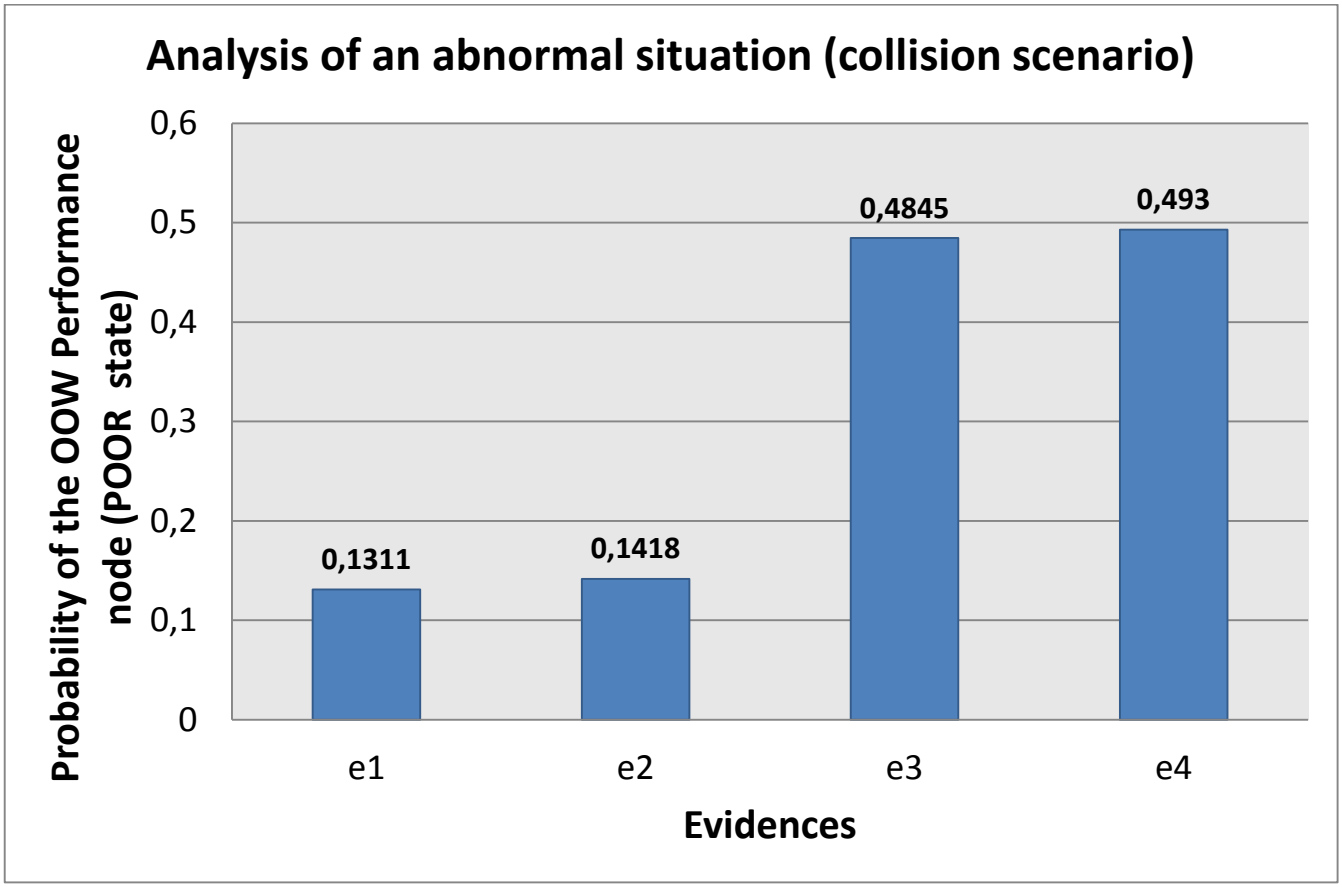


Figure 16: Probability estimation of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2.

The Figure 17 demonstrates the calculation of the posterior probability of the collision node. As depicted, time of day slightly decreases the probability of collision avoidance, when low competence decreases it even more. In addition, HMI problems decrease radically the probability of collision avoidance. On the other hand, the existence of visual detection increases the probability to the previous levels and then poor human performance and distance to collision reduce it even more. The correct navigational system detection radically increases it once again. As assumptions, HMI problems, visual detection and navigational system detection influence the probability of collision avoidance in the greatest level, followed by competence, performance and distance collision that influence it in a smaller scale. The increases and decreases of the probability, reside to the fact that visual detection and navigational

system detection evidences are positive, where all the other evidences are negative. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

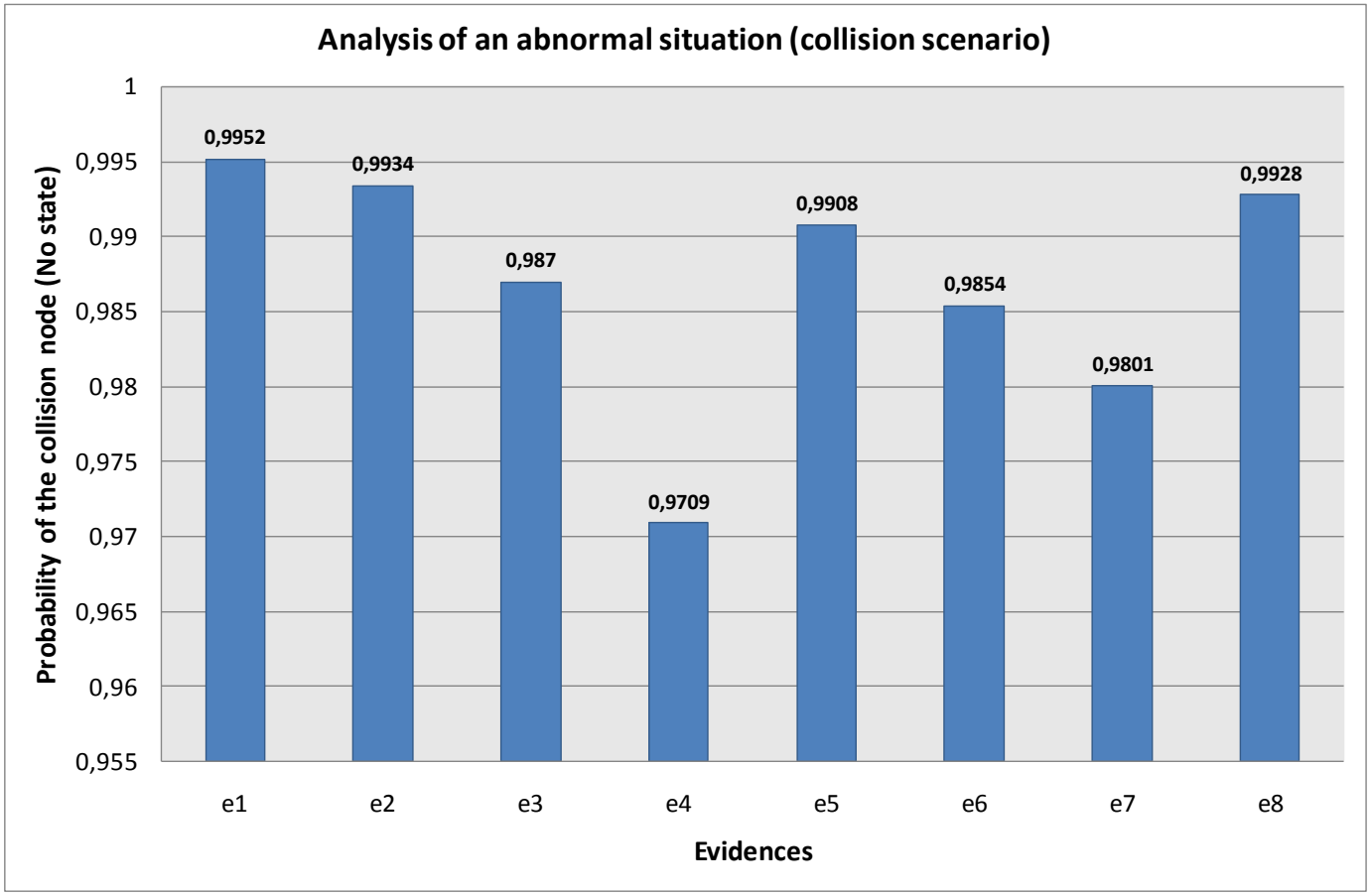


Figure 17: Probability estimation of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2.

CASE STUDY #3

<u>The following abnormal scenario is an actual incident (id1755).</u>

Narrative (main):

Car carrier CYGNUS ACE departed from Mikawa Port, Aichi Pref. for Yokohama Ku, Keihin Port, Kanagawa Pref. with her master and 18 crew members. Multi-purpose cargo ship ORCHID PIA departed from Kashima Port, Ibaraki Pref. for Yeosu Port, Republic of Korea with her master and 15 crew members. The two vessels collided with each other at eastward offshore Oshima island, Tokyo at around 02:13, March 10, 2009. At the time of the collision, the CYGNUS ACE was proceeding southeastward, to adjust the time of arrival at Yokohama Ku, while the ORCHID PIA was proceeding southwestward. As a consequence of the accident, ORCHID PIA

was sunk and all of the crew (16 people) went missing. The CYGNUS ACE sustained damage in the bow section including ruptures leading to flooding, but no casualties to her crew.

Narrative (VHF, -):

"It is considered highly probable that Vessel A was called twice by vessel B on the VHF at about 2:05, but did not respond.""It is considered probable that since Officer A was at the chart table making entry to the ship's logbook when vessel B called vessel A on the VHF, he could not respond to the calls from vessel B."

User Material: The 2nd officer did not respond to the VHF call from the other vessel.

Causality Level: Communication about intentions and discussions about navigational plan would have probably prevented the accident.

External Error mode: The accident report is not very clear on this point. What can be said based on the data recorder is that the 2nd officer did not answer the calls by the other vessel. But there are no suggestions as to why.

Internal Error mode: The 2nd officer did not answer the VHF calls by the other ship. Therefore information could not be exchanged/not transmitted.

Symbolic Barriers: The seaman who was supporting the officer on the watch could have heard the calls and warned the officer. The seaman however was on the wing on look-out duties and did therefore not hear the VHF calls and could not warn the officer.

Narrative (Radar, inadequate training/ instruction, lack of experience):

"According to the statement of officer A, he first detected vessel B on the radar off the port bow of vessel A at about 2:00, and that the ARPA indicated that the vessel B was to pass ahead of vessel A.""It is considered probable, therefore, that since officer A, due to his lack of expertise in handling of ARPA, was unable to perform watchkeeping duties properly over the radar, he did not notice that vessel B was in fact in a position to pass astern of vessel A.

User Material: It is indicated in the report that the second officer has serious deficiencies in handling the radar. He expected the other vessel to pass in front of him, when it really would have passed after him.

Causality Level: The 2nd officer had a wrong understanding of the situation which led him to the assumption that the other vessel would pass in front of him in several minutes when it really would pass behind him. This evaluation of the situation was not causal to the accident which later occurred. However, the evaluation of the situation has probably had some effect on his decisions.

External Error mode: The perceived information from the radar was interpreted wrongly. The accident report states that the 2nd officer did see the other vessel on the radar, but he expected the other vessel to pass in front of him whereas the analysis suggests that the vessel would have passed astern.

Internal Error mode: The 2nd officer did not apply the COLREGs properly. He should have kept his course. Instead he initiated a collision avoiding maneuver.

Psychological Error Mode: this maneuver was executed in the wrong direction.

Personal Factors: The 2nd officer was convinced that the other vessel would pass in front of him. This misinterpretation of the radar data led him to the wrong decision not to act.

External Environment: It is indicated that the 2nd officer was not provided with the regular guidance and direction concerning safe navigation by the master. It is also indicated, that the 2nd officer was lacking experience.

Incorporeal Barriers: The CPA/TCPA alarm sounded twice. The first time the 2nd officer felt that there was no danger as he expected the other vessel to pass in front of his vessel within several minutes. When the alarm sounded again 2minutes later, officer A started a left turn to avoid collision. The seaman who was supporting the officer on the watch should have seen the other vessel, seen that the vessel would pass astern and warned the officer. The seaman however claims he has only seen the other vessel several seconds before the accident. The VHF communication that was initiated by the other vessel should have worked as a barrier. The officer did not react to the calls. Looking at the predictions given by the relative vectors of the radar should have shown the operator that the other vessel was to pass in front of the own vessel.

Narrative (Radar, inadequate training/ instruction, lack of experience):

The 2nd officer was watching the radar, seeing the other vessel, but did not realize that the other vessel was changing course until it was too late.

Location where error occurred: Furthermore it is indicated as being probable that the officer might have misjudged the movement of the other vessel with which they latter collided. He “did not notice that the compass bearings of vessel B had veered leftward in relation to his vessel.”

Causality Level: It is indicated in the report that the first officer has serious deficiencies in handling the radar. It is indicated as being probable that the officer has misjudged the movement of the other vessel with which they later collided. He “did not notice that the compass bearings of vessel B had veered leftward in relation to his vessel.” Had he realized in time how critical the situation really was, and had the 2nd officer realized that the vessel turned in a collision course, he could have started with countermeasures earlier and might have prevented the accident.

External Error mode: The 2nd officer did not perceive the change in course. The change in course was visually not detected.

Internal Error mode: The 2nd officer did only realize too late that the other vessel turned on a collision course and did therefore only react too late so that the collision could not be prevented.

Psychological Error Mode: There is no detail on the reasons to be found in the report. By method of being able to eliminate the other reasons from the report, it can be assumed that the 2nd officer did not see the change of course because he did not expect the other vessel to change into his course.

Competency Experience: It is indicated in the report that the 2nd officer was inexperienced and did also not get the needed guidance on safety navigation.

Incorporeal Barriers: The master did only look at the radar to analyse the situation. Had he properly looked out through the window he would have seen that the other vessel was changing course.

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario.

- OOW Tasks/Responsibilities : EXTREME (e1)

Not directly stated in the report. Rather “Extreme” considering multitasking on board

- Mishear : YES (e2)
- Inadequate Training-Competence : YES (e3)
- Training Competence : INADEQUATE (e4)
- Organizational Factors : POOR (e5)

- External Communication : NO (e6)
- OOW Detection : WRONG (e7)
- Encounter Type : CROSSING (e8)

The Figure 18 demonstrates the calculation of the posterior probability of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. From the figure below, training competence exceeds as the paramount factor for human performance, increasing rapidly the probability of poor performance. Inadequate training competence follows with a smaller change in human performance. The rest factors influence performance in a similar manner. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

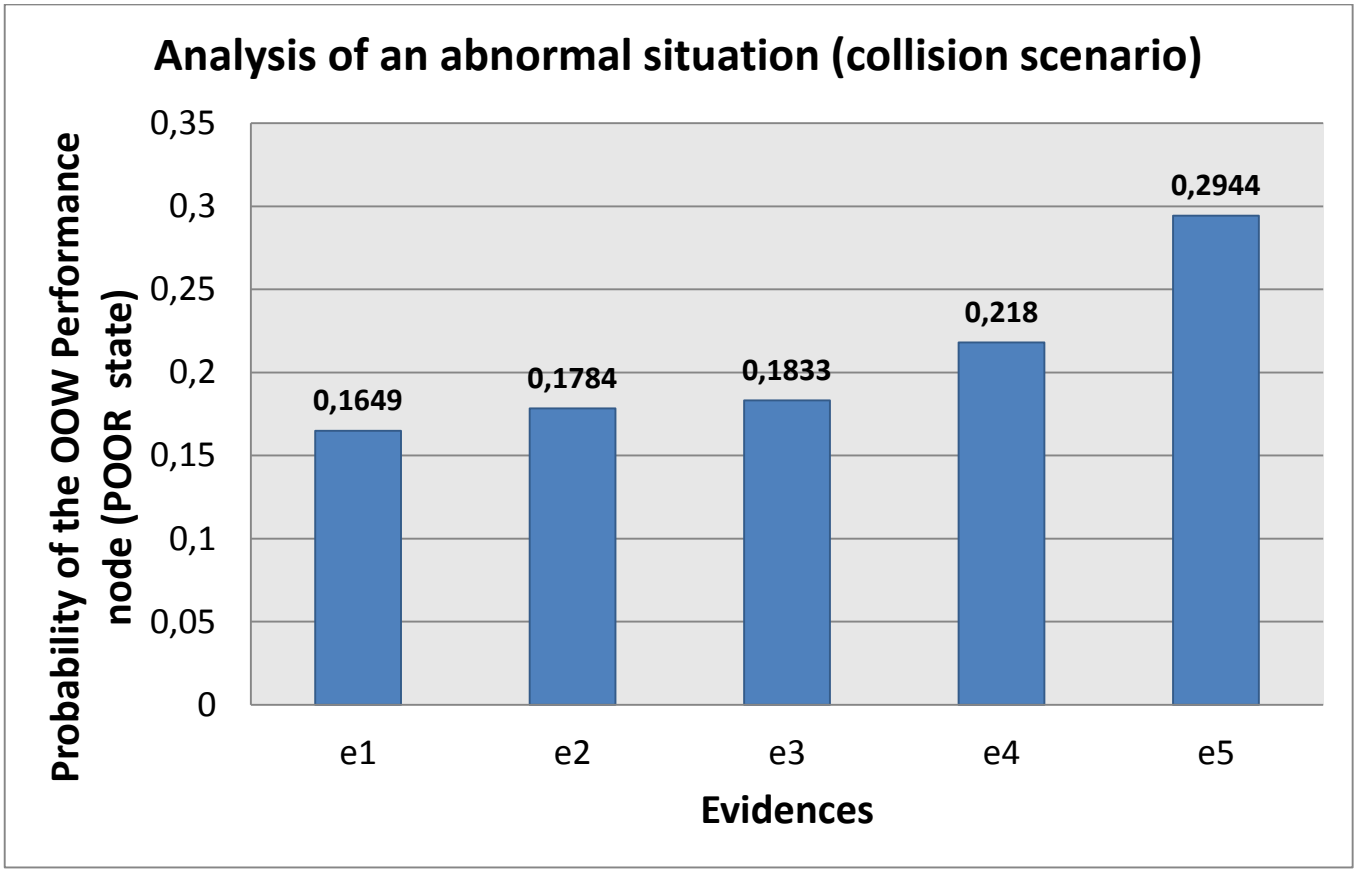


Figure 18: Probability estimation of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3.

The Figure 19 demonstrates the calculation of the posterior probability of the collision node based on the aforementioned evidences. OOW detection is without question the most important factor, reducing the probability of collision avoidance from 98.9% to 7.3%. All the other factors contribute with slight changes. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

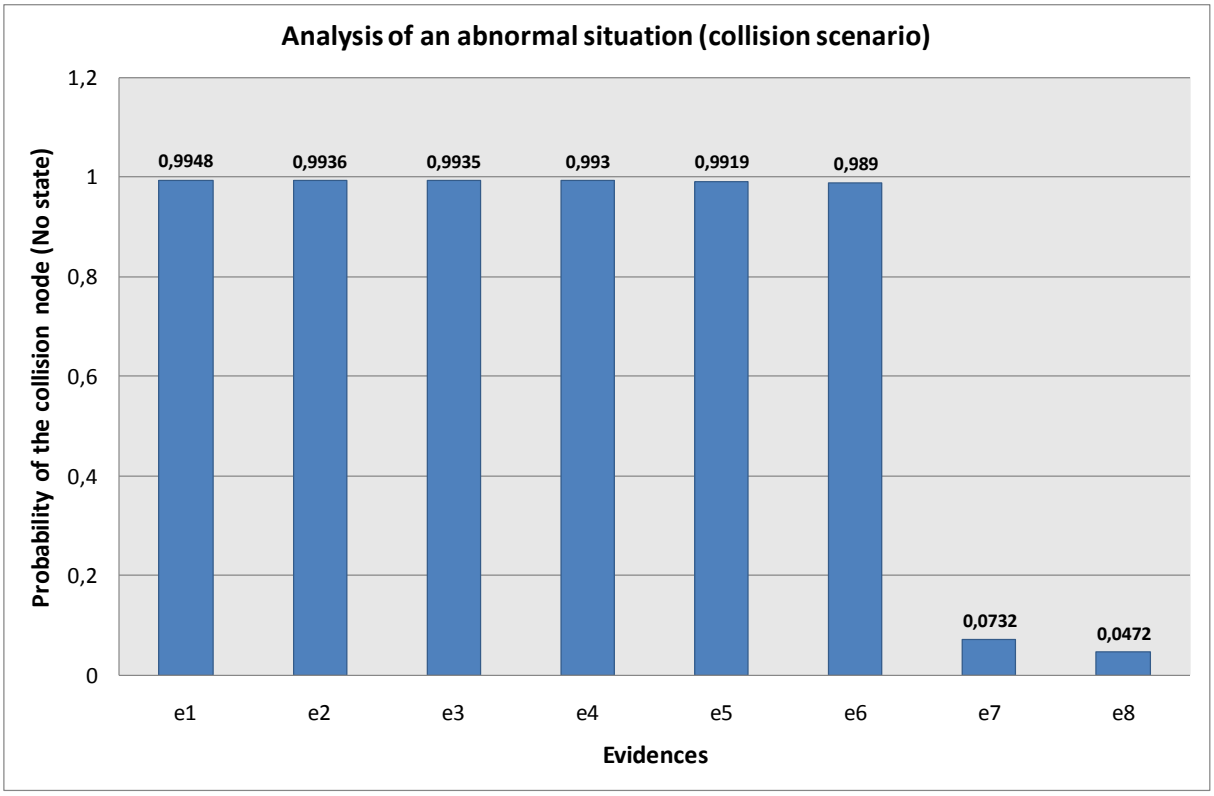


Figure 19: Probability estimation of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3.

CASE STUDY #4

<u>The following critical scenario is an actual incident (id1914).</u>

Narrative (main):

The general cargo ship Martin Princess and the container ship Renate Schulte collided on 27 June 2009 whilst navigating in the Aegean Sea close to Bozcaada Island. Marti Princess was southbound, Renate Schulte northbound. On Martin Princess, the OOW and the master had just made an alteration in course to pass behind the stern of another ship (Ilgaz) and were coming back to the original heading.

Both crew members did not see Renate Schulte ahead until a few minutes before the collision. On board Renate Schulte, the OOW was monitoring Ilgaz. Marti Princess was noticed at about 2200 on radar when she was between four and five nautical miles apart. When the ships were about two nautical miles away, Renate Schulte called Marti Princess by her name on the VHF radio on more than one occasion to establish her intentions. However, no reply was heard. Some time later, the look-out reported that he could see both sidelights – evident that Marti Princess was dead ahead on a reciprocal course. At about 2209, both ships began to take evasive actions. But now, very close to one another, there was insufficient room to turn and avoid the collision. At 2210 the ships collided with Renate Schulte's bow striking the port side of Marti Princess' cargo area. Both vessels were unable to proceed and salvors were contacted to separate the two vessels.

Narrative (Radar, PSF time of day):

The alteration of Marti Princess to her previous course resulting from a lack of situation awareness resulted in a close-quarters situation with Renate Schulte. Whilst the master managed to intervene and succeeded in his maneuver to avoid a potential collision between Ilgaz and his ship, none of the crew members focused on the wider context in order to determine the consequences of their maneuvers vis-à-vis the northbound Renate Schulte. None of the crew members on Marti Princess was aware of the developments and close-quarters situation which had by then developed between the ships. The OOW asked the master for authorization to steer back to the original course once the stern of Ilgaz was cleared. The master however was not aware of the situation that had developed between them and Renate Schulte.

External Error mode: Renate Schulte was only perceived on the radar after the maneuver bringing the vessel back to its original course was already started.

Internal Error mode: Traffic monitoring was not done with enough care and situation awareness.

External Environment: Dark, no moonlight.

Symbolic Barriers: The report indicated that barriers were missing. The report mentions a proper look-out, effective monitoring of equipment, AIS equipment was not interfaced with radar sets (the list of vessels stored in the AIS system was therefore not readily available when needed.

Narrative (AIS, PSF stress):

When steering back on the original course, did the master of the Martin Princess notice another ship almost dead ahead. The vessel appeared to be very close. The master proceeded to the AIS to check the vessel's name, but was unable to identify it. Then the master called the ship on his starboard side (without saying a name).

Approximately 30 seconds later the master repeated this call via VHF. This call was not responded to by the Renate Schulte.

Location where error occurred: Extracting information from AIS

External Error mode: The master proceeded to the AIS to check the vessel's name, but was unable to identify it.

Internal Error mode: The master checked the AIS for the vessel name, but could not detect it.

Personal Factors: At that point the master was already in a slight panic as he saw the situation develop and didn't know what to do.

Narrative (VHF, -):

When the ships were little more than 2 nautical miles apart and it became clear the they were on a collision course, did the OOW of Renate Schulte try to call Marti Princess twice (using her name!), but without reply which suggests that the OOW and master of Martin Princess did not perceive the call.

Operator who performed the error: Officer on watch

Personal Factors: No reason is given in the report as to why Marti Princess did not receive the VHF call from the other vessel and did not reply. However, with the traffic situation that they were in and the traffic monitoring they were doing, they might have been distracted.

Incorporeal Barriers: The report indicated that barriers were missing. The report mentions a proper look-out, effective monitoring of equipment, AIS equipment was not interfaced with radar sets (the list of vessels stored in the AIS system was therefore not readily available when needed.

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario.

- Stress : HIGH (e1)
- Mis-see : YES (e2)
- No Detection : YES (e3)
- Late Detection : YES (e4)
- Working Conditions : DIFFICULT (e5)

Not directly stated in the report. Rather "DIFFICULT" considering darkness, without moonlight

- External Communication : NO (e6)
- Distance to Collision : CPA LOWER THAN 3 MILES (e7)

The Figure 20 demonstrates the calculation of the posterior probability of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. From the figure below, working conditions exceed as the paramount factor for human performance, increasing rapidly the probability of poor performance. The rest factors influence performance in a similar manner. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

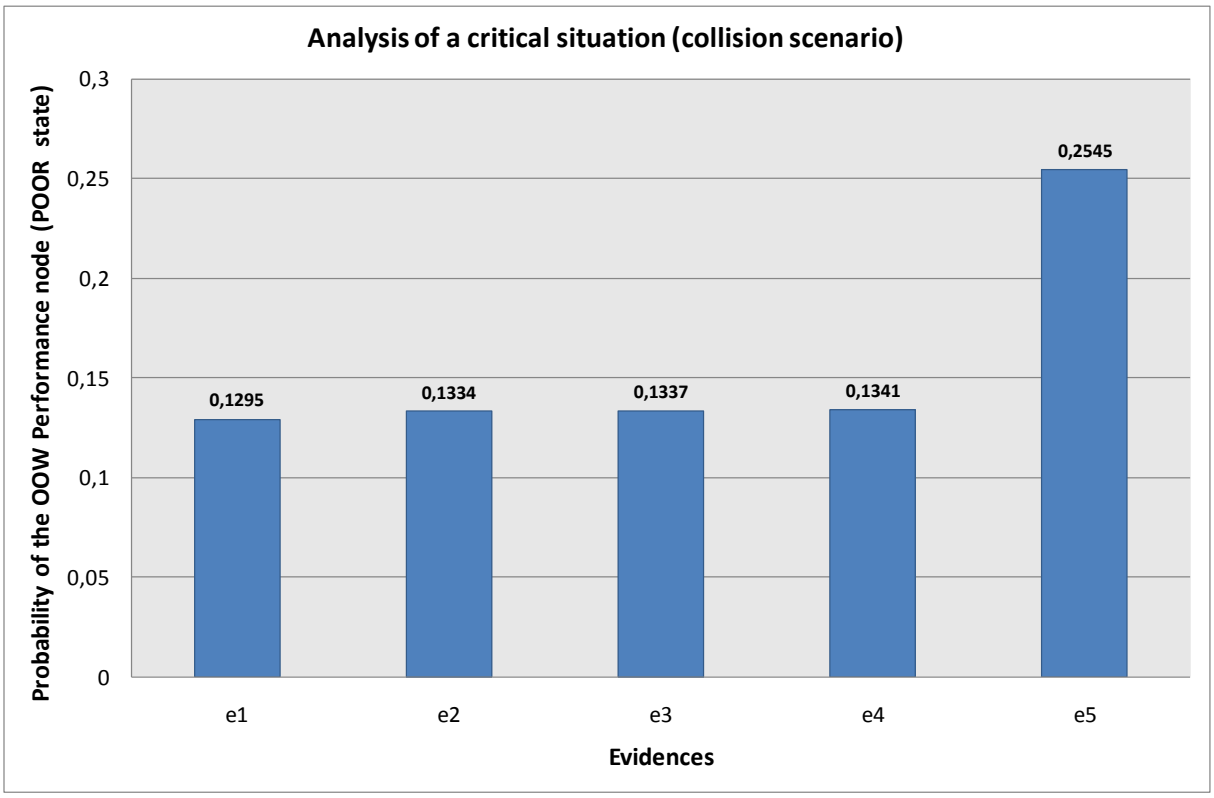


Figure 20: Probability estimation of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4.

The Figure 21 demonstrates the calculation of the posterior probability of the collision node based on the aforementioned evidences. Distance to collision is recognized as the most important factor in this scenario, resulting to the greatest decrease in the collision avoidance probability. Lower decreases, but still very important, are produced by difficult working conditions and the lack of external communication. The rest factors influence performance in a similar manner. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

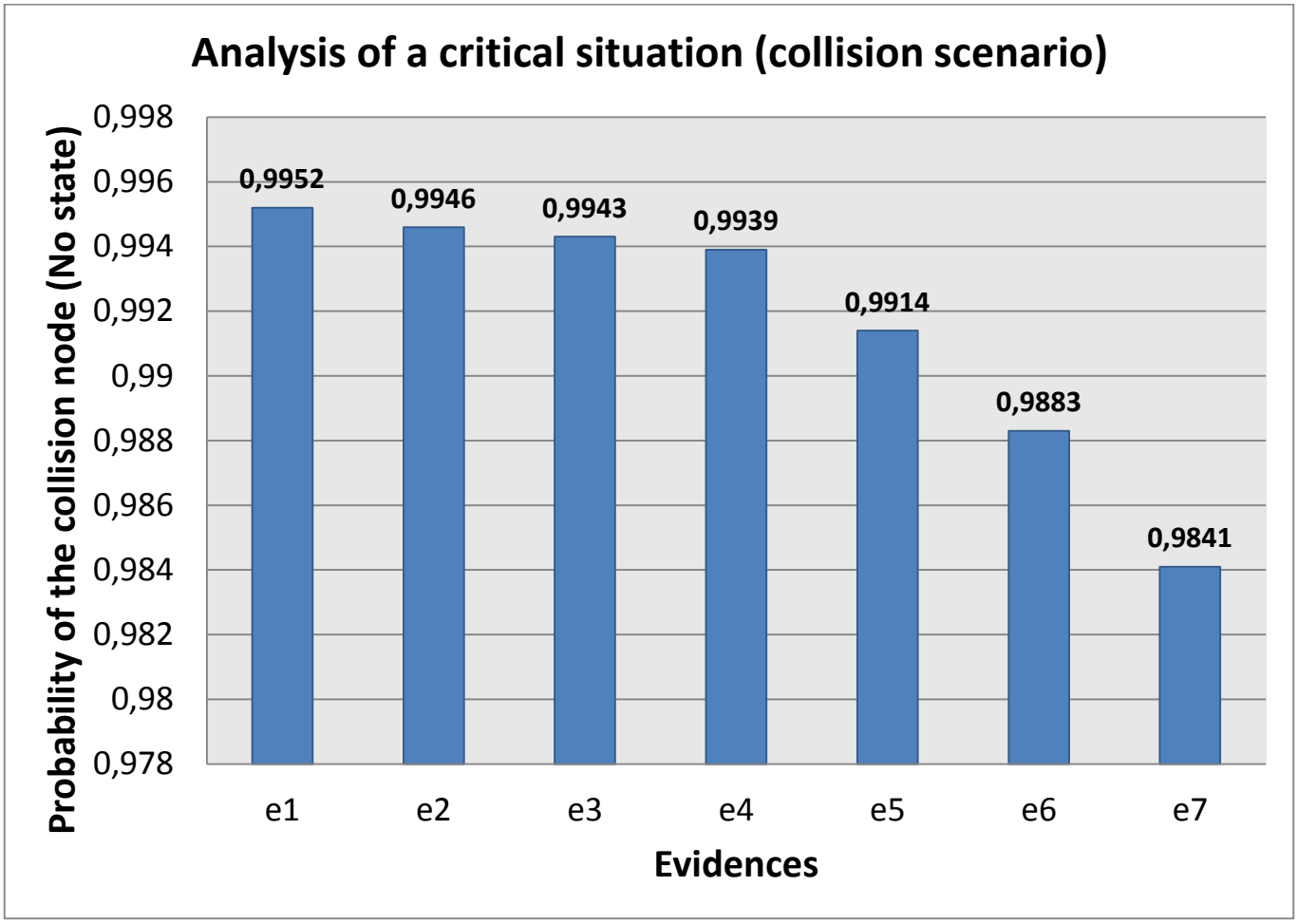


Figure 21: Probability estimation of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4.

CASE STUDY #5

The following(critical)scenario is an actual incident (id1717).

Narrative (main):

On 27 February 2010 the Finnish flagged vessel GLOBAL CARRIER was on a routine voyage from Turku, Finland bound for Oxelösund, Sweden with a cargo of semitrailers and trucks. There was dense fog in the archipelago but pilot assistance was not considered because the Master was licensed to carry out piloting. The Master had previous experience of this fairway in similar visibility conditions. GLOBAL CARRIER approached the archipelago with a speed of 16.2 knots and navigation was carried out by the OOW, the 1st Officer and the Master was on the bridge. Two radars were in operation, one in 0.75 NM range and the other in 1.5 NM range. The electronic chart display was also in use. When passing Ljungskär the speed was still 16.2 knots and the distance to harbour was 0.6 miles. At this stage the Master was in charge of navigation. The speed was reduced to 12.8 knots after passing Ljungskär. There was no communication concerning the maneuvers between the team members on the bridge. The speed should normally have been 6 knots when passing Ljungskär. Chief Officer released the first Officer about ten minutes prior the approach to harbour. The Master did order the Chief Officer for look out as there was no dedicated watchman for lookout. By this order the Chief Officer lost his situational awareness. GLOBAL CARRIER collided with the alongside moored M/V ECOSTAR G.O in Oxelösund port with the speed of 7.2 knots.

Narrative (Radar, weather):

The master did not realize that he was already further in the harbour than he thought. He thought that he was at a distance of 0.9nm from the harbour when in reality he was at a distance of 0.34nm from the pier.

User Activities: Radar display range used by the Master was 0.75 NM which according to the Master could have been one of the reasons for misinterpretation the radar picture. The Master thought he had more space before approaching the harbour basin for the manoeuvre. The other radar beside the Master was on 1.5 NM range and not observed by anyone. The master misunderstood/misinterpreted the 0.75nm radar.

External Error mode: Looking at the radar screen and misinterpreting the scale of the same and from the information that the master received from the chief officer telling him that he has spotted a red buoy, the master assumed that this must be the first one indicating a distance of 0.9nm from the harbour. In reality, the vessel was already in the harbour.

Internal Error mode: The master did not realize that he was already further in the harbour that he thought. He thought than he was at a distance of 0.9nm from the harbour when in reality he was at a distance of 0.34nm from the pier.

External Environment: Visibility was very poor.

Incorporeal Barriers: The COLREGs state that in reduced visibility vessels must proceed at a safe speed. According to the accident report, Global Carrier was too fast. Furthermore, the Safety Management System was not fully implemented onboard.

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario.

- Operations : POOR (e1)
- Organizational Culture : POOR (e2)
- Staffing Characteristics : POOR (e3)
- Weather : FOG (e4)
- Lack of Experience/Orientation : NO (e5)
- OOW Tasks/Responsibilities : EXTREME (e6)
- Communication with Bridge Team : SUBSTANDARD (e7)
- Radar Detection : NO (e8)
- OOW Detection : NO DIAGNOSIS (e9)

The Figure 22 demonstrates the calculation of the posterior probability of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. In this scenario, OOW tasks/responsibilities are by the far the most influencing factor, resulting to an increase of almost 7% to the poor performance probability. A much smaller increase is noted due to the weather factor. Another important fact is that existence of crew experience/orientation slightly decreases the probability of poor performance. The rest factors influence performance in a similar manner. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

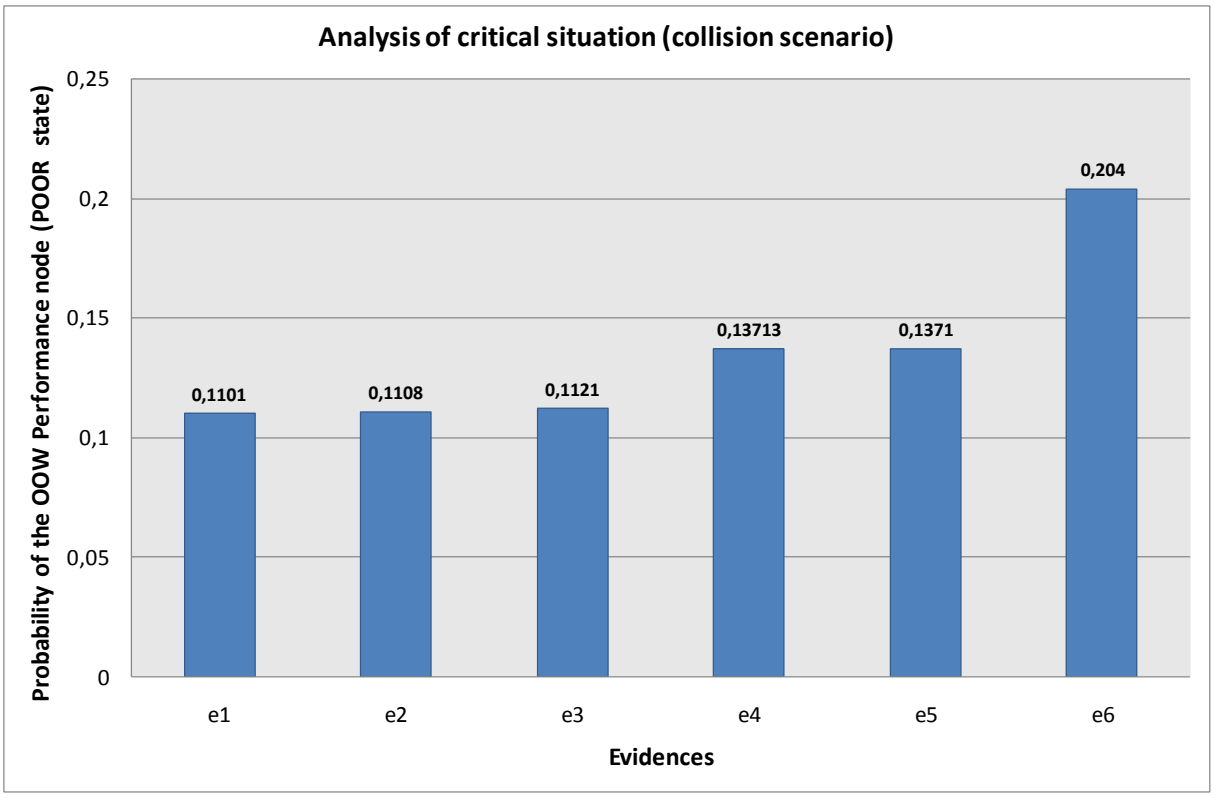


Figure 22: Probability estimation of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #5.

The Figure 23 demonstrates the calculation of the posterior probability of the collision node based on the aforementioned evidences. The contributing factor of paramount importance in this scenario, is OOW detection. The lack of human detection, decreases the probability of collision avoidance from 99.05% to 16.56%. The increases and decreases of the probability, reside to the fact that visual detection and navigational system detection evidences are positive, where all the other evidences are negative. The rest factors influence performance in a similar manner. These conclusions are elicited from the addition of evidence to the previous one.

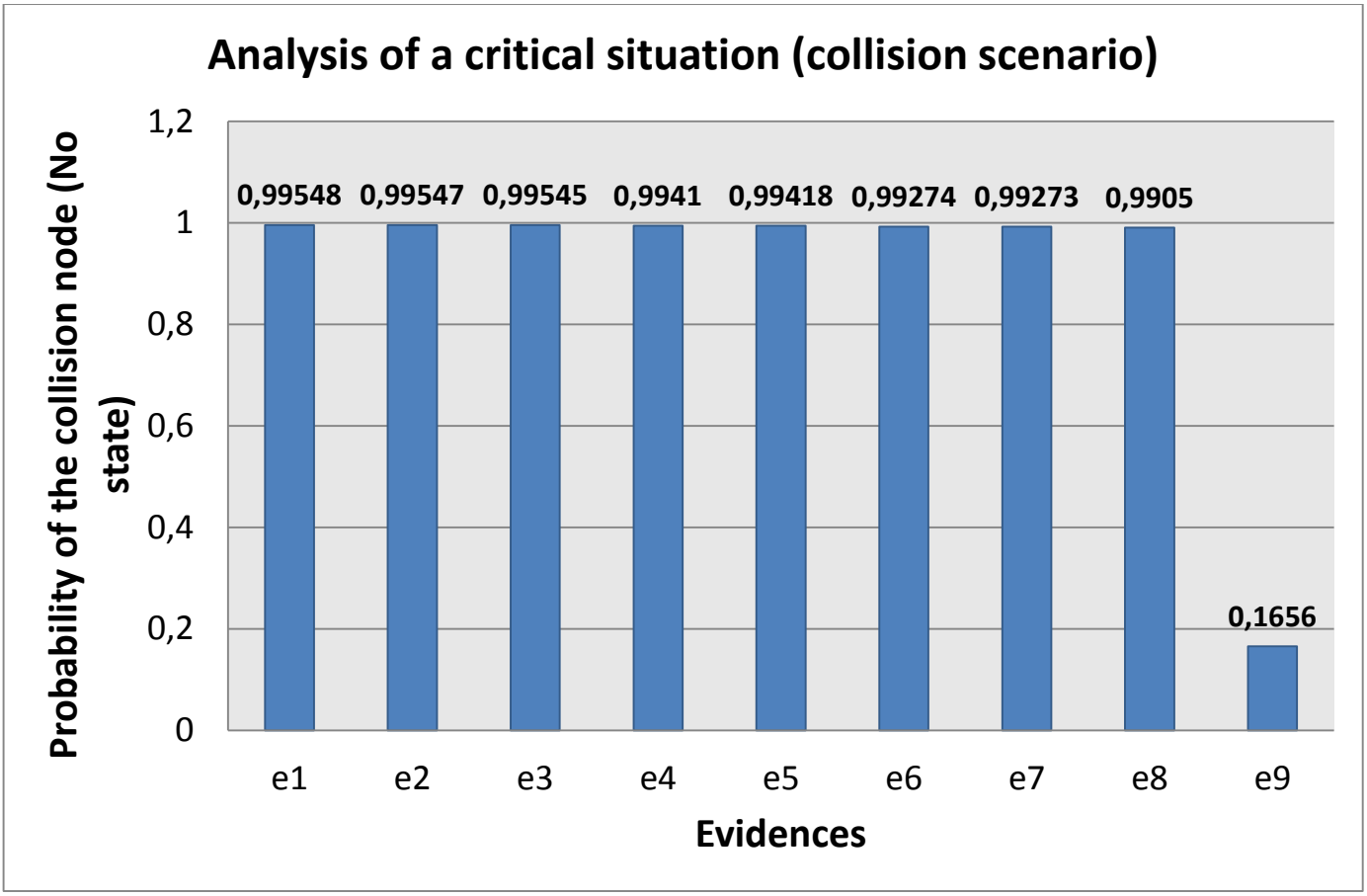


Figure 23: Probability estimation of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #5.

SENSITIVITY ANALYSIS

The results of running our final detailed Bayesian Network model for collision are presented above. As described, the results presentation documents the interaction of evidences to our two target nodes “OOW Performance” and “Collision (Incl. Safety II Elements)”. To identify this interaction, every extracted evidence was added to the previous one, in order to produce a final probability for both human performance and collision, in a grouping mode.

The sensitivity analysis is used to study the influence of each evidence separately and with different dynamics. Evidences are isolated from one another and the influence of each one is identified on both human performance and collision for four basic probabilistic scenarios. In the previous result presentation the addition of evidence was constructed with the “worst case scenario”, which means that each evidence was added to the previous one with evidential probability equal to one (1) which is by definition the worst case scenario.

In the sensitivity analysis process, evidences are studied separately from the others and in addition, we add the following probabilistic values for research:

- **State “0”**. In this state, the probability of the evidence has the exact value from the program run.
- **State “-50%”**. In this state, we define the probability of our evidence, equal to 50% of the state “0” value.
- **State “+50%”**. In this state, we define the probability of our evidence, equal to 150% of the state “0” value.
- **“Worst Case Scenario”**. In this state, we define the probability of our evidence, equal to one (1), which is by definition the worst case scenario. If the state “+50%” exceeds the number one (1), it automatically falls to the “worst case scenario”, as no probability is greater than one.

Based on these values, for each evidence of each case study, both the response of both the “OOW Performance” and the “Collision (Incl. Safety II Elements)” node are identified and studied. Thus, the sensitivity analysis diagrams for both our target nodes are created for each scenario.

CASE STUDY #1

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario #1.

- Time of day : NIGHT (e1)
- Lack of Experience/Orientation : YES (e2)
- Weather : WINDY (e3)
- Procedures : POOR (e4)
- Visual Misperception : YES (e5)
- Visibility : GREATER THAN 1nm YES (e6)
- Radar Detection : NO (e7)

  Not directly stated in the report. Rather “NO” considering scanty radar
- OOW Assessment : WRONG (e8)

The Figure 24 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. As depicted below, the most contributing factors in the differentiation of the poor performance probability (individually), are the weather and the time of day factors. Weather increases dramatically the probability, especially in the WCS (1.5% increase) and alters the performance probability in the “-50%” state. Time of day on the other hand, contribute significantly in the “-50%”, “+50%” and worst case scenarios. Additionally lack of experience/orientation and visual misperception alter the probability importantly, only in the WCS. From all the above we come to the conclusion, that individually, the most important factor is weather, followed by time of day. Lack of experience and visual misperception make slight contributions, with poor procedures being the least important factor.

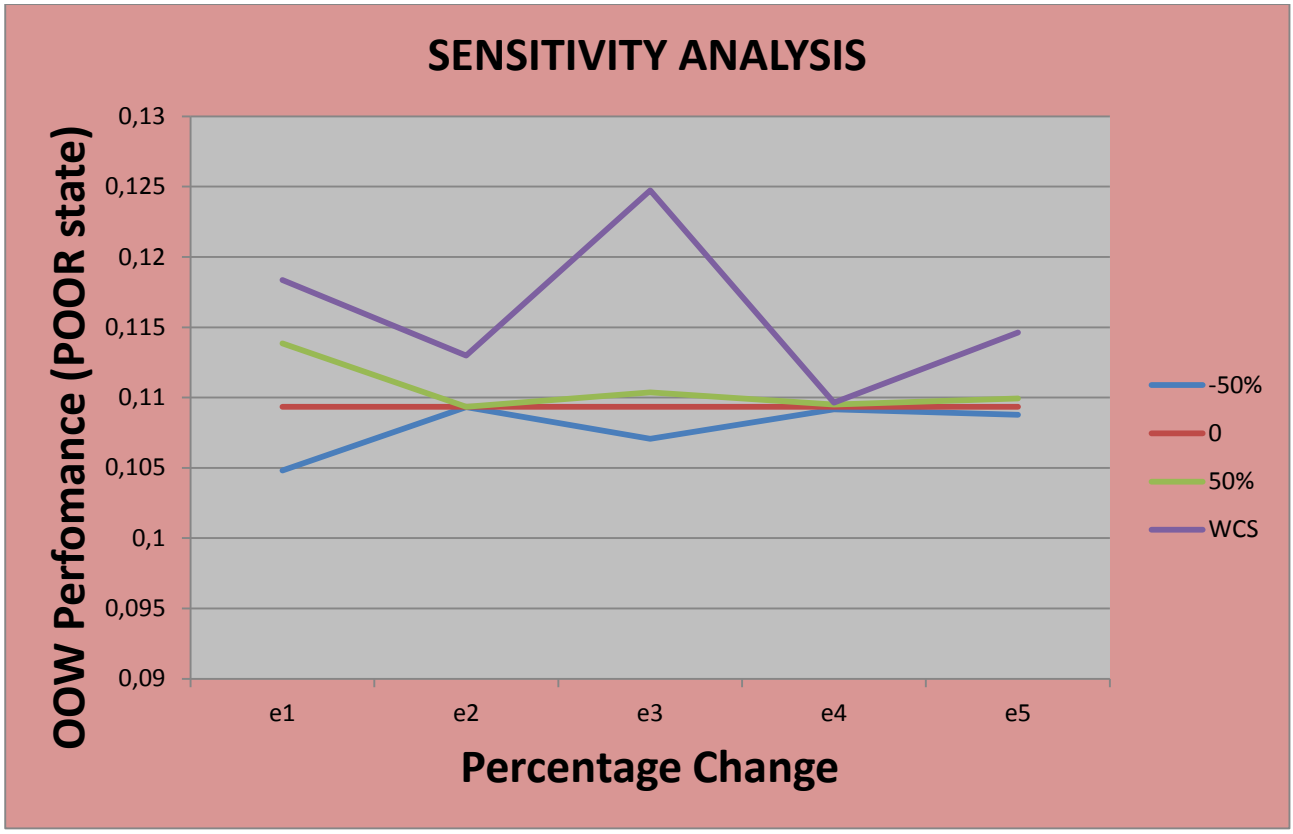


Figure 24: Sensitivity analysis of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1.

The Figure 25 and the Figure 26 demonstrate the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the Collision node based on the aforementioned evidences. We present two graphs, because the probability differentiation caused by e8 in the wcs, is too great that the rest results can't be identified. Thus we provide two figures, one excluding e8 and one including it. As a result we come to the conclusion that assessment is the factor of paramount importance because it single-handedly decreases the probability of CN avoidance from 99% to almost 7%. Afterwards, it is noticeable that time of day is the next most important factor with significant changes in all stages, but much less than the assessment factor. Continuing the sensitivity analysis, visual misperception affects all stages in a lesser form, with visibility having a slight lower influence. Other factors contribute insignificantly.

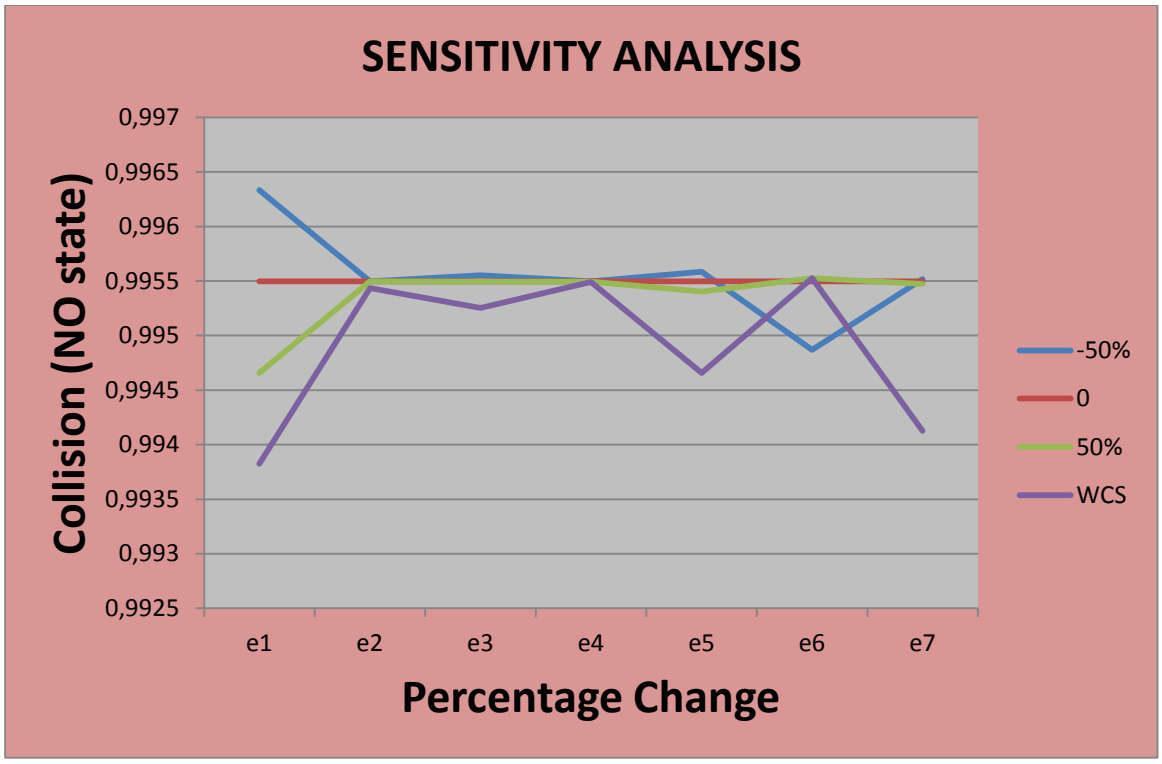


Figure 25: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1 (e8 excluded).

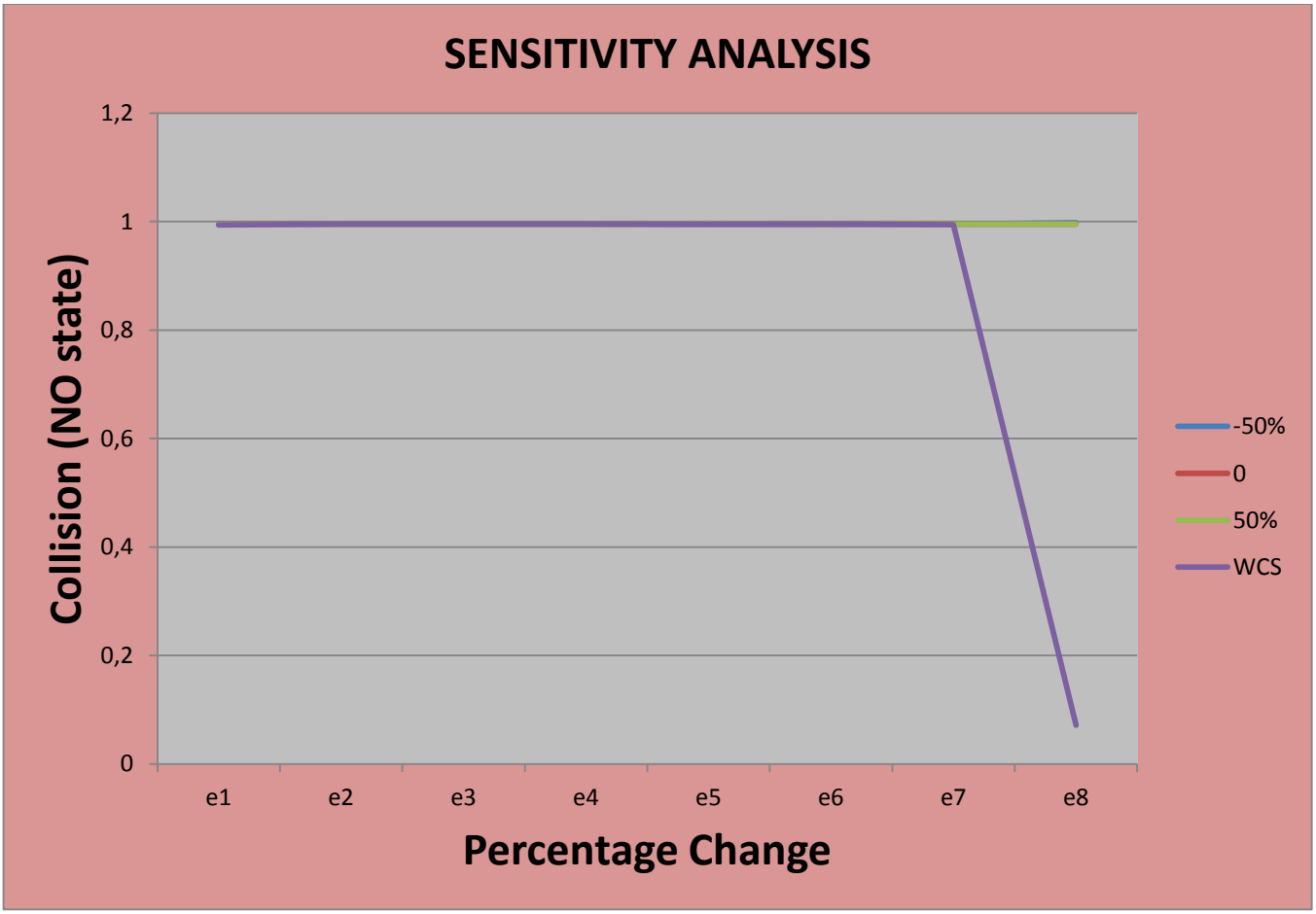


Figure 26: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the normal scenario of the case study #1 (e8 included).

CASE STUDY #2

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario #2.

- Fatigue : YES (e1)

Not directly stated in the report. Rather "Yes" considering early morning time

- Time of day : NIGHT (e2)

Not directly stated in the report. Rather "NIGHT" considering early morning time

- OOW competence : LOW (e3)

Insufficient action for CN avoidance

- HMI Problems : YES (e4)
- Visual Detection : YES (e5)
- OOW performance : POOR (e6)

- Distance to collision : CPA LOWER THAN 3 MILES (e7)
- Navigational system detection : YES (e8)

The Figure 27 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. The most influencing factor, as extracted from the following figure, is the OOW competence. Low competence propels the poor performance probability (in the wcs) to almost 45%. Competence influences all the other states, contributing with the most significant changes. Another lesser factor, is fatigue with slight changes in all states (except the "0" state). The other factors are negligible in comparison with competence and fatigue.

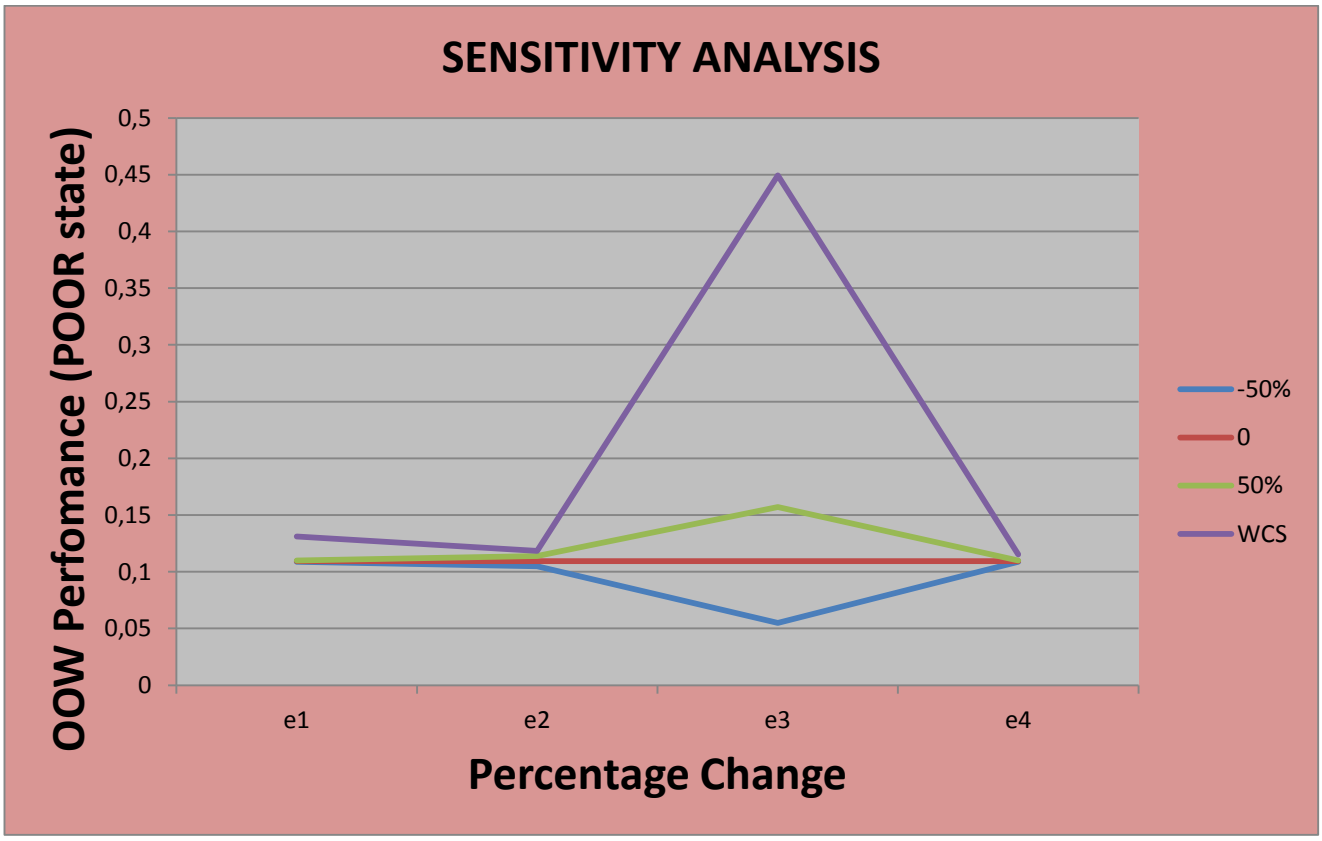


Figure 27: Sensitivity analysis of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2.

The Figure 28 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the Collision node based on the aforementioned evidences. The most influencing factor considering all states is the OOW performance. Afterwards visual detection influences the CN avoidance probability in a similar way with performance, though in a smaller range. Finally, noticeable changes in the wcs are made from the HMI problems factor and in the "-50%" from the navigational system detection. These results are logically acceptable.

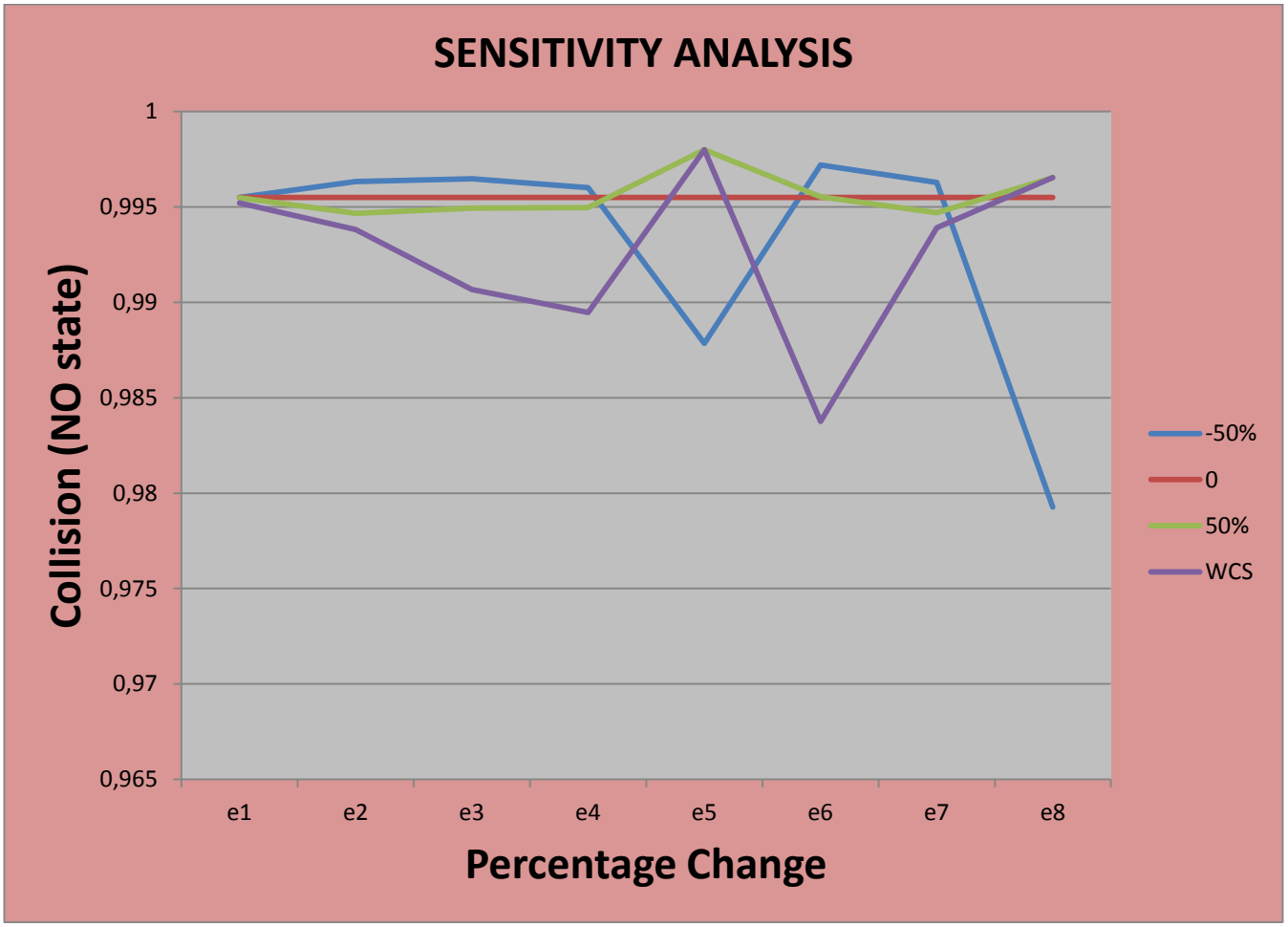


Figure 28: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #2.

CASE STUDY #3

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario #3.

- OOW Tasks/Responsibilities : EXTREME (e1)

Not directly stated in the report. Rather “Extreme” considering multitasking on board

- Mishear : YES (e2)
- Inadequate Training-Competence : YES (e3)
- Training Competence : INADEQUATE (e4)
- Organizational Factors : POOR (e5)
- External Communication : NO (e6)
- OOW Detection : WRONG (e7)
- Encounter Type : CROSSING (e8)

The Figure 29 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. In the wcs, the most influential factor is the OOW tasks/responsibilities. Generally the factor that influences all the states with significant changes is training competence. Finally another point of reference is the organizational factors with smaller influence to the poor performance probability.

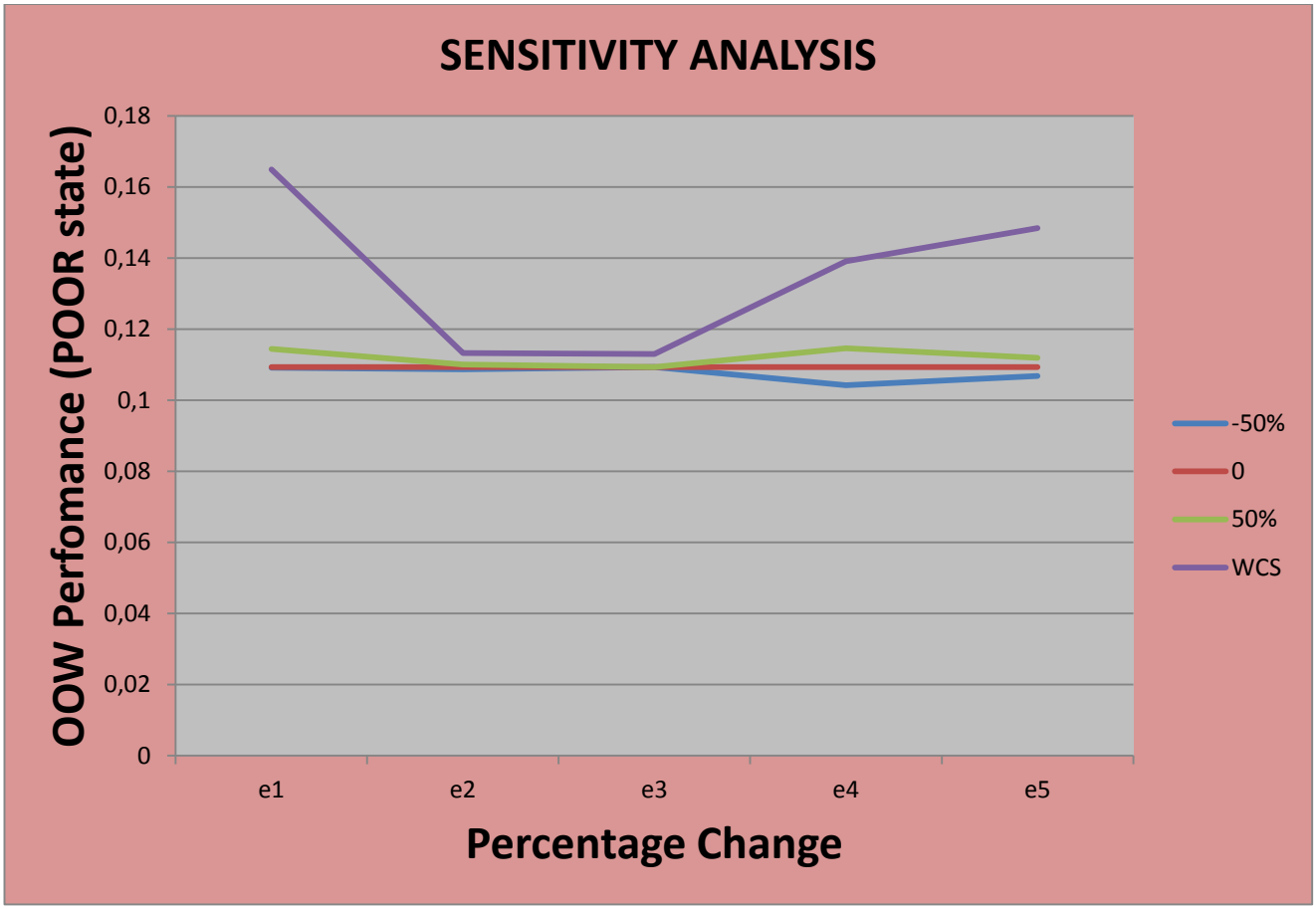


Figure 29: Sensitivity analysis of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3.

The Figure 30 and Figure 31 demonstrate the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the Collision node based on the aforementioned evidences. We present two graphs, because the probability differentiation caused by e7 in the wcs, is too great that the rest results can't be identified. Thus we provide two figures, one excluding e7 and one including it. The most influential factor is by far the human detection, decreasing rapidly the collision avoidance probability in all states. Following the oow detection, external communication provides the most significant changes, although not compared to the detection influences. Finally lesser changes in the wcs and "-50%" are made by the tasks/responsibilities and training competence. The rest factors are insignificant in comparison to these factors.

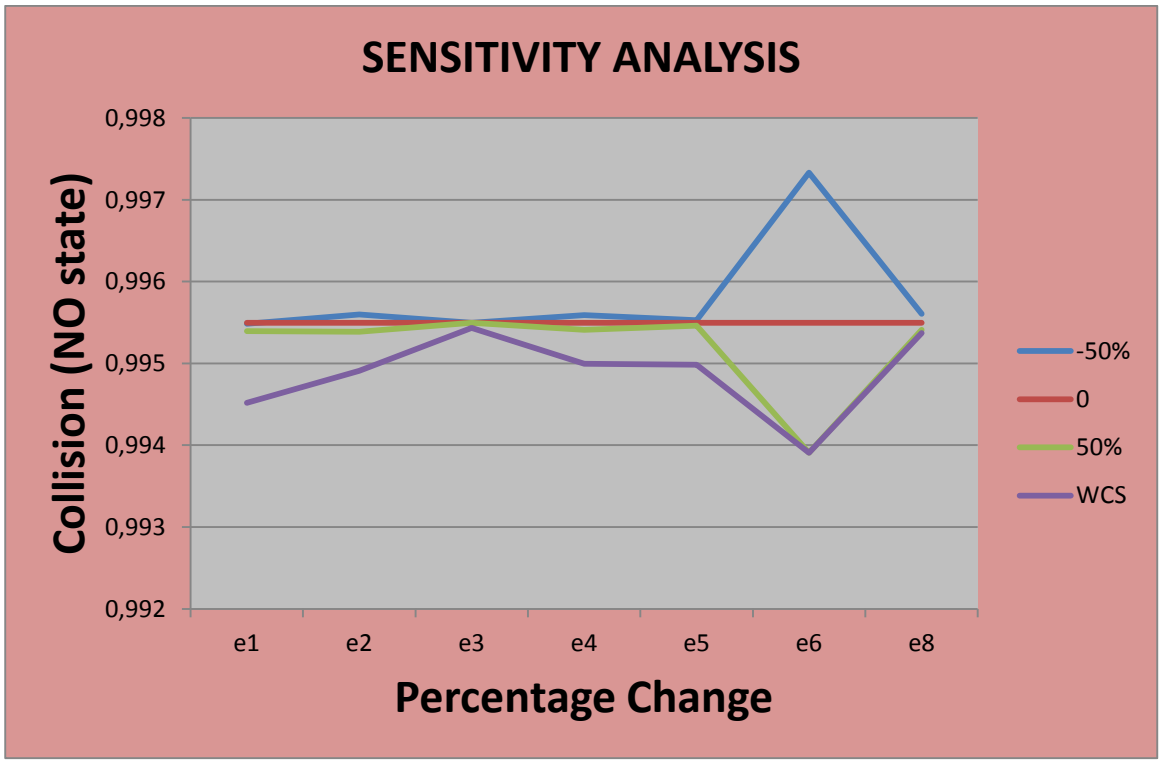


Figure 30: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3 (e7 excluded).

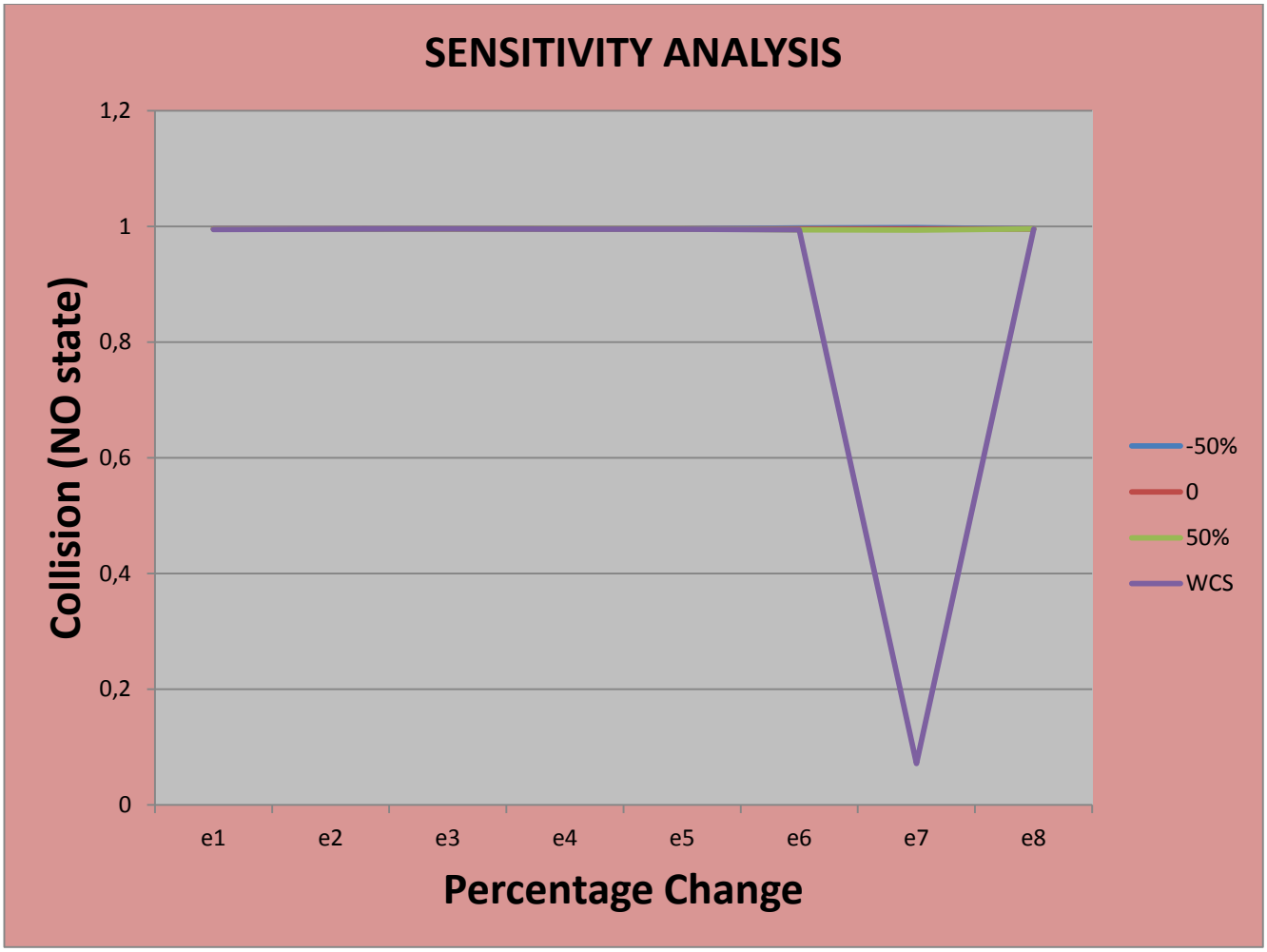


Figure 31: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #3 (e7 included).

CASE STUDY #4

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario #4.

- Stress : HIGH (e1)
- Mis-see : YES (e2)
- No Detection : YES (e3)
- Late Detection : YES (e4)
- Working Conditions : DIFFICULT (e5)

Not directly stated in the report. Rather “DIFFICULT” considering darkness, without moonlight

- External Communication : NO (e6)
- Distance to Collision : CPA LOWER THAN 3 MILES (e7)

The Figure 32 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. In this case study, the poor performance probability is mainly affected from the working conditions factor, with an increase of 11% in the wcs (and major changes in all states). The other point of interest, is stress with significant changes in all states, second only to working conditions. Other factors are negligible.

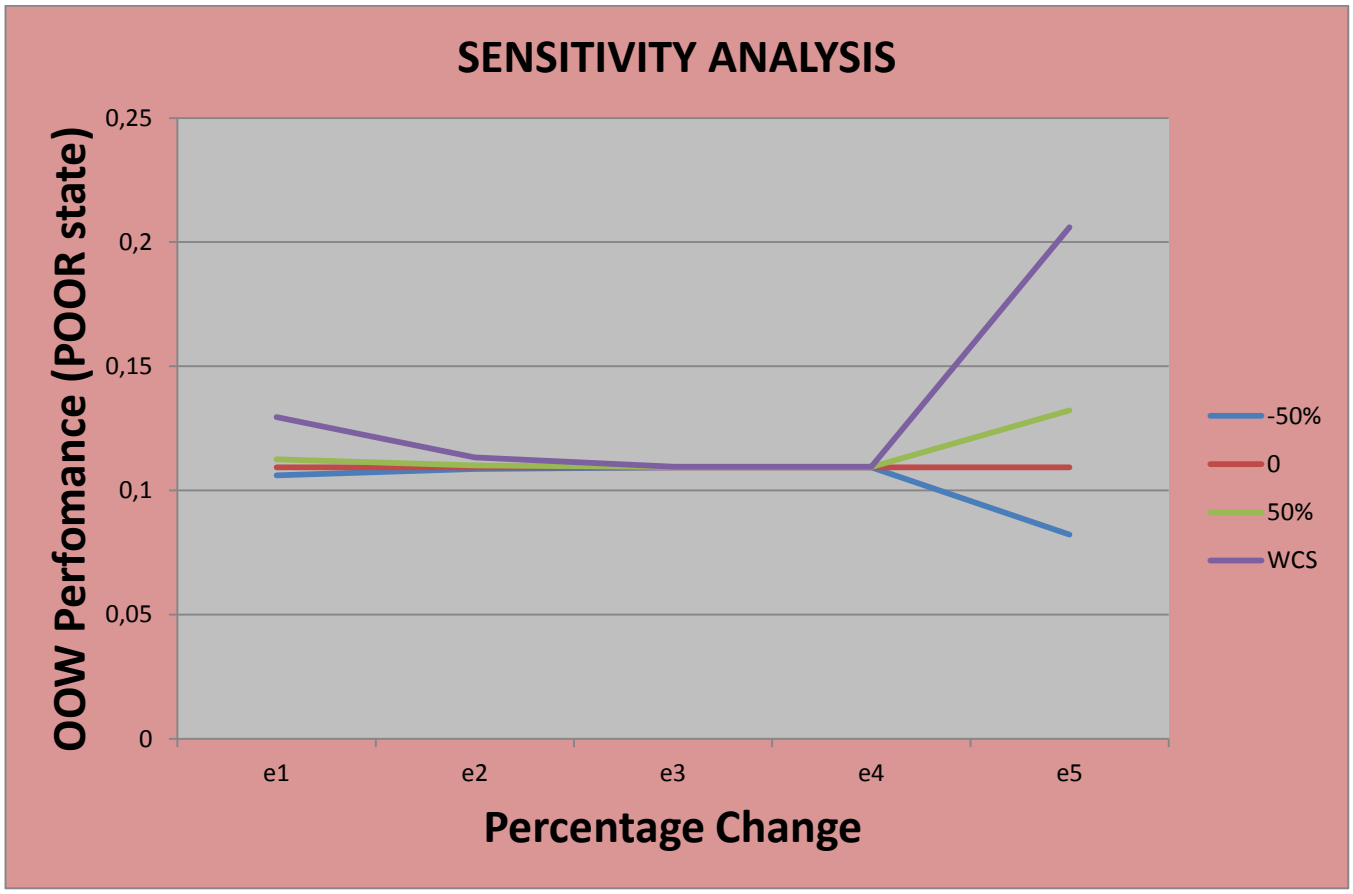


Figure 32: Sensitivity analysis of the POOR state of the “OOW Performance” node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4.

The Figure 33 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the Collision node based on the aforementioned evidences. Most influential in the worst case scenario, are working conditions, external communication and distance to collision, with external communication making very important alterations to the CN avoidance probability in all states. Fourth influential factor is stress with changes of lesser significance in all states.

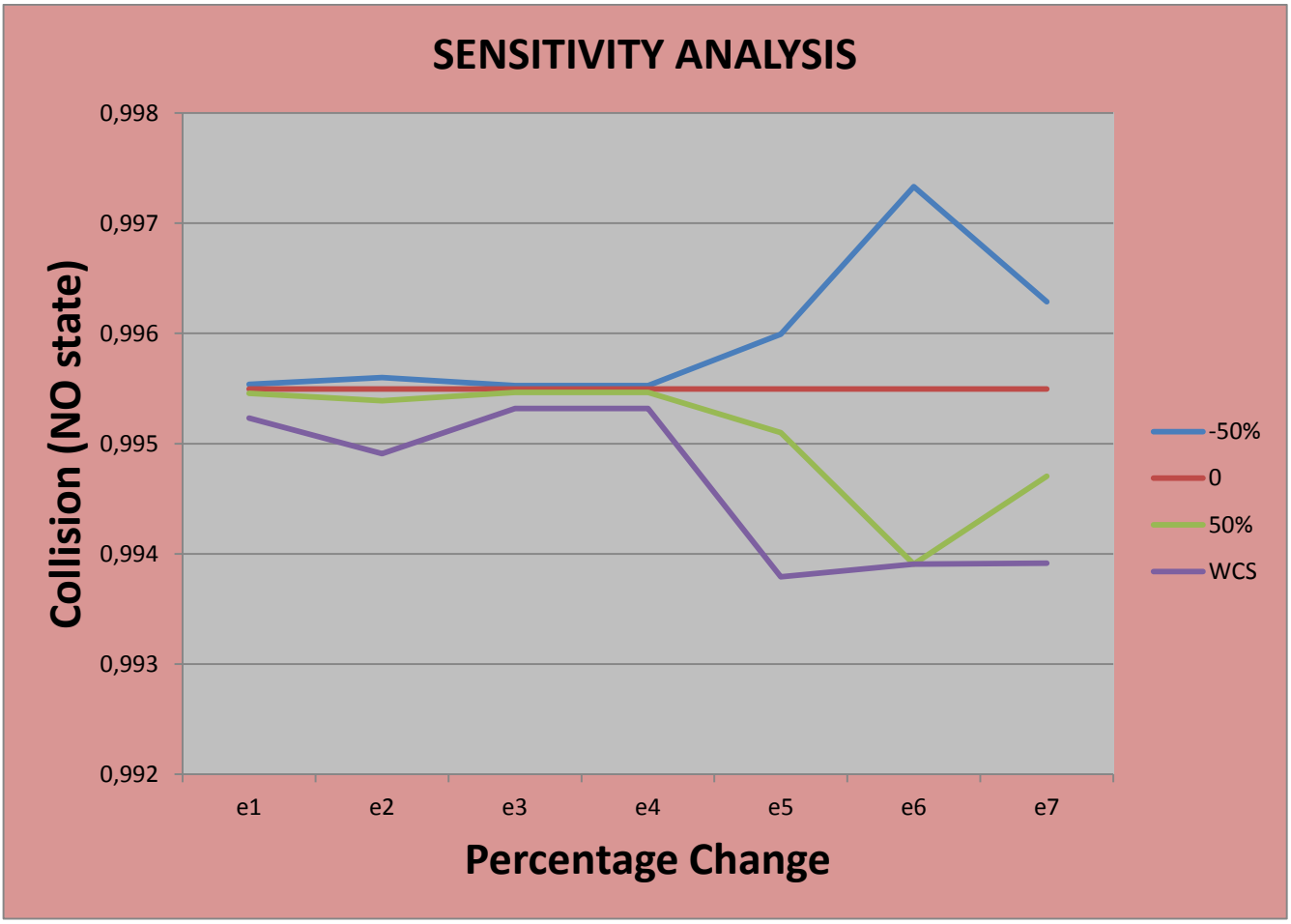


Figure 33: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #4.

CASE STUDY #5

The following evidences derived from the narrative and the report of the case scenario #5.

- Operations : POOR (e1)
- Organizational Culture : POOR (e2)
- Staffing Characteristics : POOR (e3)
- Weather : FOG (e4)
- Lack of Experience/Orientation : NO (e5)
- OOW Tasks/Responsibilities : EXTREME (e6)
- Communication with Bridge Team : SUBSTANDARD (e7)
- Radar Detection : NO (e8)
- OOW Detection : NO DIAGNOSIS (e9)

The Figure 34 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the OOW Performance node based on the aforementioned evidences. The first three factors are insignificant in comparison to OOW tasks/responsibilities, which prove once again the most influential stand-alone node, in all states. Following tasks/responsibilities, weather is the next most influential factor in al nodes.

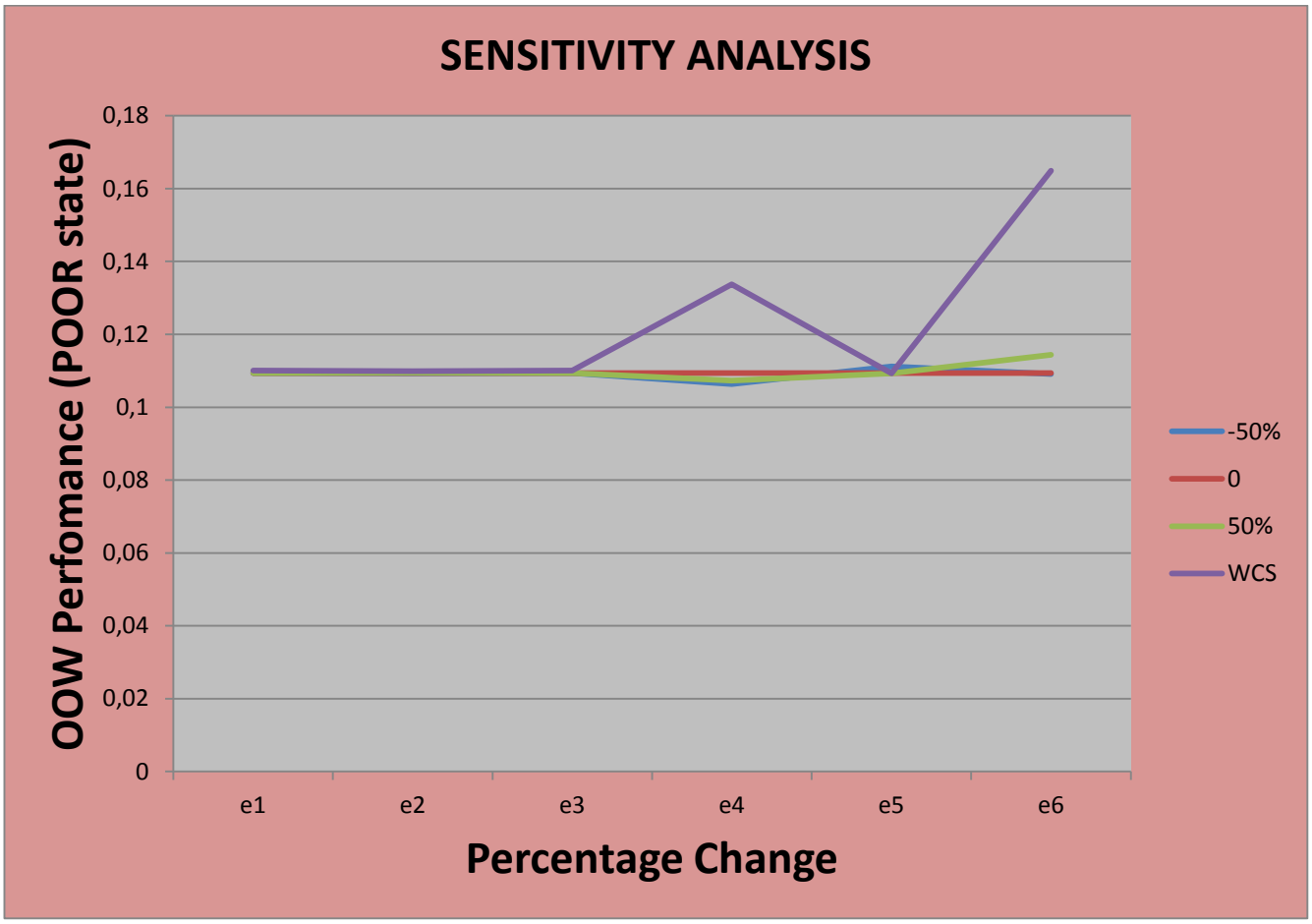


Figure 34: Sensitivity analysis of the POOR state of the "OOW Performance" node, based on the evidences from the critical scenario of the case study #5.

The Figure 35 demonstrates the Sensitivity Analysis of evidences, through the probability calculation of the Collision node based on the aforementioned evidences. We present two graphs, because the probability differentiation caused by e9 in the wcs, is too great that the rest results can't be identified. Thus we provide two figures, one excluding e9 and one including it. OOW detection proves to be the most influential factor in all states, especially in the wcs where the probability of CN avoidance decreases from 99% to 18% only from this factor. Afterwards, weather and tasks/responsibilities once more prove very influential, with significant probability alterations in all states. Finally, important probability decrease in the wcs is caused by the lack of radar detection.

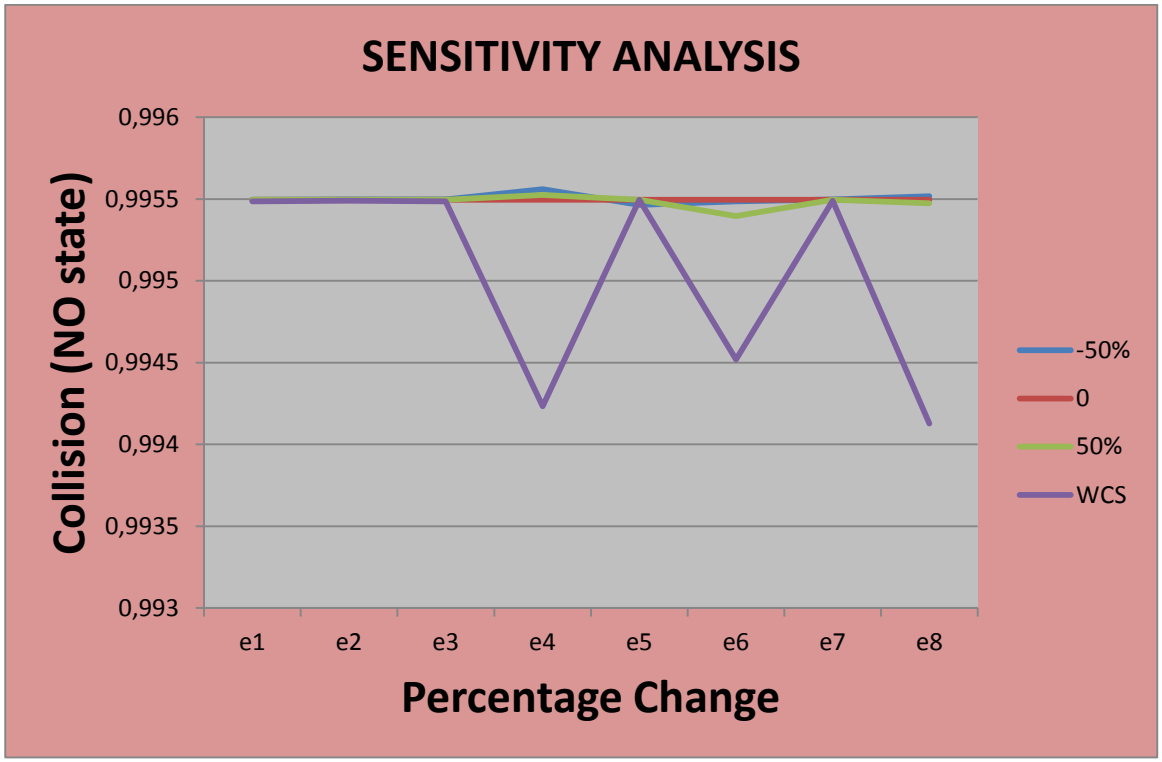


Figure 35: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #5.

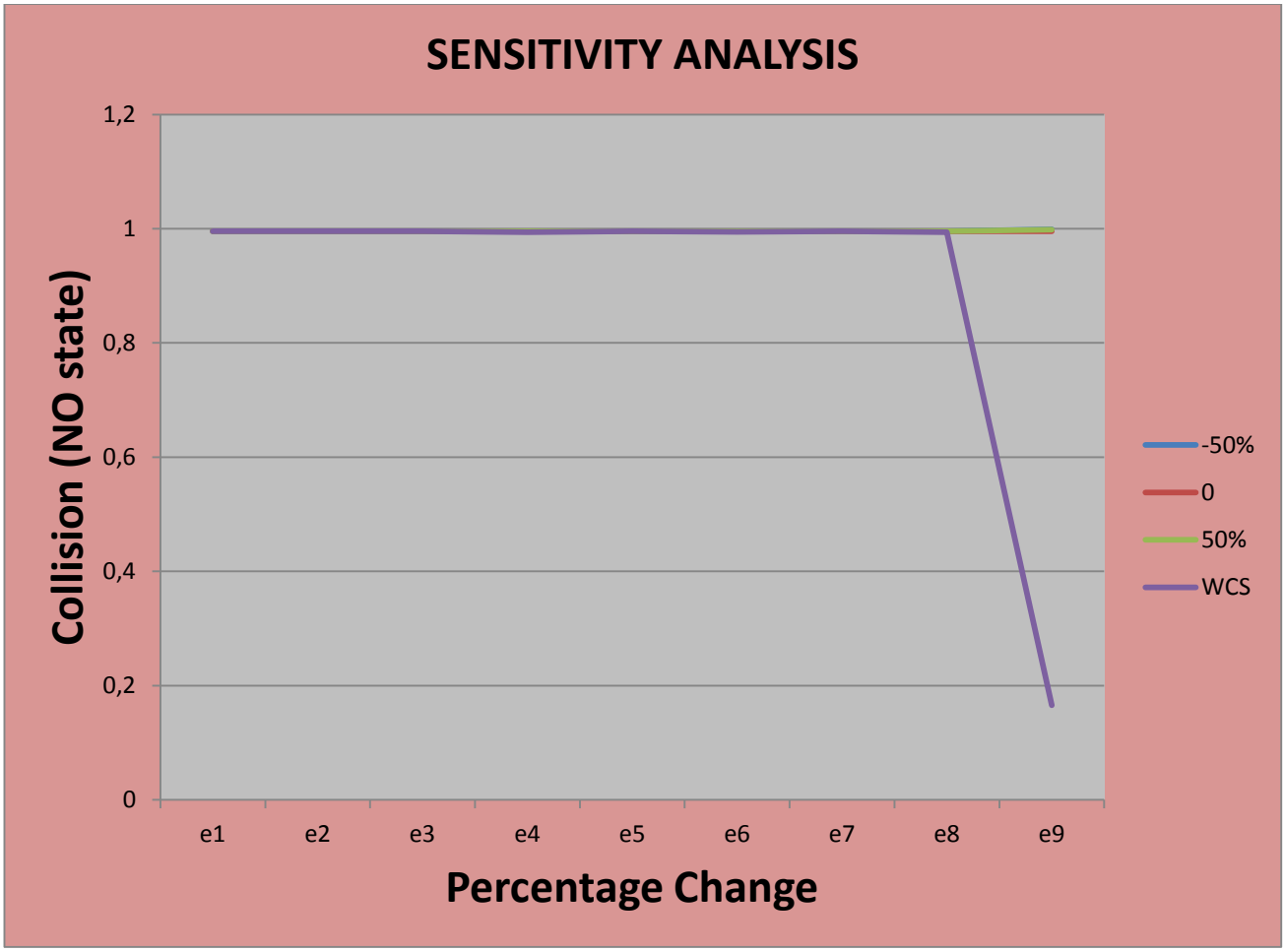


Figure 36: Sensitivity analysis of the NO state of the "Collision" node, based on the evidences from the abnormal scenario of the case study #5.

DYNAMIC BAYESIAN NETWORKS (DBNs)

A **Dynamic Bayesian Network** (DBN) is a Bayesian Network which relates variables to each other over contiguous time steps (often referred to as time slices). The term "dynamic" means the modelling of a dynamic system and does not mean the graph structure changes over time. This is often called a Two-Timeslice BN because it says that at any point in time T, the value of a variable can be calculated from the internal regressors and the immediate prior value (time T-1). Dynamic Bayesian networks allow variables in a Bayesian network to be time dependent, in order to model time series or sequences. DBNs are common in several scientific fields, such as robotics, and have shown potential for a wide range of data mining applications. DBN is a generalization of hidden Markov models and Kalman filters **[76]**.

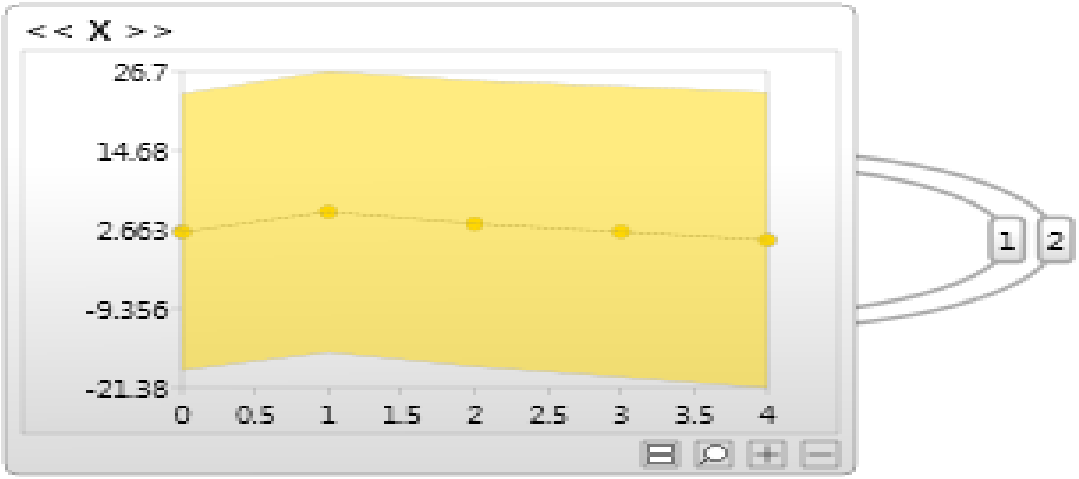


Figure 37: A simple dynamic Bayesian network.

Figure 37 shows a simple dynamic Bayesian network with a single variable X. It has two links, both linking X to itself at a future point in time. The first has the label (order) 1, which means the link connects the variable X at time t to itself at time t+1. The second is of order 2, linking X(t) to X(t+2) **[101]**.

Dynamic Bayesian networks extend the number of prediction types available, shown below.

- Predict the value of variables at future time steps (prediction).
- Predict the value of variables that are unobserved (do not have evidence) at the current time (filtering).
- Predict the value of unobserved variables in the past (smoothing).

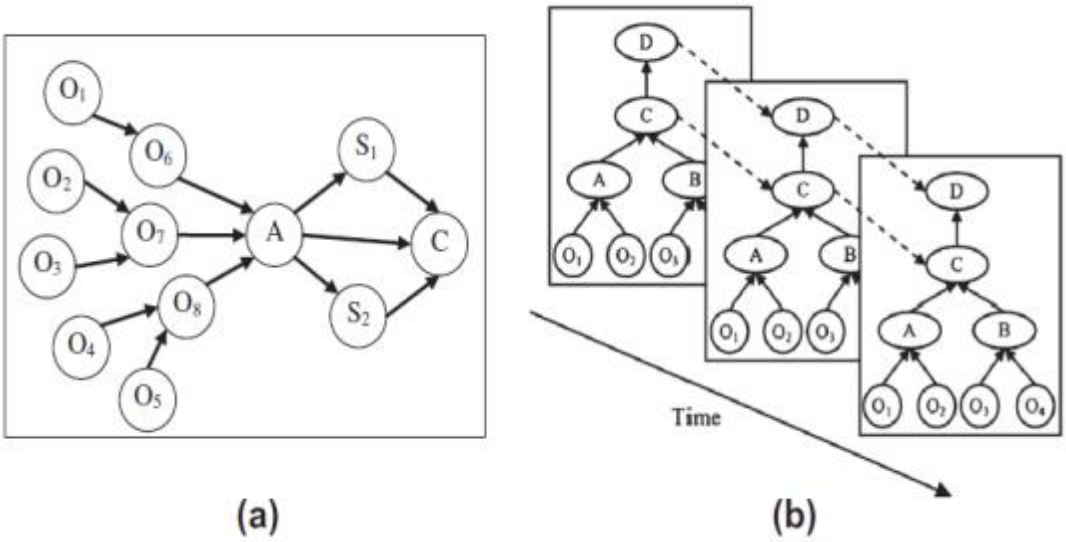


Figure 38: A simple BN and a dynamic Bayesian network.

Dynamic Bayesian networks can contain both nodes which are time based (temporal), and those found in a standard Bayesian network. They also support both continuous and discrete variables. Evidence is what we know about the current value of variables, when we wish to make predictions. Evidence on a standard node in a Bayesian network, might be that someone's Gender is Female, or someone's age is 37, however for a time based (temporal) node in a dynamic Bayesian network, evidence consists of a time series. As with predictions in a standard Bayesian networks, we get not only the predicted values, but also variances for continuous variables and probabilities for discrete states, indicating the uncertainty in the prediction **[101]**.

DYNAMIC BN MODELS PRESENTATION

In this section two different dynamic Bayesian network models are presented. A high sensitivity part is extracted from the final detailed model (namely describing the personal factors nodes) and this is converted into a small-scale dynamic Bayesian network. These dynamic BNs, differ in the number of parent nodes that are turned into a dynamic state. Afterwards, random selected evidence are used for both dynamic models and the conclusions are presented. The BN used and converted in a dynamic form, consists of 4 parent nodes (FATIGUE, STRESS, EMOTIONAL CONDITION, INTOXICATION) and 1 child node (PERSONAL FACTORS) all of which were previously explained and analyzed in both their meaning and importance.

Converting a BN into a dynamic state, consists of a special process in the GeNie program.

These steps are:

1. Creating the Bayesian Network.
2. Activating the temporal plate.
3. Adding temporal arcs.
4. Setting the temporal probabilities.

DYNAMIC BN MODEL #1 (one "parent" node in the temporal plate)

Firstly a static BN containing five nodes: FATIGUE, INTOXICATION, STRESS, EMOTIONAL CONDITION, PERSONAL FACTORS is created with four arcs going from each "parent" node individually to the PERSONAL FACTORS node, as indicated by the normal BN creation.

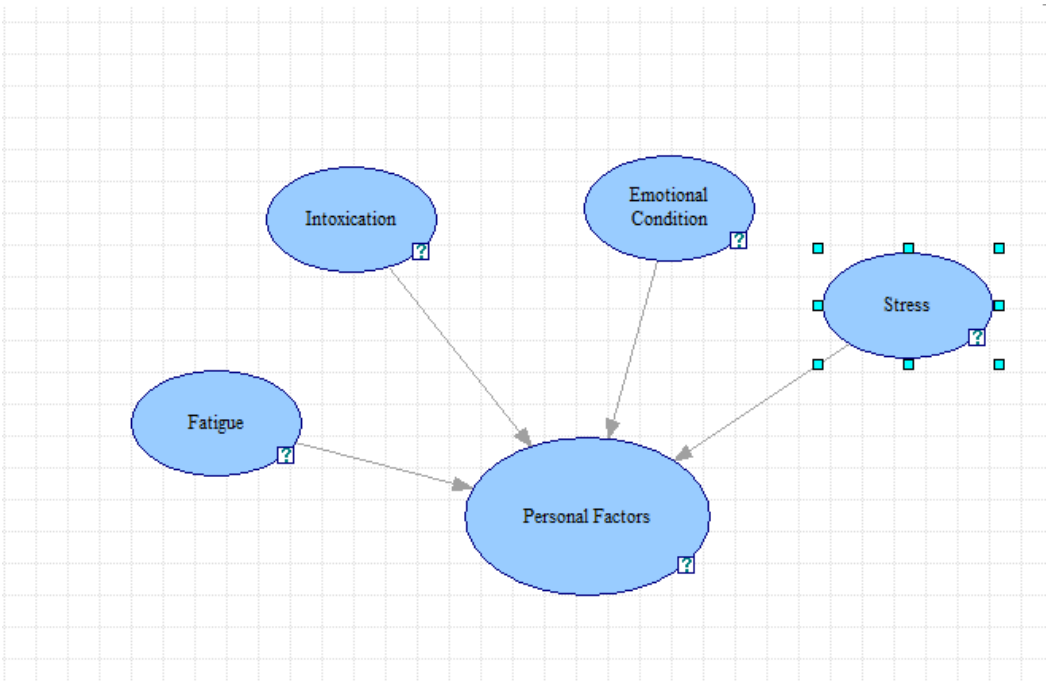


Figure 39: The static BN containing the nodes related to Personal Factors.

Adding and activating the temporal plate, converts our network to a temporal network.

Temporal plate: this is the part of the network area where the nodes in the plate are stored. Nodes in the plate are the only nodes that are allowed to have temporal arcs. This area also shows the number of time-slices for which inference is performed.

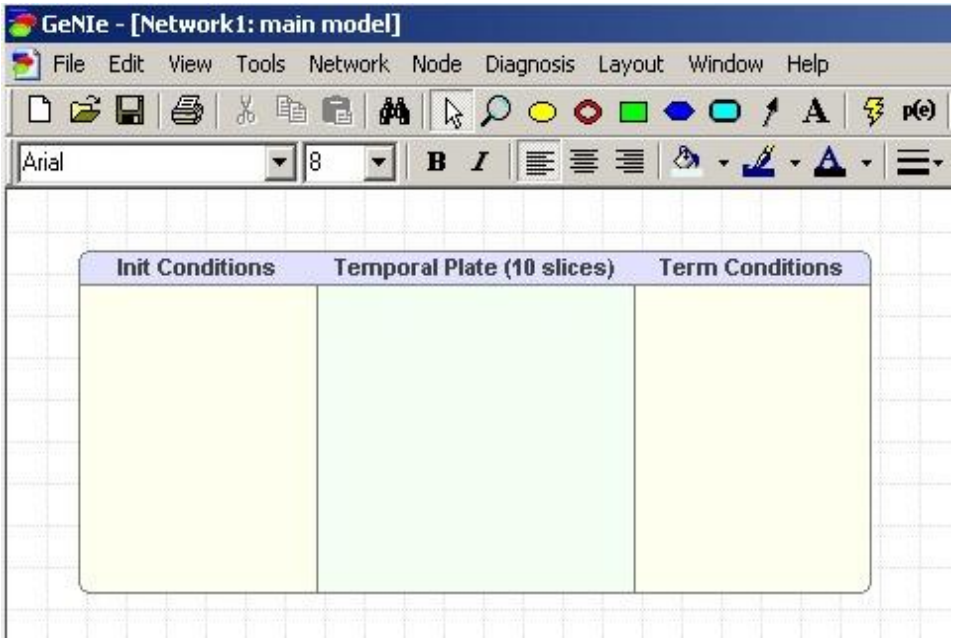


Figure 40: The temporal plate used by the GeNie program.

In the Dynamic Bayesian Network Model #1, the temporal plate includes the FATIGUE "parent" node as well as the PERSONAL FACTORS "child" node. The "parent" nodes, are populated based on the probabilities of the final detailed BN, used before in our research. The temporal plate can be dragged and placed anywhere in the workspace. The boundaries of the different areas can be changed by dragging them as well. These boundaries are also used to layout the network when it is unrolled explicitly. Temporal types of nodes can be changed by dragging them to one of the three other areas. After enabling the temporal plate, the Personal Factors node is dragged first and the Fatigue node second (in this order) to the temporal plate.

The network now has three contemporal nodes and two temporal nodes. The temporal arc can be added by clicking on the arc button and drawing an arc from the parent ($Fatigue_{t-1}$) to the child ($Fatigue_t$). When the mouse button is released, a context menu appears to enable setting the temporal order of the arc. A temporal arc with order 1 as shown in the Figure 41 below since the outcome depends on the existence of fatigue or not. On the selection of the order a temporal arc will be created between the ($Fatigue_{t-1}$ and $Fatigue_t$) nodes as shown in Figure 41.

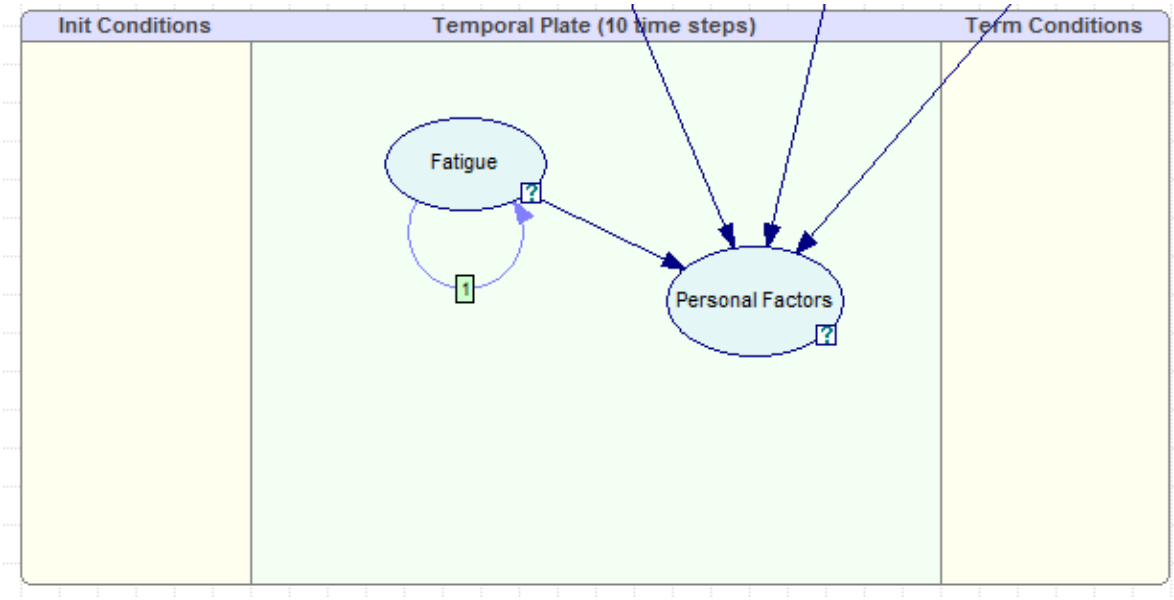


Figure 41: Addition of Fatigue and Personal Factors to the temporal plate (DBN #1).

After the completion of the above process, the final version of the DBN #1 is the following:

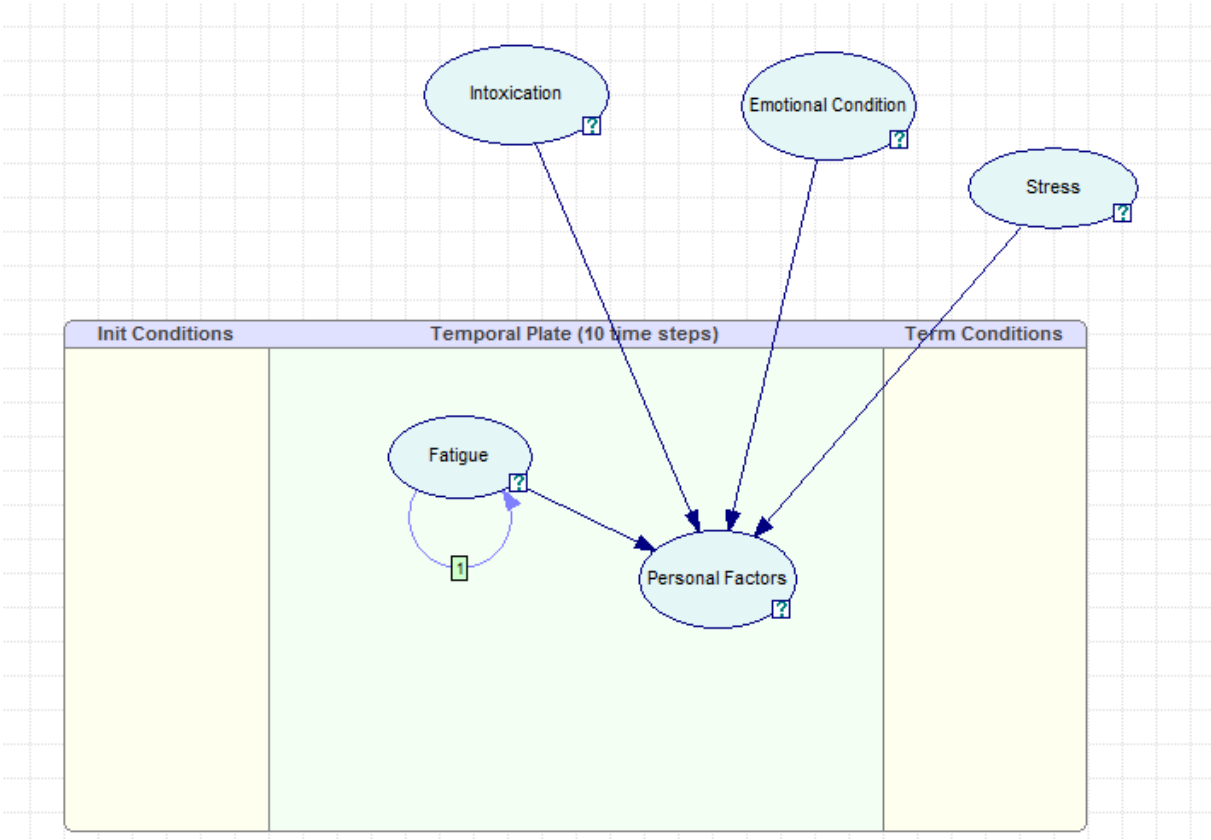
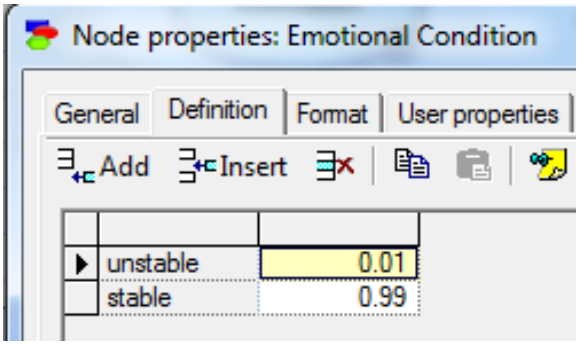


Figure 42: The first Dynamic Bayesian Network constructed.

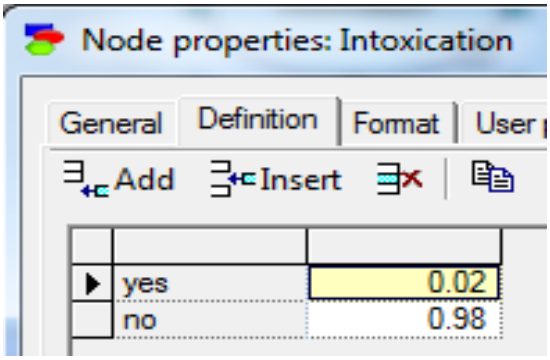
The next step is to add the static and temporal probabilities for the above network. Setting the temporal probabilities is slightly different than setting the static ones. In a temporal network, every node in the plate needs a CPT for every incoming temporal arc with a different temporal order. Just like setting the CPT for static nodes, the CPTs for temporal nodes can be set by double-clicking on the node in the network area and clicking the definition tab. When a node has incoming temporal arcs, the appropriate temporal CPT can be selected from a list and the CPT parameters can be set. It must be noted, that the node with the temporal arc must have a number of probability matrixes set, equal to the number of the order plus one (in the DBN #1, order 1 = 2 probability matrixes). All the following probabilities, excluding the t=1 Fatigue probability matrix, which is populated by logic, are extracted from our static BN.

Probability matrixes of the nodes in the DBN #1:

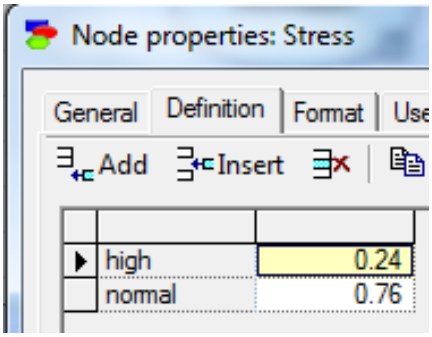
EMOTIONAL CONDITION



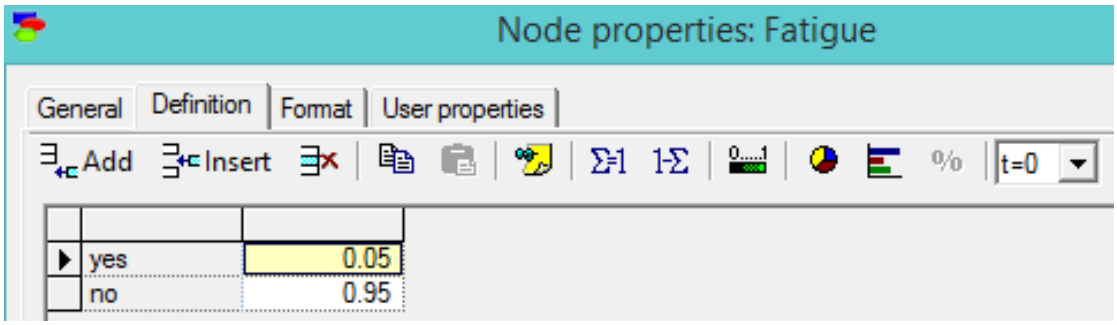
INTOXICATION



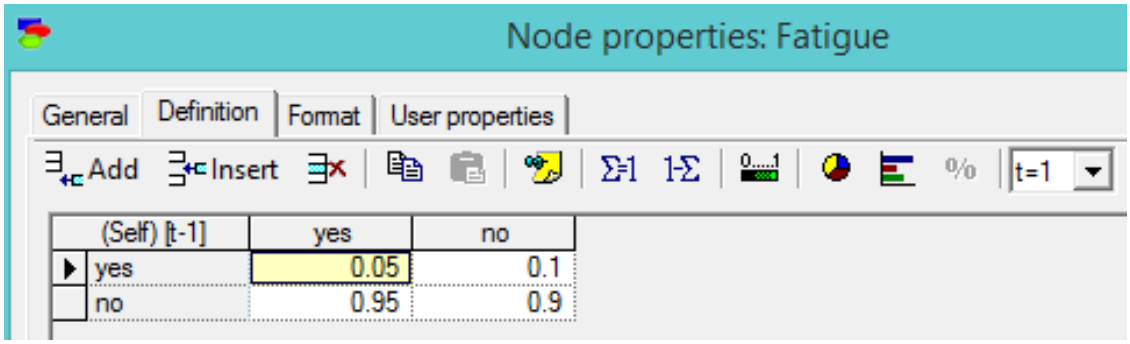
STRESS



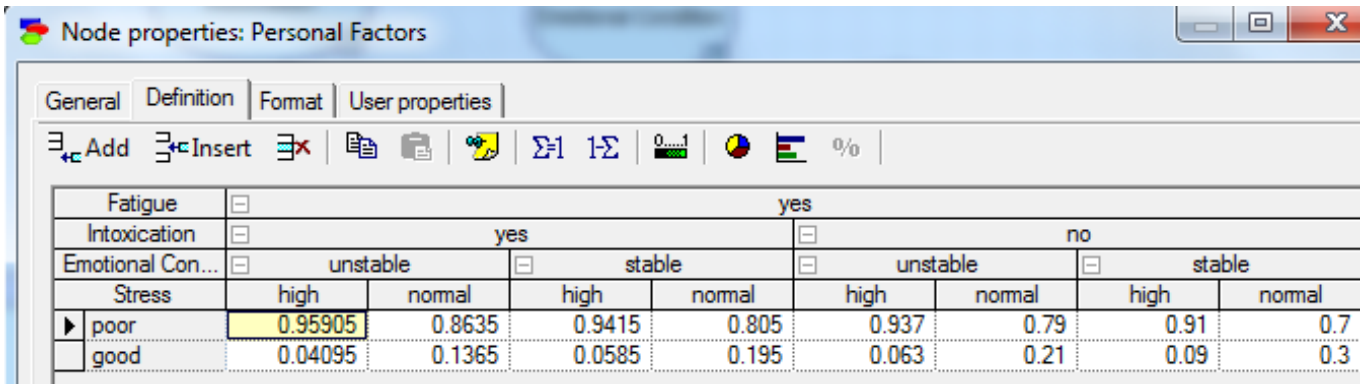
FATIGUE (t=0)

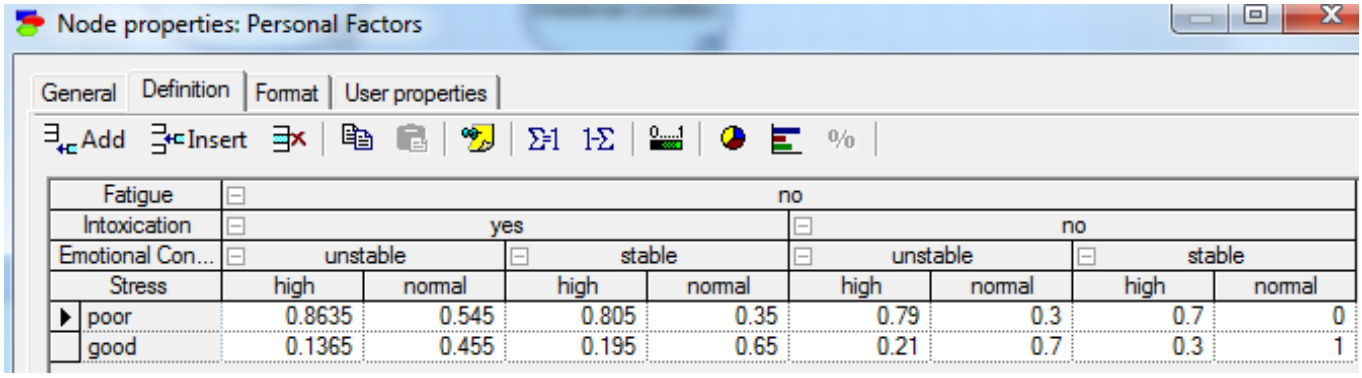


FATIGUE (t=1)



PERSONAL FACTORS





Fatigue	no							
Intoxication	yes				no			
Emotional Con...	unstable		stable		unstable		stable	
Stress	high	normal	high	normal	high	normal	high	normal
poor	0.8635	0.545	0.805	0.35	0.79	0.3	0.7	0
good	0.1365	0.455	0.195	0.65	0.21	0.7	0.3	1

PROGRAM RUNS

Performing inference on a DBN similar to performing inference on a static BN. It is just a matter of setting evidence and updating the posterior beliefs by right-clicking the network area,clicking Network-> Update Beliefs, or pressing F5. However, with temporal networks, some extra steps need to be taken.

Setting temporal evidence: Evidence have been collected for the temporal network and now they must be added. Before the addition of evidence, the number of time-slices of the temporal network needs to be set by clicking on Network->Slice Count. The number of time-slices denote the time-period of interest, in this case it is set to 10 as shown in the figures below:

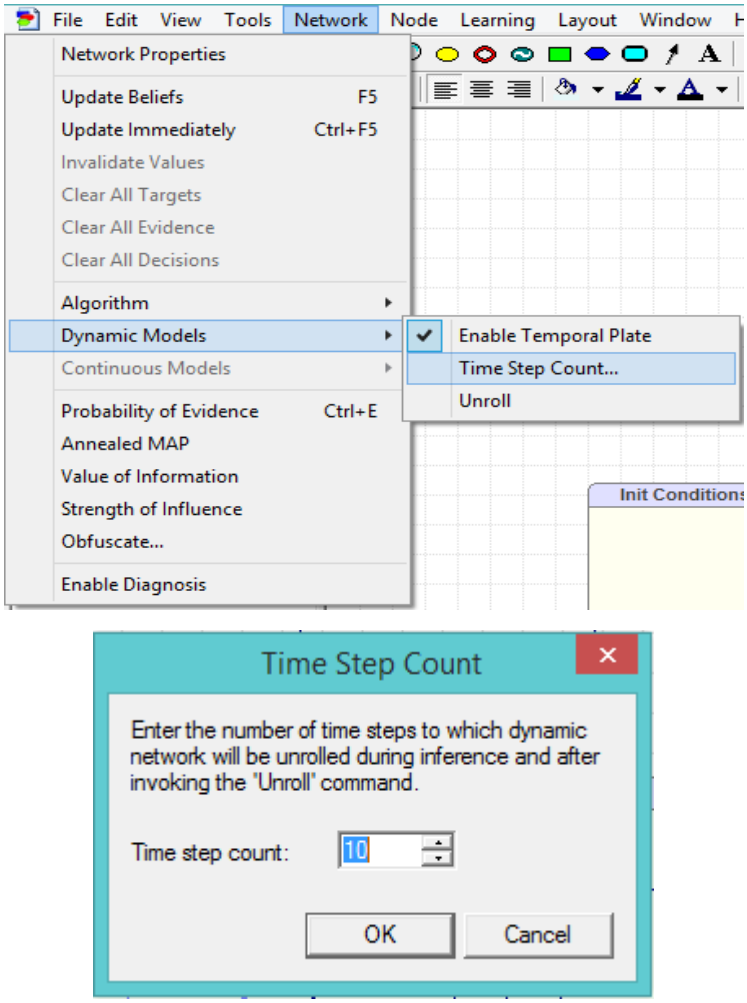


Figure 43: Setting the Time Slice Number for the DBN #1.

After setting the number of time-slices, evidence can be added by right-clicking "Personal Factors" and selecting evidence from the context menu. Because this is a temporal node, a form appears where evidence can be added for every time-slice.

The following random evidence pattern is selected for this program run of 10 time slices (0-9):

{good, good ,good, poor, good, poor, good, good, poor, poor}.

The figure below demonstrates the addition of evidence.

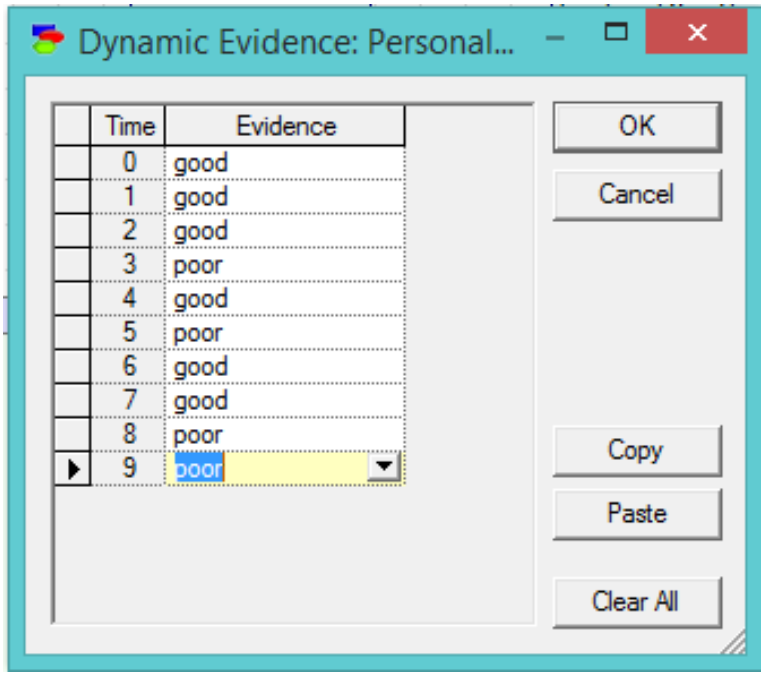


Figure 44: Setting the evidence for the DBN #1.

After inference is called, the temporal network has its beliefs updated. The updated beliefs for a temporal node can be obtained by placing the cursor on the checkmark icon for the “Fatigue” node and the evidence for the “Personal Factors” node can be viewed similarly.

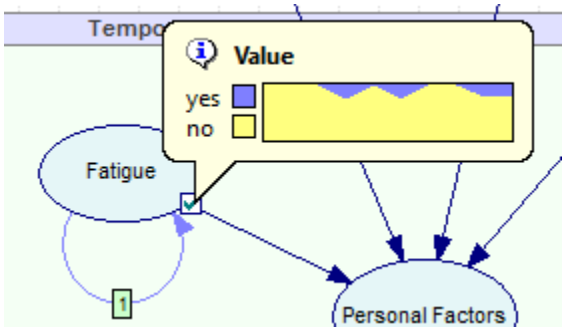


Figure 45: Obtaining the updated beliefs of “Fatigue” by placing the cursor on the checkmark (DBN #1).

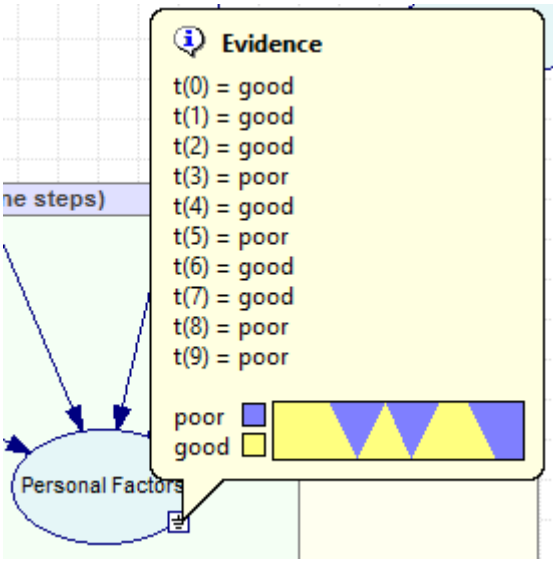
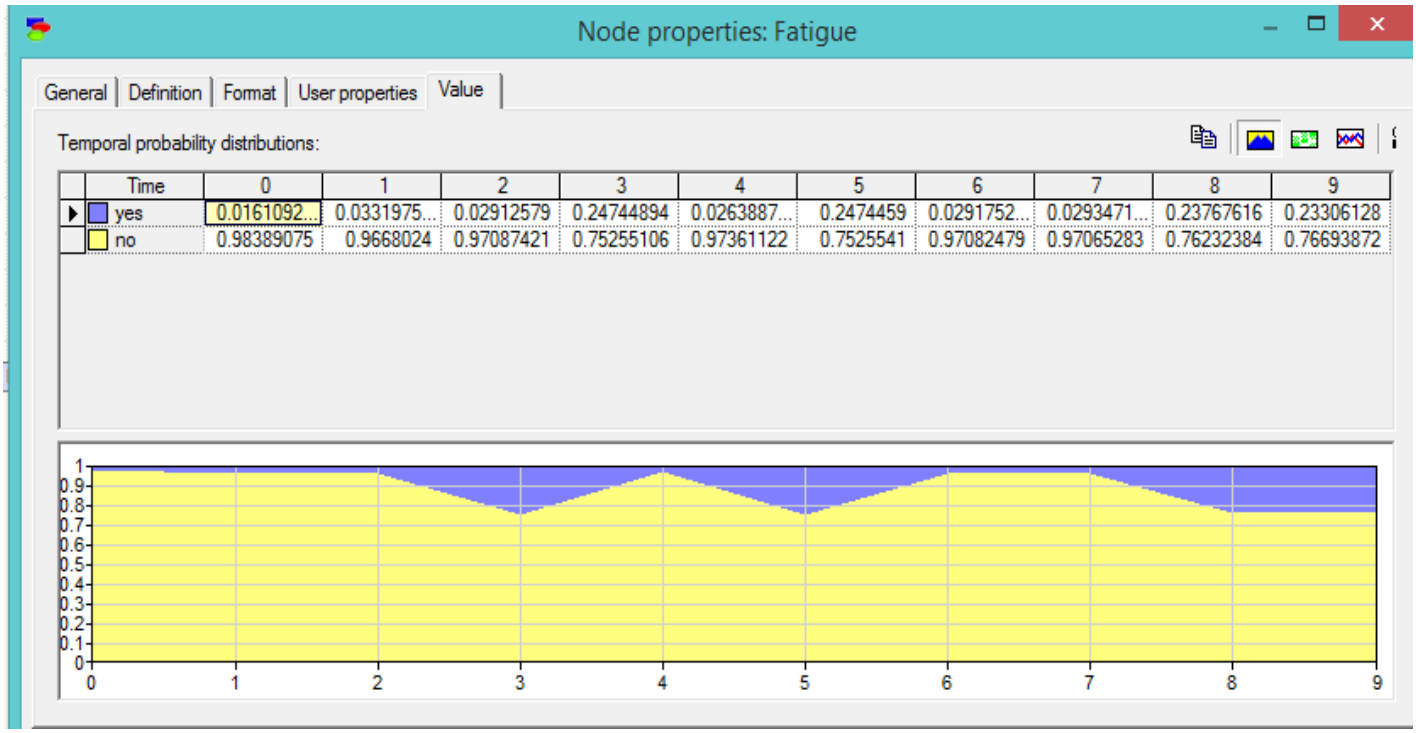


Figure 46: Obtaining the updated beliefs of "Personal Factors" by placing the cursor on the checkmark (DBN #1).

RESULT PRESENTATION

The updated beliefs for a temporal node can also be obtained by double-clicking on the nodes and selecting the Value tab. This tab contains the updated beliefs for all time-slices of that node not only in floating point numbers, but also as an area chart, contour plot, and time-series plot. As described above, dynamic BN model results have a variety of presentation ways in the GeNie BN program. The program run results are presented in all the ways, containing explanations.

AREA PLOT ( ) : It represents the relative contributions of each data over time.



Time	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
yes	0.0161092...	0.0331975...	0.02912579	0.24744894	0.0263887...	0.2474459	0.0291752...	0.0293471...	0.23767616	0.23306128
no	0.98389075	0.9668024	0.97087421	0.75255106	0.97361122	0.7525541	0.97082479	0.97065283	0.76232384	0.76693872

Figure 47: Area Plot of the "Fatigue" temporal node of the DBN #1.

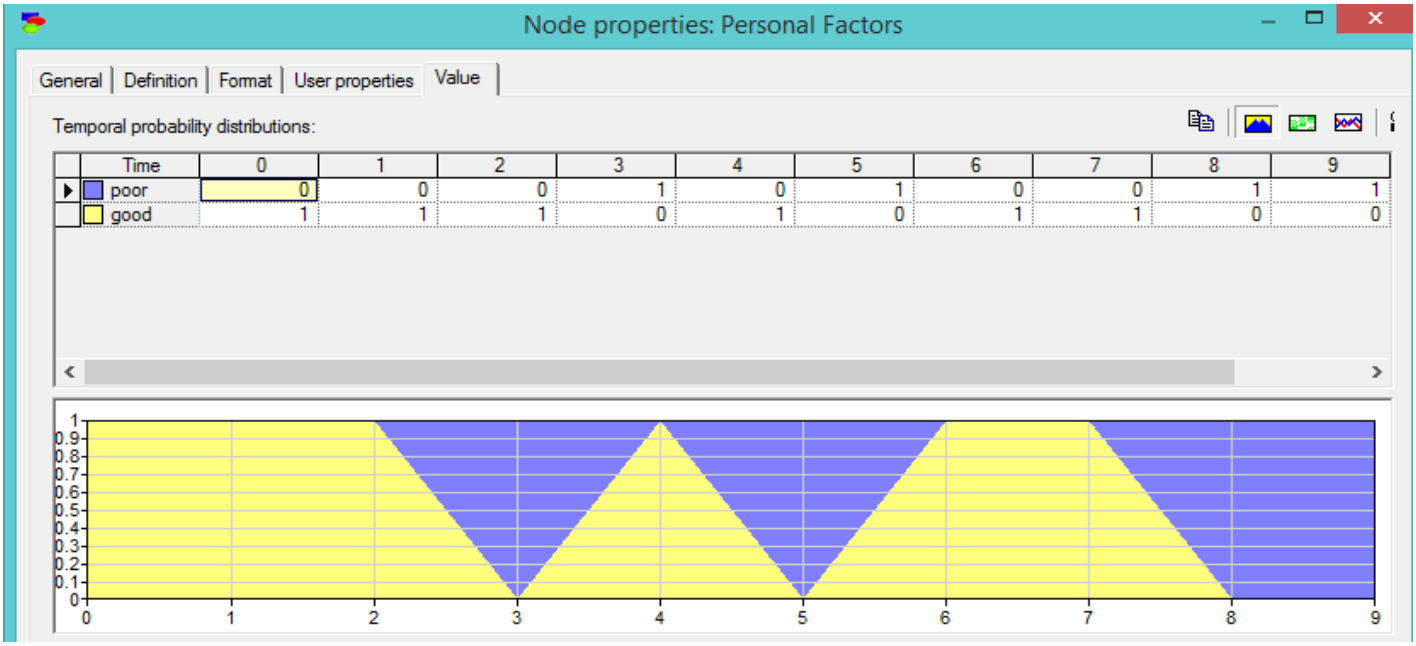


Figure 48: Area Plot of the "Personal Factors" temporal node of the DBN #1.

CONTOUR PLOT ( ): It represents a three dimensional space with the dimensions: time (x-a xis), state (y-axis), and probability of an outcome at every point in time (the color). This representation is especially useful for temporal nodes that have many states, while the other two representations are more useful for temporal nodes with not too many states.

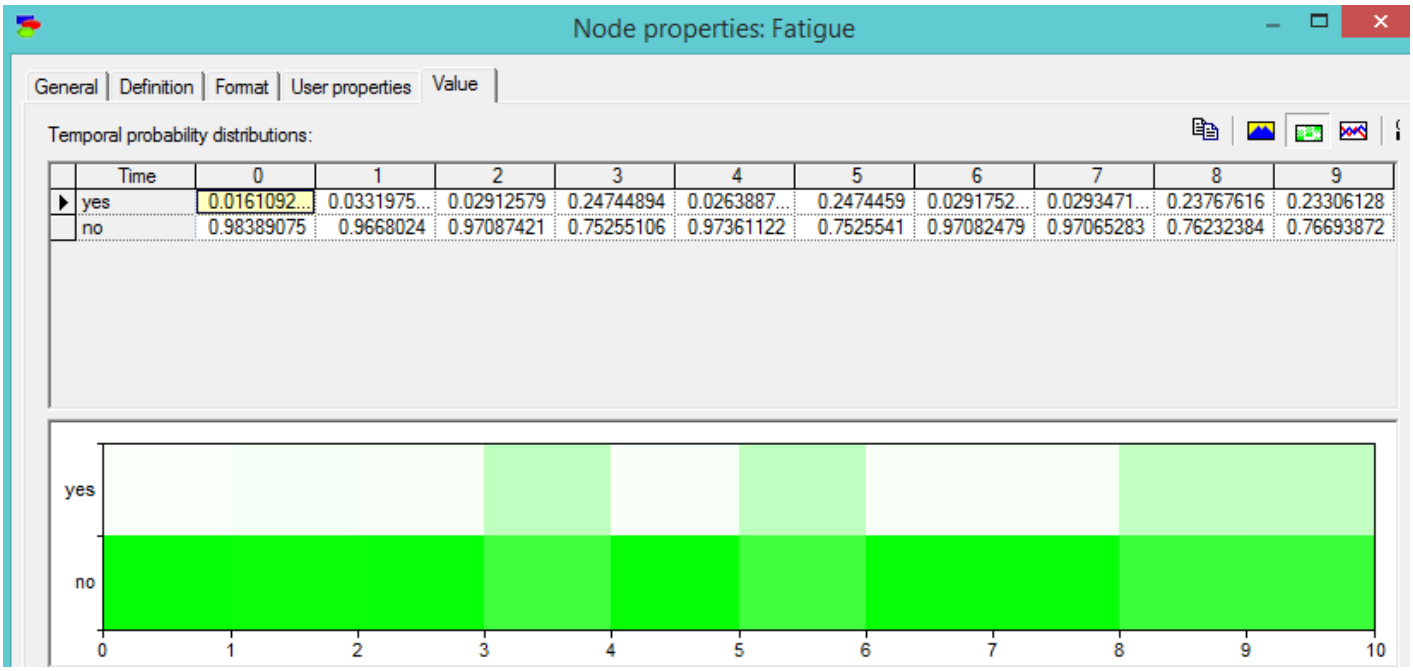
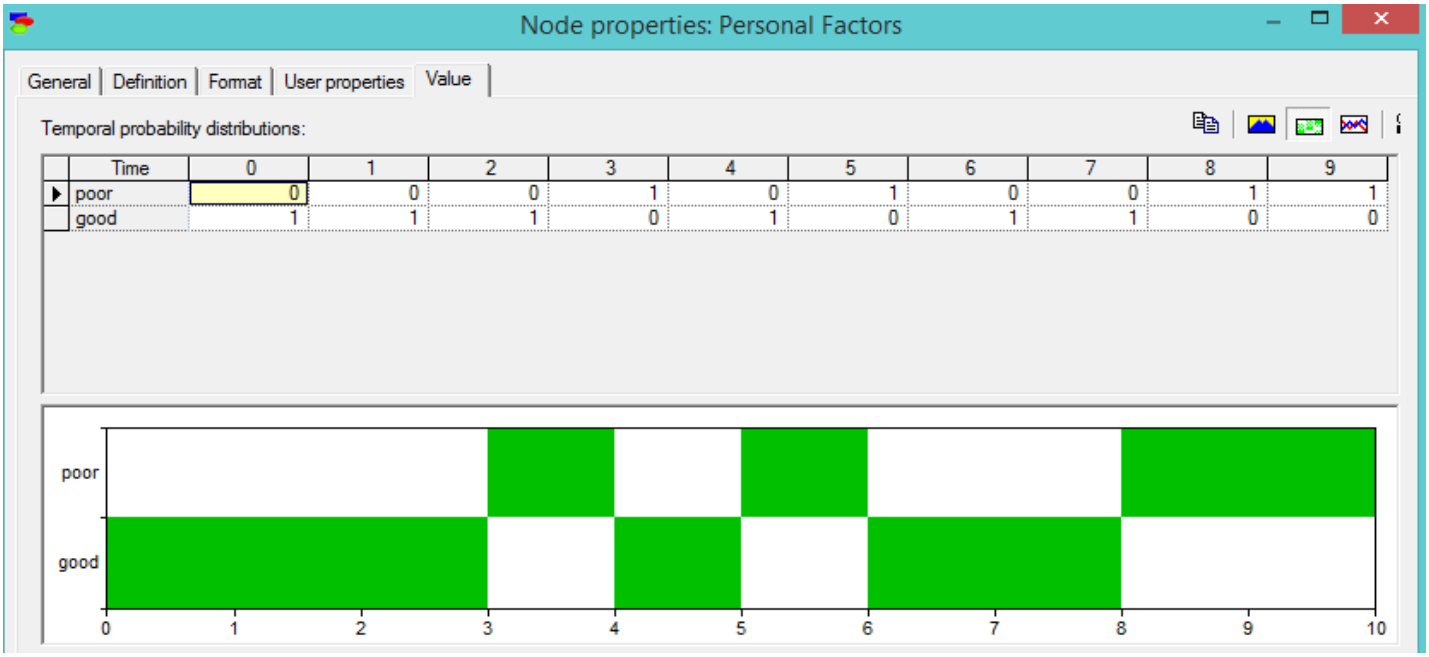


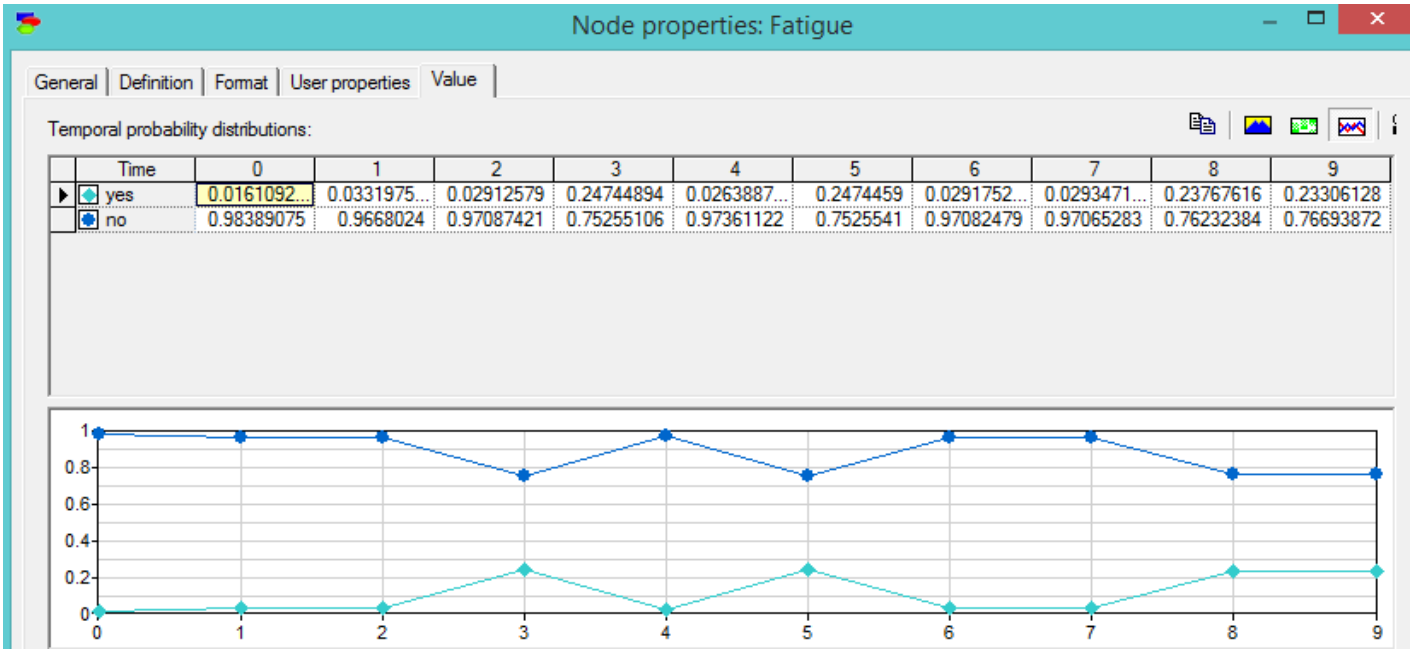
Figure 49: Contour Plot of the "Fatigue" temporal node of the DBN #1.



Time	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
poor	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1
good	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0

Figure 50: Contour Plot of the "Personal Factors" temporal node of the DBN #1.

TIME SERIES PLOT (**):** It represents the contribution of a data/s over each instance of time.



Time	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
yes	0.0161092...	0.0331975...	0.02912579	0.24744894	0.0263887...	0.2474459	0.0291752...	0.0293471...	0.23767616	0.23306128
no	0.98389075	0.9668024	0.97087421	0.75255106	0.97361122	0.7525541	0.97082479	0.97065283	0.76232384	0.76693872

Figure 51: Time Series Plot of the "Fatigue" temporal node of the DBN #1.

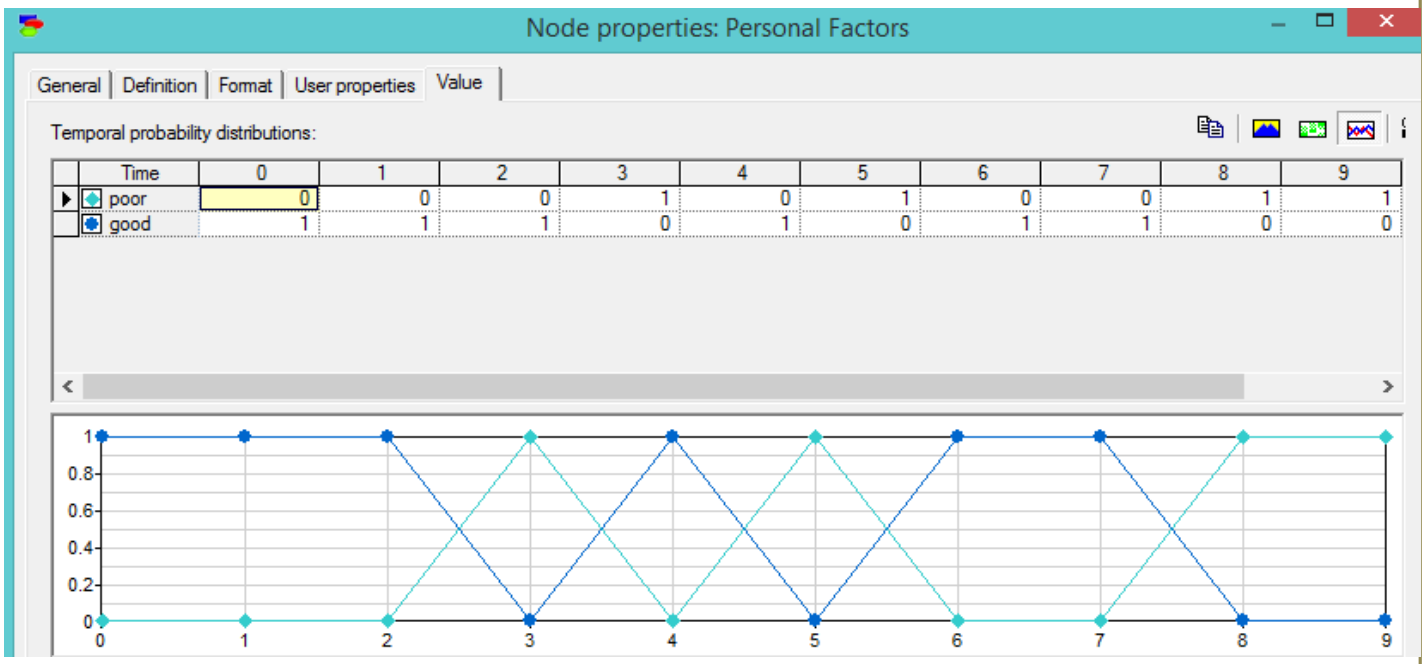


Figure 52: Time Series Plot of the "Personal Factors" temporal node of the DBN #1.

An alternate option to view the temporal beliefs is by switching the plate nodes in the DBN to Bar-chart view. To view nodes as Bar Charts, select Node-> View As -> Bar chart from the Menu bar. The bar charts for the temporal nodes will display each state probability over time as shown in the figure below:

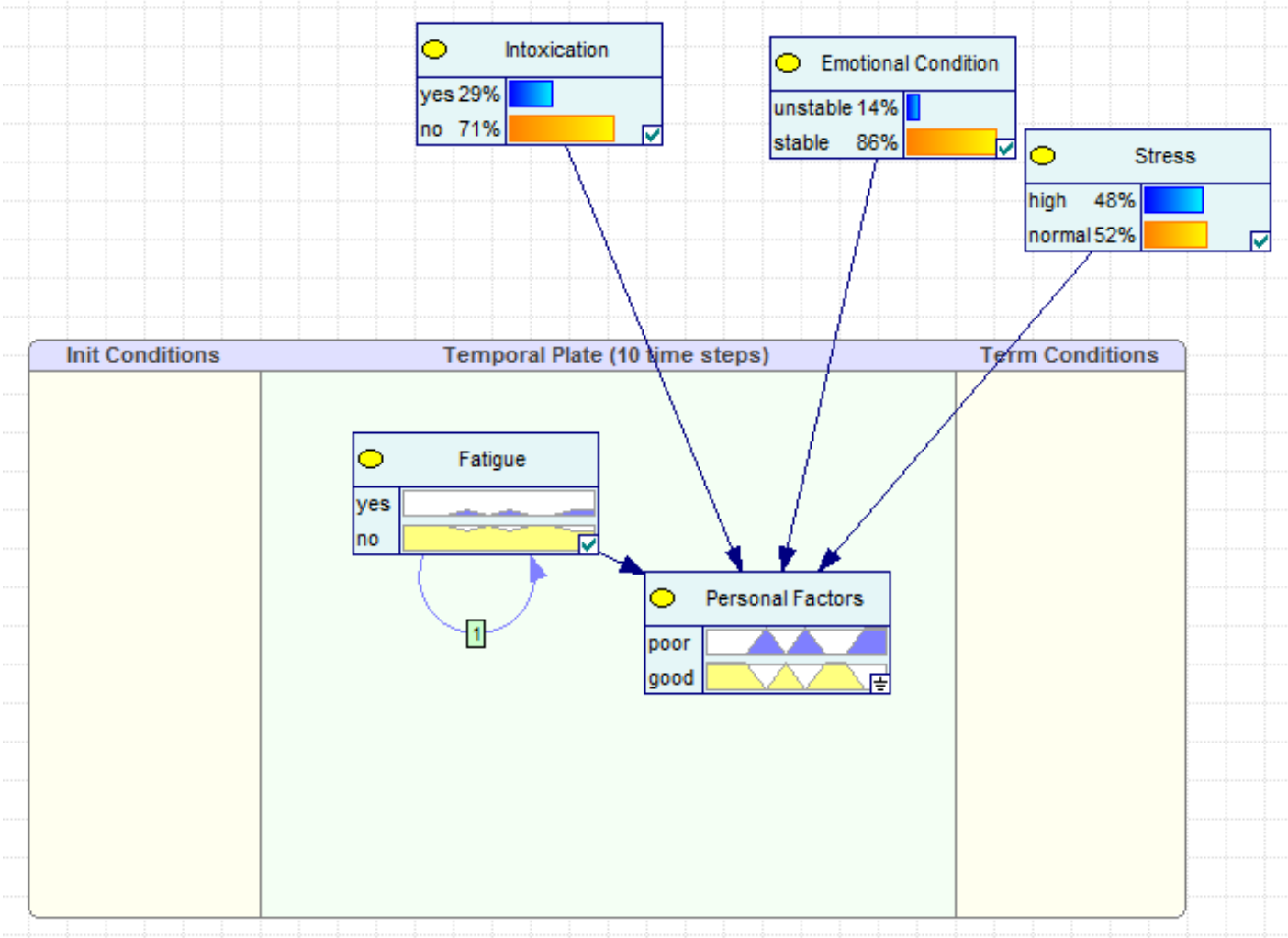


Figure 53: Bar-Chart display of the temporal beliefs of the DBN #1 for the random selected evidence series.

From figures 45, 47, 49, 53 it is obvious the fact that fatigue state probabilities respond perfectly well with the evidence series used as an input to the “Personal Factors” node. For example, the choosing of “POOR” evidence in time slice 3, results to the increase of the “YES” state and decrease of the “NO” state for FATIGUE, which is the logical result-outcome. This can be spotted in each evidence change.

From all the above, the TIME SERIES PLOT is selected as the best display method to continue with, because of its comprehensiveness and simplicity.

RESULTS EXPLANATION – COMPARISON WITH STATIC BN

In this section a thorough explanation of the results is produced, as well as a comparison with the same BN, only this time in its static form, highlights the small but vital differences of the time slices (dynamic factor) insertion. The results are focused on the FATIGUE node, which is a "parent" node in this current DBN. In this manner, the two models are compared only on the "Fatigue" node, because the comparison must be made for the nodes in the Temporal Plate (the others are static-the same) and the target node (Personal Factors) is used for the evidence insertion – thus the dynamic probabilities are selected from the user (selected evidence sequence) and there is no meaning in comparing them with the static ones .

Below, a static BN is depicted, created with the exact same nodes and connections from the DBN #1. Because of its static character, this BN is simple, without a temporal plate and time slices insertion. *All the probability matrixes of the nodes are identical to the same nodes from the Final Detailed BN Model created before in this research.*

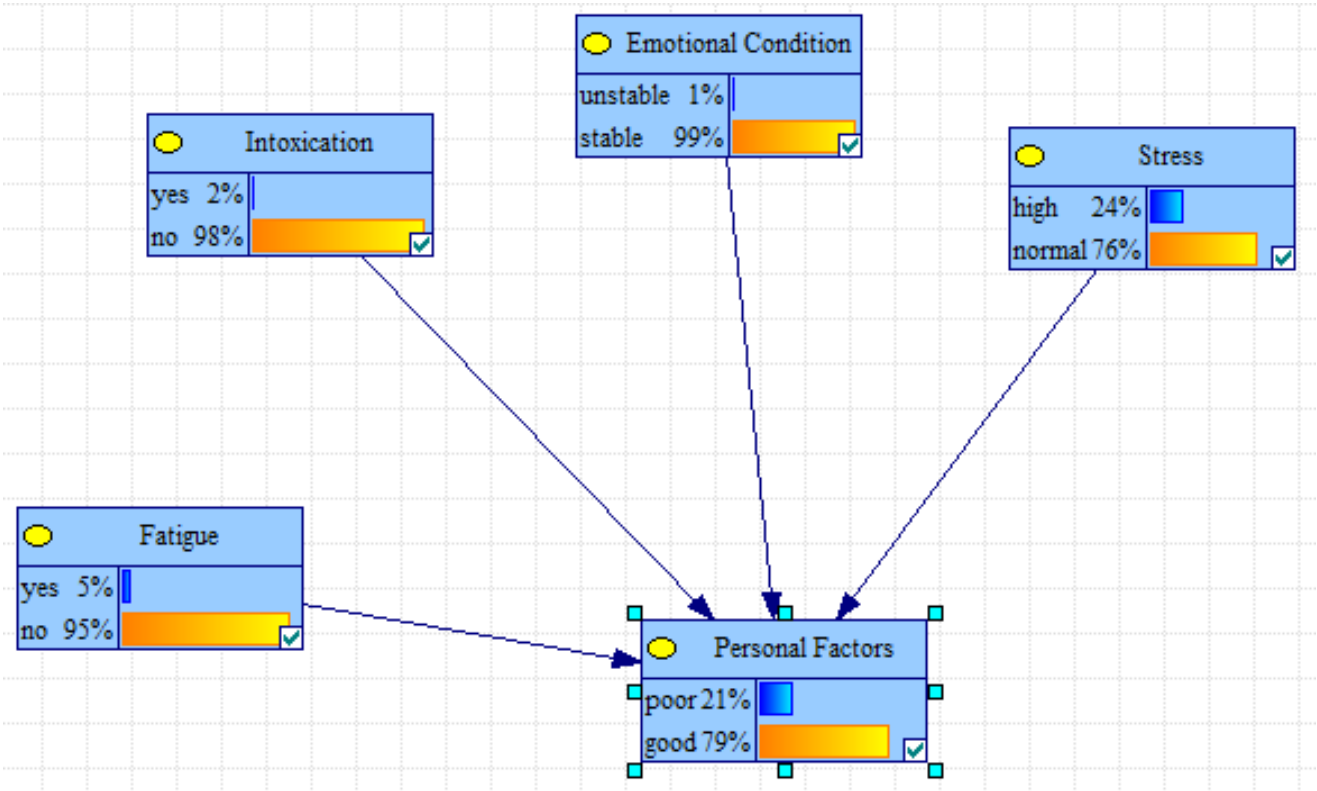


Figure 54: Static version of the Personal Factors part, including its parent nodes and the run results.

Running the static model, with the “Personal Factors” node as target node, produces the following results: **POOR state 21% (0.21), GOOD state 79% (0.79).**

The static BN results have two ways of depicting themselves on a dynamic BN plot: Either as a dot, for a single time slice, supposing that the BN structure changes for each time period, or as a single line starting from the probability value given from the static BN run. The second method is correct, assuming that the dynamic BN’s structure and original probability matrixes are unchanged throughout the studied time period (slices). Considering this assumption, the second option is selected.

	DBN #1	DBN #1	STATIC BN	STATIC BN
	STATE	STATE	STATE	STATE
TIME SLICE	yes	no	yes	No
0	0,016109253	0,983890747	0,05	0,95
1	0,033197596	0,966802404	0,05	0,95
2	0,02912579	0,970874210	0,05	0,95
3	0,24744894	0,75255106	0,05	0,95
4	0,026388778	0,973611222	0,05	0,95
5	0,2474459	0,7525541	0,05	0,95
6	0,029175214	0,970824786	0,05	0,95
7	0,029347171	0,970652829	0,05	0,95
8	0,23767616	0,76232384	0,05	0,95
9	0,23306128	0,76693872	0,05	0,95

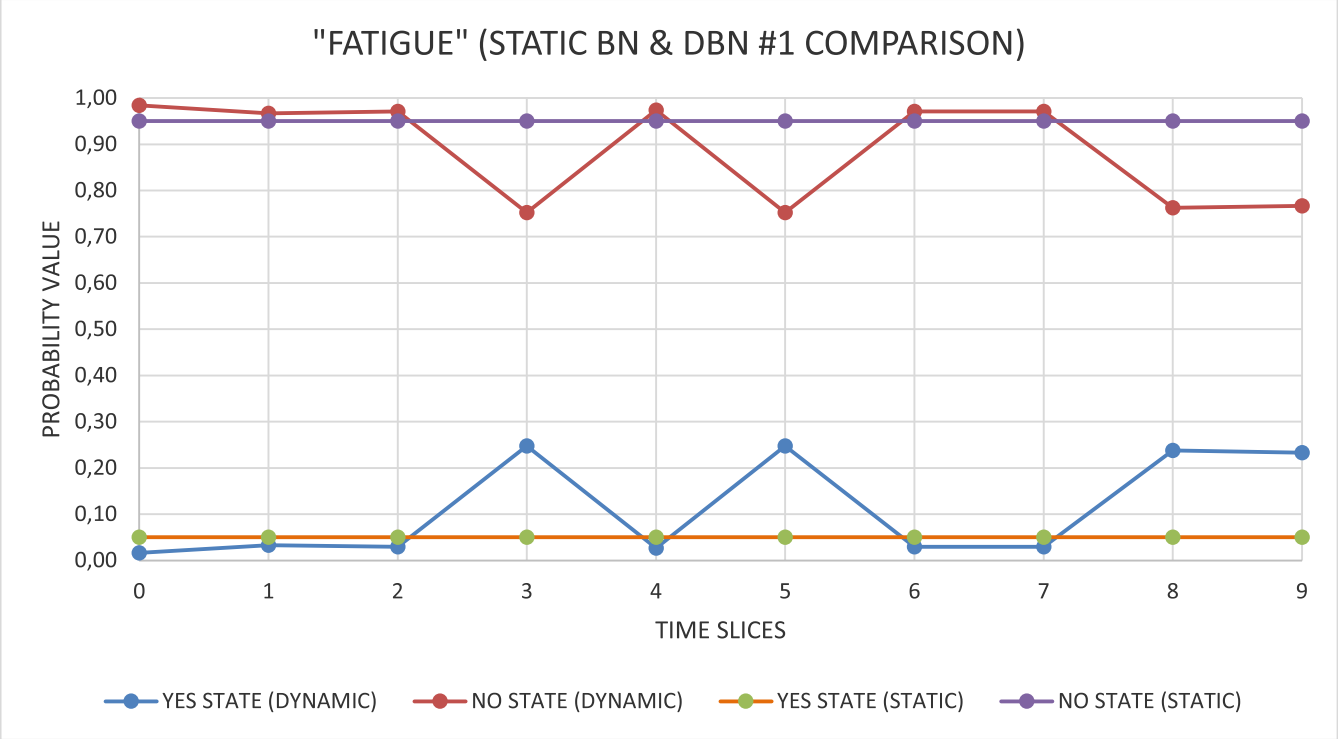


Figure 55: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the static BN and the DBN #1 for the "FATIGUE" node.

From the above chart, it is clear that the dynamic factor adds to the probabilities variety. For example, in the used evidence sequence, the probability of the DBN states varies between the values of {0, 1}, based on the inference called. These conclude to the "up and down" variations of the state probabilities, between time slices.

- Based on the probability sequence inserted through the PERSONAL FACTORS node, it is apparent, that the POOR state selection results in a dramatic increase of the YES state in "Fatigue" (which means a dramatic decrease of the NO state in "Fatigue"). Vice versa, whenever the evidence sequence is GOOD for the Personal Factors, the YES state of Fatigue is increased and the NO state is decreased, which is logically correct.

- Another conclusion extracted from the chart is that each time slice probability differs from the previous and the following one by insignificant amount (for the same evidence in the Personal Factors node). For example for two time slices with the state GOOD selected in the Personal Factors node, the YES (and consequently the NO) states differ for the Fatigue node (although by a small amount). Obvious is the fact that each state is independent.

- As observed, the first time slice for the DBN is different in comparison to the others. The GOOD state is selected for time slice 0 and the resulting

probability values for Fatigue have a biggest divergence from the other time slice probability values of Fatigue (for GOOD state of the Personal Factors), that converge to a specific value. This reveals an important disadvantage of the GeNie BN program, which assumes that the first time slice is the status quo (initial run) of the created BN and only the following time slices contribute to the probability variations. Thus the “useful” time slices are reduced from ten to nine, where the response of the DBN can be researched.

- On the other hand, the static BN states are of fixed value, because the evidence are unchanged, through the time slices. These values are resulting from the initial static BN run. This confirms that the probability values in a static BN are unchanged, due to the exception of the time factor.

DYNAMIC BN MODEL #2 (two "parent" nodes in the temporal plate)

Following the first attempt on studying the dynamic nature of BNs, a second Dynamic Bayesian Network (DBN #2) is created, again containing the same five nodes: FATIGUE, INTOXICATION, STRESS, EMOTIONAL CONDITION, PERSONAL FACTORS. Four arcs going from each "parent" node individually to the PERSONAL FACTORS node, as indicated by the normal BN creation.

In the Dynamic Bayesian Network Model #2, the temporal plate includes the FATIGUE and STRESS "parent" nodes as well as the PERSONAL FACTORS "child" node. The "parent" nodes, are populated based on the probabilities of the final detailed BN, used before in our research. After enabling the temporal plate, the Personal Factors node is dragged first and the Fatigue and Stress nodes second (in this order) to the temporal plate.

The network now has two contemporal nodes and three temporal nodes. The temporal arc can be added by clicking on the arc button and drawing an arc from the parent ($Fatigue_{t-1}$) to the child ($Fatigue_t$) and from the parent ($Stress_{t-1}$) to the child ($Stress_t$). When the mouse button is released, a context menu appears to enable setting the temporal order of the arc. A temporal arc with order 1 as shown in the figure (67) below since the outcome depends on the existence of fatigue or not, in addition to the existence of stress or not. On the selection of the order a temporal arc will be created between the ($Fatigue_{t-1}$ and $Fatigue_t$) and between the ($Stress_{t-1}$ and $Stress_t$) nodes as shown in figure (67).

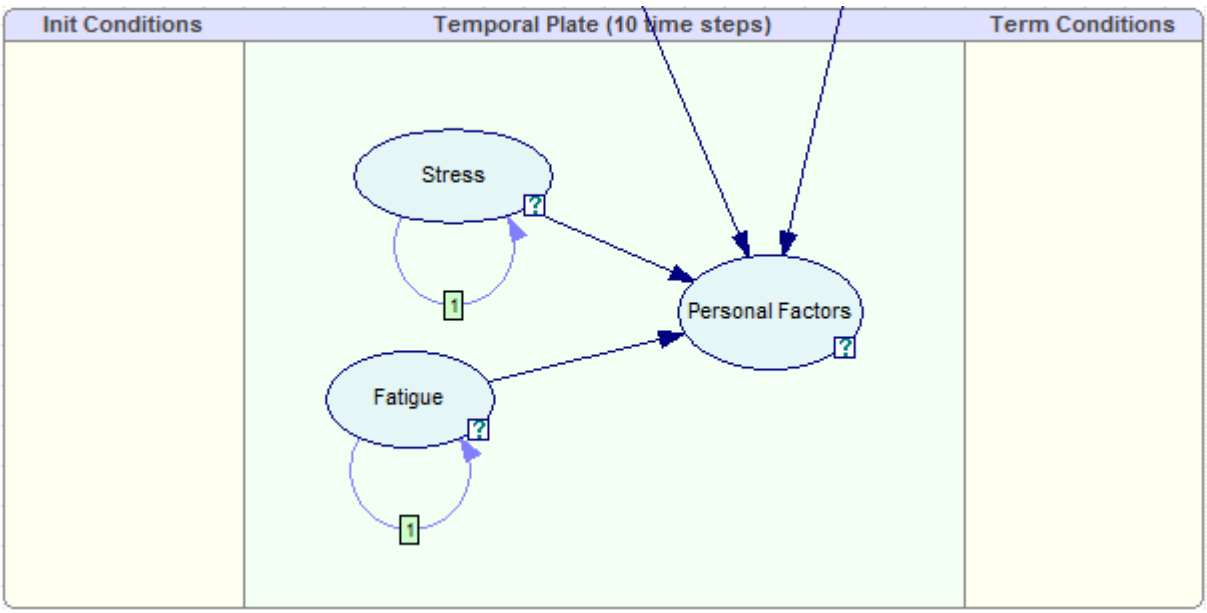


Figure 56: Addition of Fatigue, Stress (among their temporal arcs) and Personal Factors to the temporal plate (DBN #2).

After the completion of the above process, the final version of the DBN #2 is the following:

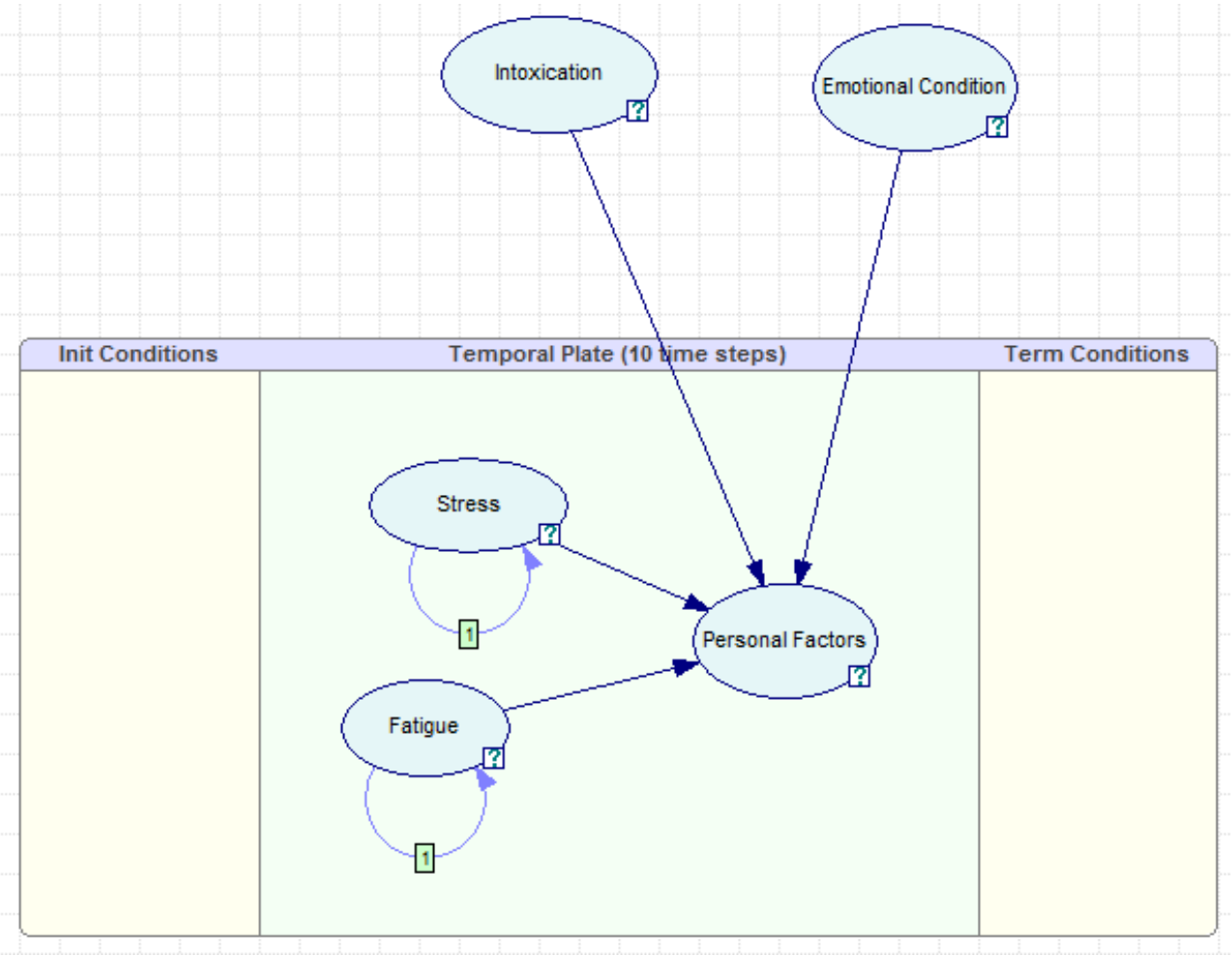


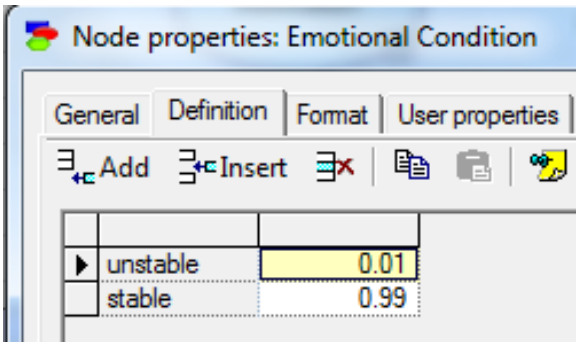
Figure 57: The second Dynamic Bayesian Network constructed.

The next step is to add the static and temporal probabilities for the above network. In a temporal network, every node in the plate needs a CPT for every incoming temporal arc with a different temporal order. Just like setting the CPT for static nodes, the CPTs for temporal nodes can be set by double-clicking on the node in the network area and clicking the definition tab. When a node has incoming temporal arcs, the appropriate temporal CPT can be selected from a list and the CPT parameters can be set. It must be noted, that the node with the temporal arc must have a number of probability matrixes set, equal to the number of the order plus one (in the DBN #1, order 1 = 2 probability matrixes). All the following probabilities,

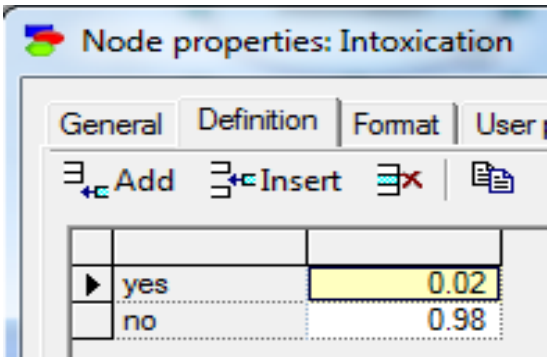
excluding the t=1 Fatigue and the t=1 Stress probability matrixes, which are populated by logic, are extracted from our static BN.

Probability matrixes of the nodes in the DBN #1:

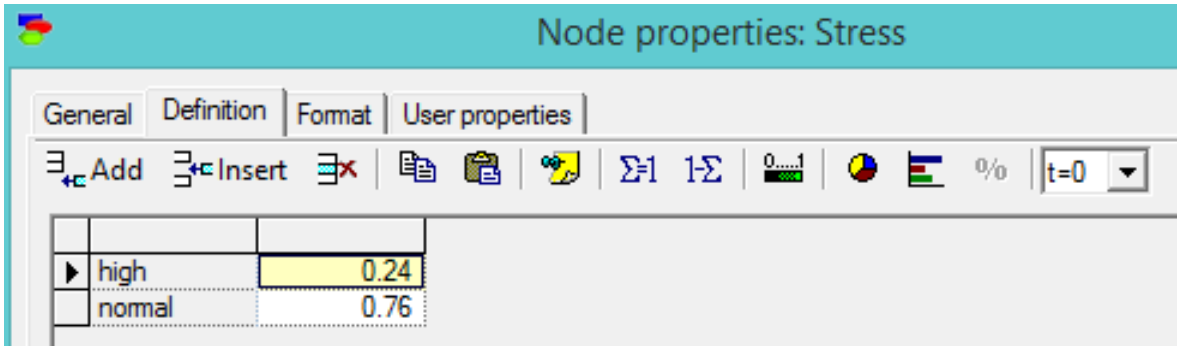
EMOTIONAL CONDITION



INTOXICATION



STRESS (t=0)



STRESS (t=1)

Node properties: Stress

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert | t=1

(Self) [t-1]	high	normal
high	0.24	0.35
normal	0.76	0.65

FATIGUE (t=0)

Node properties: Fatigue

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert | t=0

yes	0.05
no	0.95

FATIGUE (t=1)

Node properties: Fatigue

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert | t=1

(Self) [t-1]	yes	no
yes	0.05	0.1
no	0.95	0.9

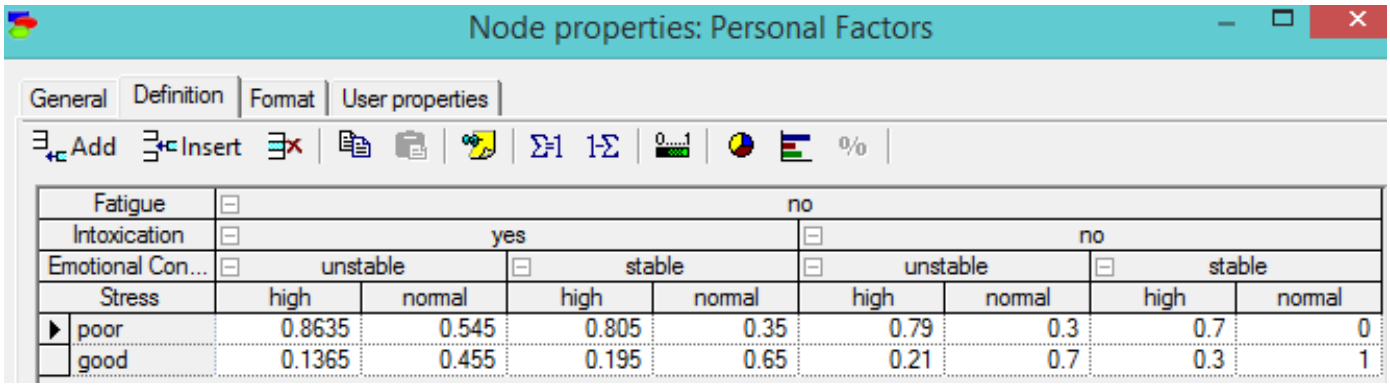
PERSONAL FACTORS

Node properties: Personal Factors

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Fatigue	yes							
Intoxication	yes				no			
Emotional Con...	unstable		stable		unstable		stable	
Stress	high	normal	high	normal	high	normal	high	normal
poor	0.95905	0.8635	0.9415	0.805	0.937	0.79	0.91	0.7
good	0.04095	0.1365	0.0585	0.195	0.063	0.21	0.09	0.3



Fatigue	no							
Intoxication	yes				no			
Emotional Con...	unstable		stable		unstable		stable	
Stress	high	normal	high	normal	high	normal	high	normal
poor	0.8635	0.545	0.805	0.35	0.79	0.3	0.7	0
good	0.1365	0.455	0.195	0.65	0.21	0.7	0.3	1

PROGRAM RUNS

Setting temporal evidence: Evidence have been collected for the temporal network and now they must be added. Before the addition of evidence, the number of time-slices of the temporal network needs to be set by clicking on Network->Slice Count. The number of time-slices denote the time-period of interest, in this case it is set to 10 (similar to the DBN #1 in order to study the differences), through the known process.

After setting the number of time-slices, evidence can be added by right-clicking “Personal Factors” and selecting evidence from the context menu. Because this is a temporal node, a form appears where evidence can be added for every time-slice.

The following **same** random evidence pattern is selected for this program run of 10 time slices (0-9):

{good, good ,good, poor, good, poor, good, good, poor, poor}.

After inference is called, the temporal network has its beliefs updated. The updated beliefs for a temporal node can be obtained by placing the cursor on the checkmark icon for the “Fatigue” node, the “Stress” node and the evidence for the “Personal Factors” node can be viewed similarly.

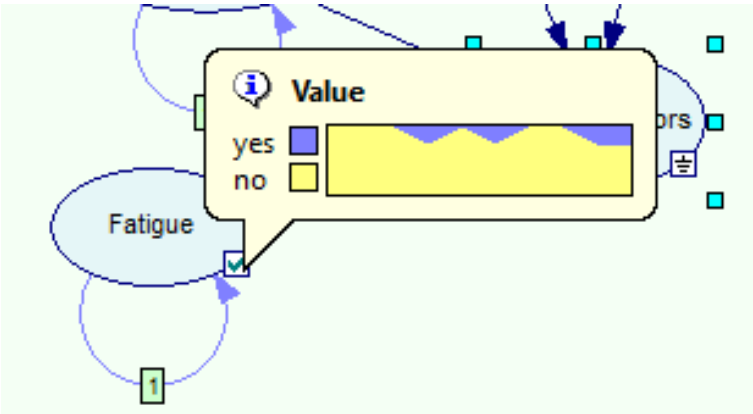


Figure 58: Obtaining the updated beliefs of "Fatigue" by placing the cursor on the checkmark (DBN #2).

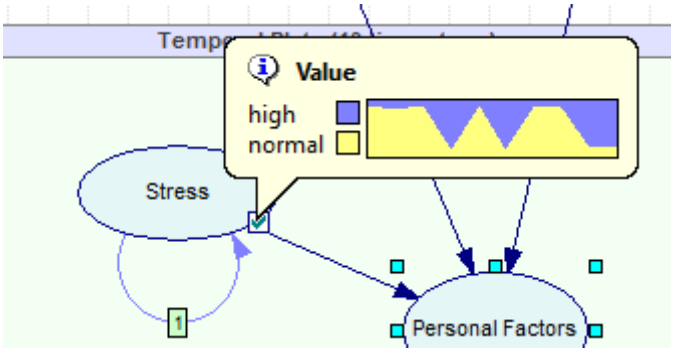


Figure 59: Obtaining the updated beliefs of "Stress" by placing the cursor on the checkmark (DBN #2).

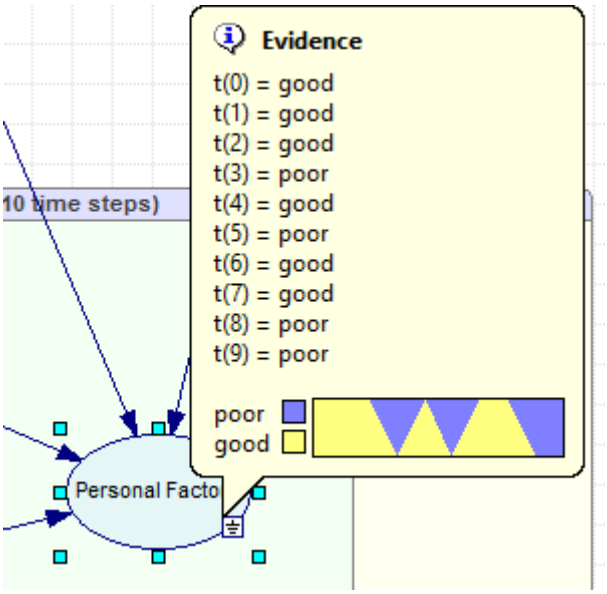
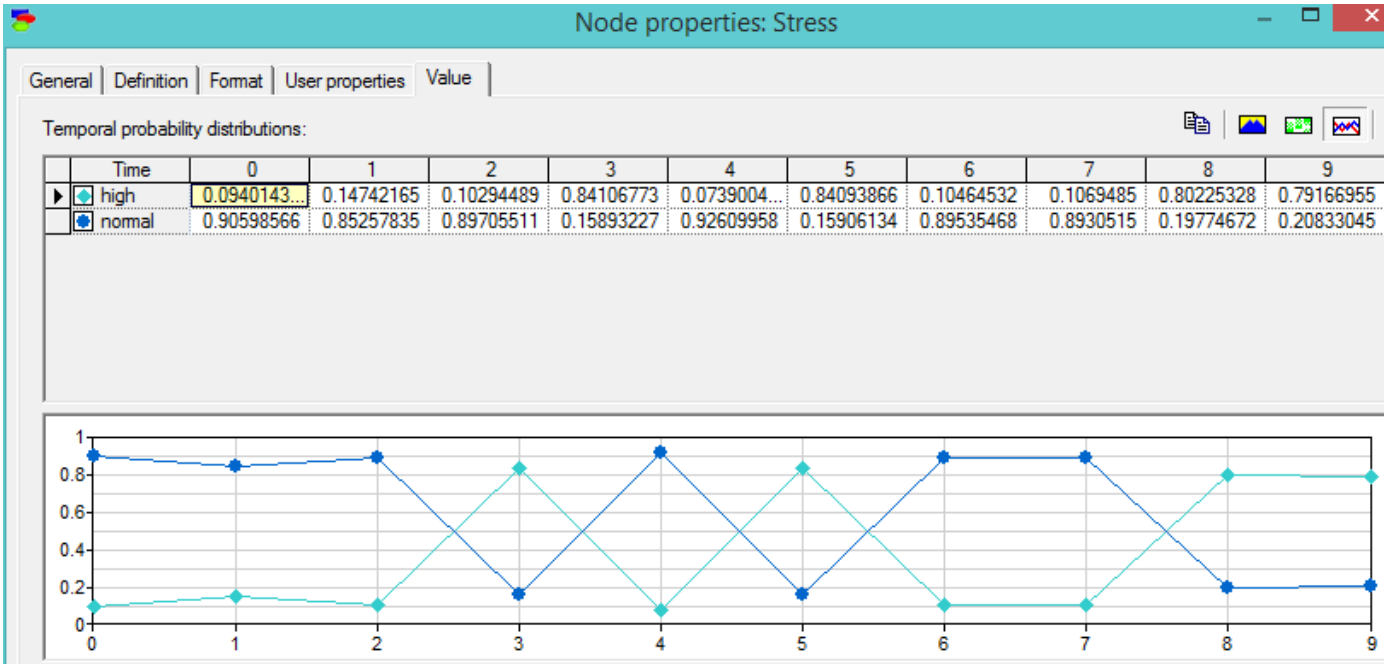


Figure 60: Obtaining the updated beliefs of "Personal Factors" by placing the cursor on the checkmark (DBN #2).

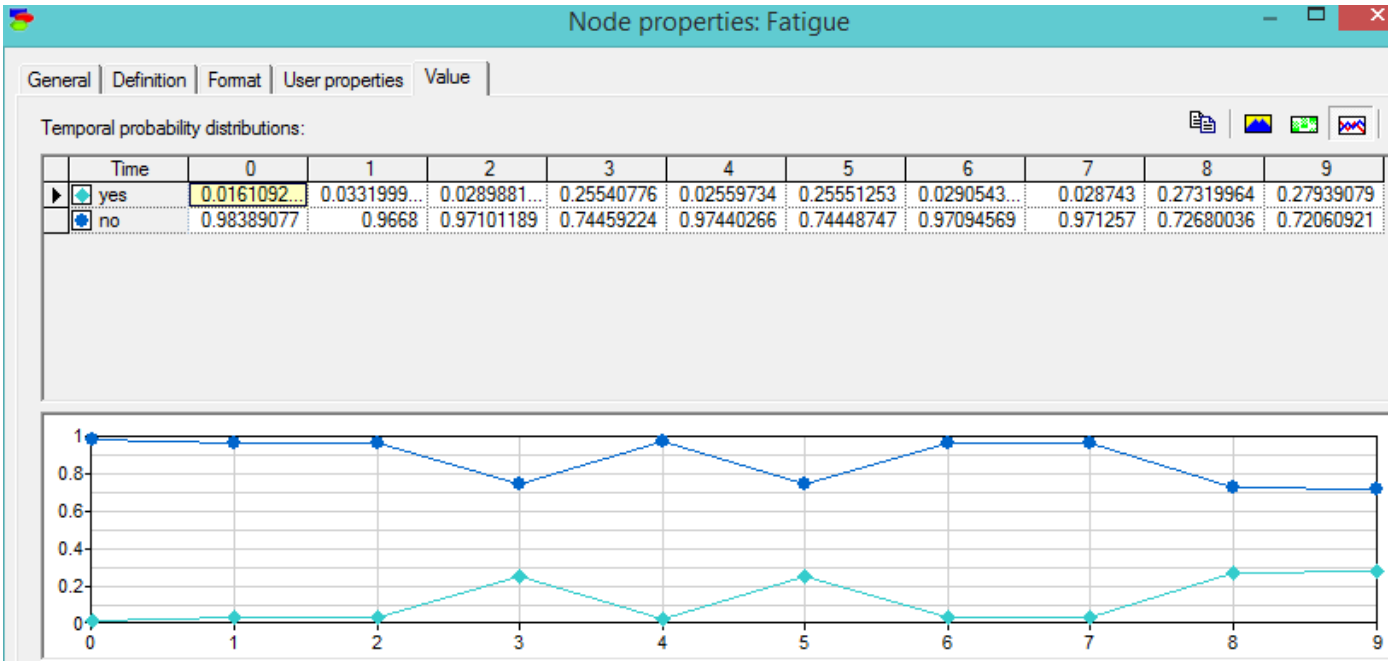
RESULT PRESENTATION

The updated beliefs for a temporal node can also be obtained by double-clicking on the nodes and selecting the Value tab. This tab contains the updated beliefs for all time-slices of that node not only in floating point numbers, but also as an area chart, contour plot, and time-series plot. As described above, dynamic BN model results have a variety of presentation ways in the GeNie BN program. The program run results are presented only in the Time Series Plot format, for reasons previously stated.



Time	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
high	0.0940143...	0.14742165	0.10294489	0.84106773	0.0739004...	0.84093866	0.10464532	0.1069485	0.80225328	0.79166955
normal	0.90598566	0.85257835	0.89705511	0.15893227	0.92609958	0.15906134	0.89535468	0.8930515	0.19774672	0.20833045

Figure 61: Time Series Plot of the "Stress" temporal node of the DBN #2.



Time	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
yes	0.0161092...	0.0331999...	0.0289881...	0.25540776	0.02559734	0.25551253	0.0290543...	0.028743	0.27319964	0.27939079
no	0.98389077	0.9668	0.97101189	0.74459224	0.97440266	0.74448747	0.97094569	0.971257	0.72680036	0.72060921

Figure 62: Time Series Plot of the "Fatigue" temporal node of the DBN #2.

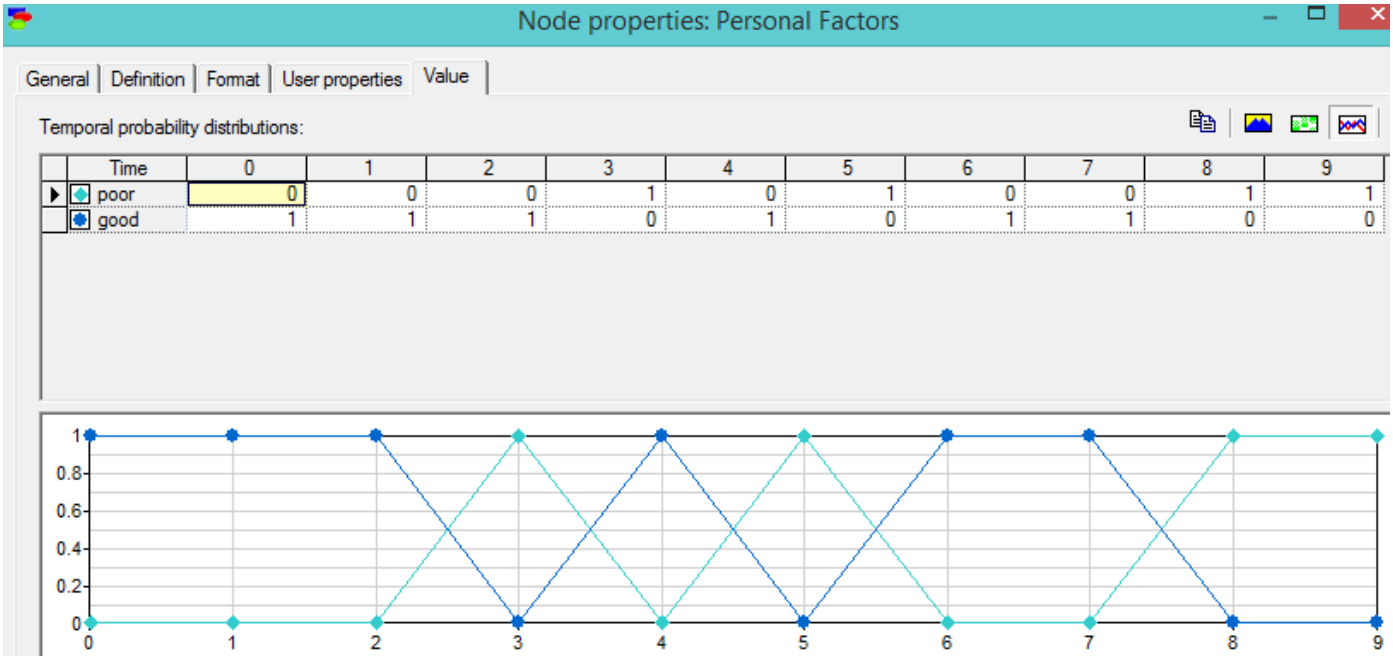


Figure 63: Time Series Plot of the "Personal Factors" temporal node of the DBN #2.

Finally the bar chart is presented. The bar charts for the temporal nodes will display each state probability over time as shown in the figure below:

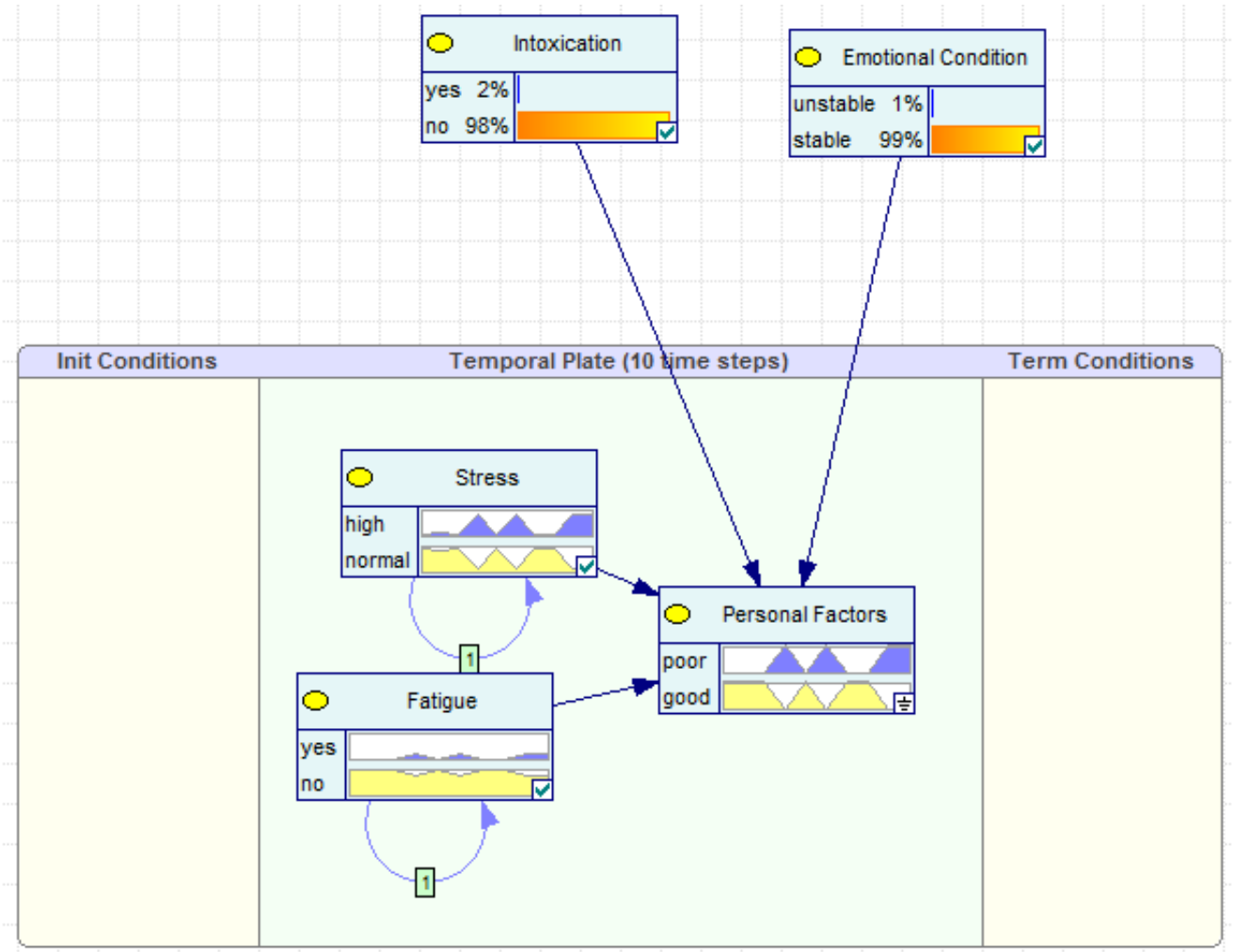


Figure 64: Bar-Chart display of the temporal beliefs of the DBN #2 for the random selected evidence series.

From figures 58, 59, 61, 62, 64 it is obvious the fact that fatigue state probabilities respond perfectly well with the evidence series used as an input to the “Personal Factors” node. For example, the choosing of “POOR” evidence in time slice 3, results to the increase of the “YES” state and decrease of the “NO” state for FATIGUE, which is the logical result-outcome. In the same manner, “HIGH” Stress probability is increased in time slice 3 and “NORMAL” state probability is decreased. This can be spotted in each evidence change.

RESULTS EXPLANATION – COMPARISON WITH STATIC BN

In this section a thorough explanation of the results is produced, as well as a comparison with the same BN, only this time in its static form, highlights the small but vital differences of the time slices (dynamic factor) insertion. The results are focused on the "child" node, which is the product of this DBN. In this manner, the two models are compared only on the "Personal Factors" node, which is the target node of this whole process. As stated above, running the static model, with the "Personal Factors" node as target node, produces the following results (figure 65): **POOR state 21% (0.21), GOOD state 79% (0.79).**Considering this assumption that the dynamic BN's structure and original probability matrixes are unchanged throughout the studied time period (slices), the time series plot below is extracted:

	DBN #2	DBN #2	STATIC BN	STATIC BN
	STATE	STATE	STATE	STATE
TIME SLICE	yes	no	yes	no
0	0,016109233	0,98389077	0,05	0,95
1	0,033199999	0,9668	0,05	0,95
2	0,028988109	0,97101189	0,05	0,95
3	0,25540776	0,74459224	0,05	0,95
4	0,02559734	0,97440266	0,05	0,95
5	0,25551253	0,74448747	0,05	0,95
6	0,029054311	0,97094569	0,05	0,95
7	0,028743	0,971257	0,05	0,95
8	0,27319964	0,72680036	0,05	0,95
9	0,27939079	0,72060921	0,05	0,95

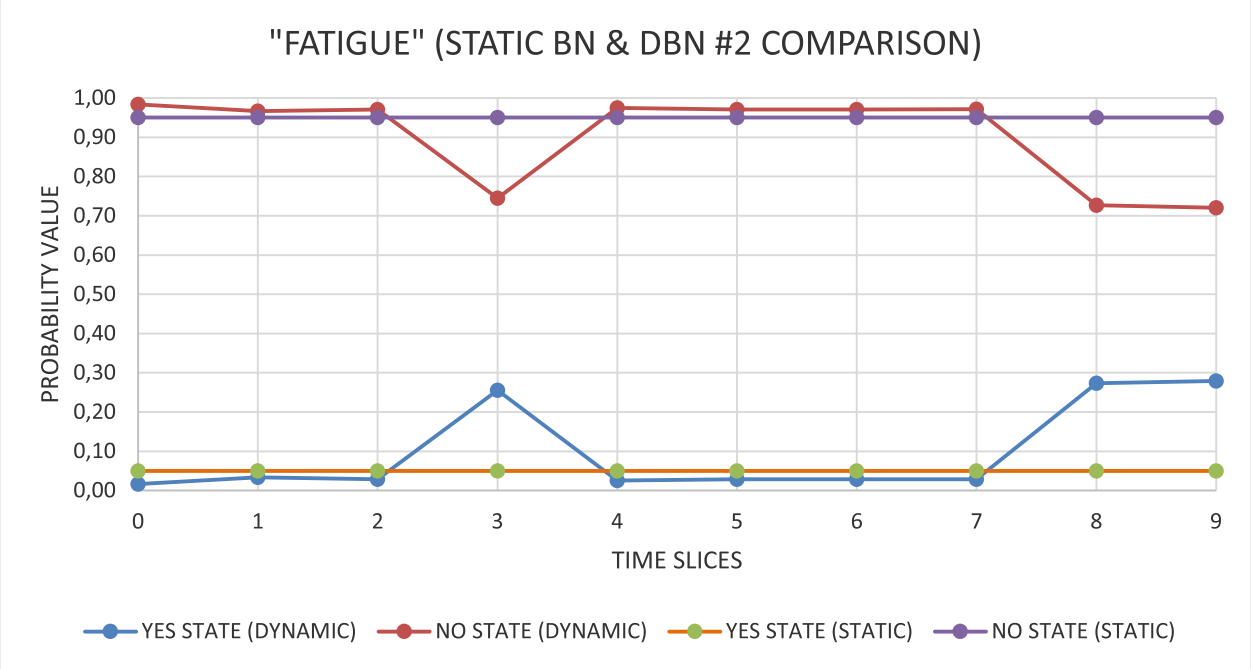


Figure 65: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the static BN and the DBN #2, for the "Fatigue" node.

From the above chart, it is clear that the dynamic factor adds to the probabilities variety. For example, in the used evidence sequence, the probability of the DBN states varies between the values of {0, 1}, based on the inference called. These conclude to the "up and down" variations of the state probabilities, between time slices.

- Based on the probability sequence inserted through the PERSONAL FACTORS node, it is apparent, that the POOR state selection results in a dramatic increase of the YES state in "Fatigue" (which means a dramatic decrease of the NO state in "Fatigue"). Vice versa, whenever the evidence sequence is GOOD for the Personal Factors, the YES state of Fatigue is increased and the NO state is decreased, which is logically correct.

- Another conclusion extracted from the chart is that each time slice probability differs from the previous and the following one by insignificant amount (for the same evidence in the Personal Factors node). For example for two time slices with the state GOOD selected in the Personal Factors node, the YES (and consequently the NO) states differ for the Fatigue node (although by a small amount). Obvious is the fact that each state is independent.

- As observed, the first time slice for the DBN is different in comparison to the others. The GOOD state is selected for time slice 0 and the resulting

probability values for Fatigue have a biggest divergence from the other time slice probability values of Fatigue (for GOOD state of the Personal Factors), that converge to a specific value. This reveals an important disadvantage of the GeNie BN program, which assumes that the first time slice is the status quo (initial run) of the created BN and only the following time slices contribute to the probability variations. Thus the “useful” time slices are reduced from ten to nine, where the response of the DBN can be researched.

- On the other hand, the static BN states are of fixed value, because the evidence are unchanged, through the time slices. These values are resulting from the initial static BN run. This confirms that the probability values in a static BN are unchanged, due to the exception of the time factor.

	DBN #2	DBN #2	STATIC BN	STATIC BN
	STATE	STATE	STATE	STATE
TIME SLICE	high	normal	high	normal
0	0,094014343	0,90598566	0,24	0,76
1	0,147421650	0,85257835	0,24	0,76
2	0,10294489	0,89705511	0,24	0,76
3	0,84106773	0,15893227	0,24	0,76
4	0,073900423	0,92609958	0,24	0,76
5	0,8409387	0,15906134	0,24	0,76
6	0,104645320	0,89535468	0,24	0,76
7	0,106948500	0,8930515	0,24	0,76
8	0,80225328	0,19774672	0,24	0,76
9	0,79166955	0,20833045	0,24	0,76

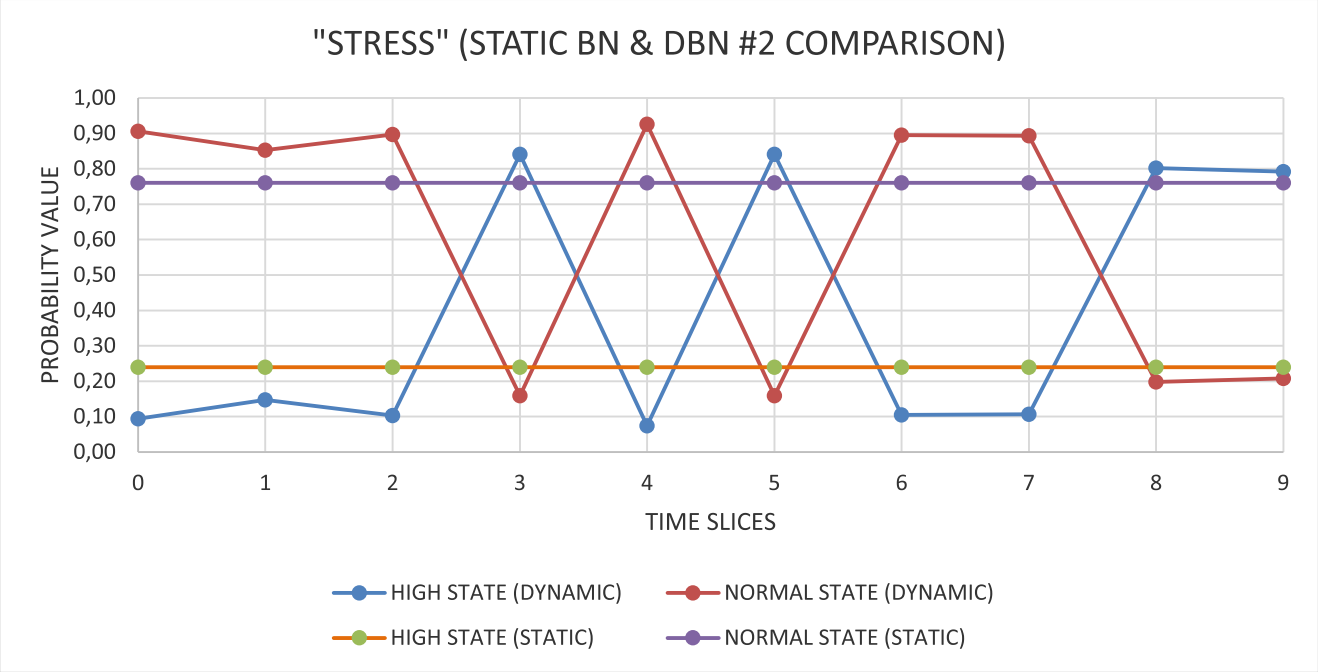


Figure 66: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the static BN and the DBN #2, for the "Stress" node.

From the above chart, it is clear that the dynamic factor adds to the probabilities variety. For example, in the used evidence sequence, the probability of the DBN states varies between the values of {0, 1}, based on the inference called. These conclude to the "up and down" variations of the state probabilities, between time slices.

- Based on the probability sequence inserted through the PERSONAL FACTORS node, it is apparent, that the POOR state selection results in a dramatic increase of the HIGH state in "Stress" (which means a dramatic decrease of the NORMAL state in "Stress"). Vice versa, whenever the evidence sequence is GOOD for the Personal Factors, the HIGH state of Stress is increased and the NORMAL state is decreased, which is logically correct.

- Another conclusion extracted from the chart is that each time slice probability differs from the previous and the following one by insignificant amount (for the same evidence in the Personal Factors node). For example for two time slices with the state GOOD selected in the Personal Factors node, the HIGH (and consequently the NORMAL) states differ for the Stress node (although by a small amount). Obvious is the fact that each state is independent.

- As observed, the first time slice for the DBN is different in comparison to the others. The GOOD state is selected for time slice 0 and the resulting probability values for Stress have a biggest divergence from the other time slice probability values of Stress (for GOOD state of the Personal Factors), that converge to a specific value. This reveals an important disadvantage of the GeNie BN program, which assumes that the first time slice is the status quo (initial run) of the created BN and only the following time slices contribute to the probability variations. Thus the "useful" time slices are reduced from ten to nine, where the response of the DBN can be researched.

- On the other hand, the static BN states are of fixed value, because the evidence are unchanged, through the time slices. These values are resulting from the initial static BN run. This confirms that the probability values in a static BN are unchanged, due to the exception of the time factor.

DBN #1 & DBN#2 COMPARISON

As a final addition to the presented research, a final comparison is made between the two Dynamic Bayesian Networks produced. In order to better comprehend the use and responsiveness of the DBN method, it is of vital importance to examine the differences of the same network elements in the same manner, under different circumstances. For example, the following comparison is based on the "Fatigue" node, which is dynamic (inside the temporal plate) in both DBN #1 & DBN #2), for the same evidence sequence. In this manner, the influence of the addition of an extra dynamic node is examined.

	DBN #1	DBN #1	STATIC BN	STATIC BN
	STATE	STATE	STATE	STATE
TIME SLICE	yes	no	yes	no
0	0,016109253	0,983890747	0,016109233	0,98389077
1	0,033197596	0,966802404	0,033199999	0,9668
2	0,02912579	0,970874210	0,028988109	0,97101189
3	0,24744894	0,75255106	0,25540776	0,74459224
4	0,026388778	0,973611222	0,02559734	0,97440266

5	0,2474459	0,7525541	0,25551253	0,74448747
6	0,029175214	0,970824786	0,029054311	0,97094569
7	0,029347171	0,970652829	0,028743	0,971257
8	0,23767616	0,76232384	0,27319964	0,72680036
9	0,23306128	0,76693872	0,27939079	0,72060921

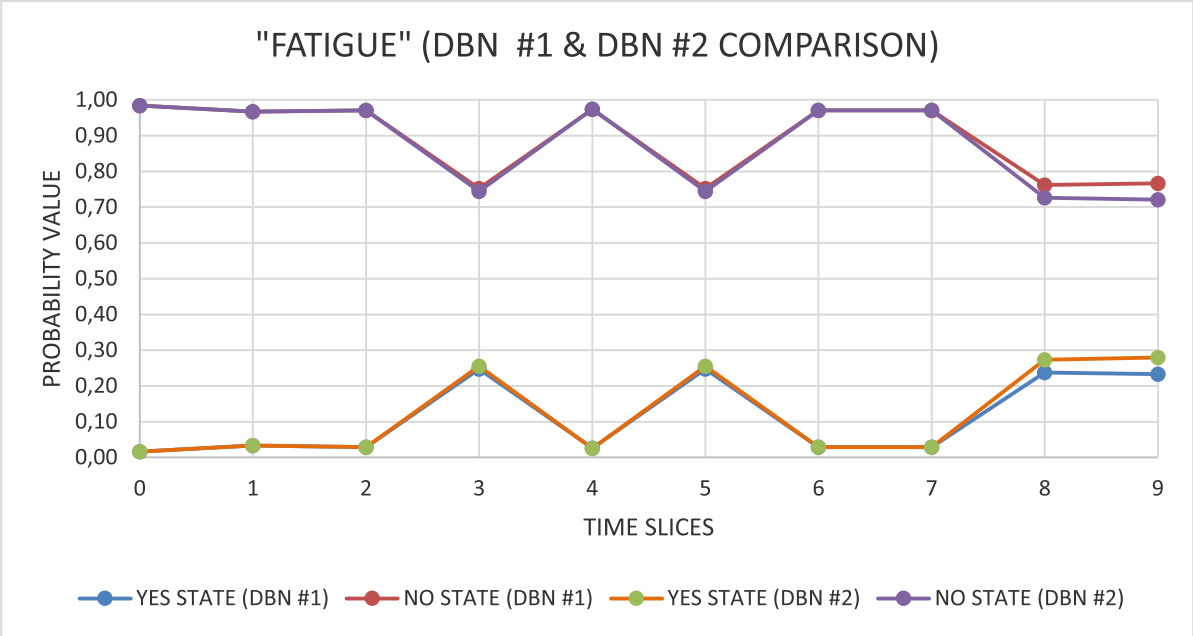


Figure 67: Time Series Plot, containing the comparison of state probabilities between the DBN #1 and the DBN #2, for the "Fatigue" node.

Having discussed the conclusions for each DBN's "Fatigue" node, these two nodes are juxtaposed with each other. Obvious is the fact that in a massive percent the values of the states are quite similar. The difference by eye is clear, only in the final two time slices (8, 9). The following two conclusions are extracted:

- Firstly and most important is the fact, that each node is dependant to the other nodes of the Dynamic Bayesian network. Besides having similar state probabilities throughout the time slices, the probabilities differ (even by insignificant amounts for the majority of the time slices), for the same evidence sequence. This practically means that each node is dependent to the others in a Dynamic Bayesian Network.

- Secondly, as observed from the time series plot, after many time slices, the DBN #2 state probabilities are different by a larger margin than those of DBN #1. Carefully studied, it is common ground that in time slices 8 & 9, the YES state for fatigue (DBN #2) is of higher probability value than the same for DBN #1. This leads to the assumption that more nodes existing in the temporal plate equals to higher negative probability values for the same evidence sequence, as the time continuum progresses.

GENERAL CONCLUSIONS & ASSUMPTIONS

Two Dynamic Bayesian Networks were created, each with different number of temporal "parent" nodes, and both were compared to each other and to a third, static Bayesian network of the same nodes and initial probability matrixes. With the use of the Time Series Plot, this study comes to the following conclusions and assumptions:

- Sequential data comes in two main forms: temporal (time-series) data, which is generated sequentially by some causal process, and sequence data, where we are more agnostic about the generating mechanism. For modelling time-series data, it is natural to use directed graphical models, which can capture the fact that time flows forward. Arcs within a time-slice can be directed or undirected, since they model "instantaneous" correlation. If all arcs are directed, both within and between slices, a DBN is created. ***DBNs are quite popular because they are easy to interpret and learn: because the graph is directed, the conditional probability distribution (CPD) of each node can be estimated independently.***

- Comparing figures 62, 63 & 72, 73, 74, a general assumption can be extracted. ***The probabilities of a temporal "parent" node's states in a DBN, for a given evidence series, are variable, for every possible number of other temporal "parent" nodes.*** This result is obvious from the fact that two identical BNs with different number of temporal "parent" nodes, always for the same evidence series, lead to insignificantly different probability values for the common temporal "parent" node, namely for "FATIGUE". The fatigue states have the slightly different probabilities throughout the time slices in both DBNs, which means that each parent node is dependent through the time continuum, despite the fact that the evidence insertion is made through the "Personal Factors" node which is the common target of all the "parent" nodes. This proves the dependence of each "parent" node in the DBN.

- Furthermore, it is obvious from figure 77, that as the time slice continuum progresses, the negative states gain in probability value, for each eaxtra parent node turned into temporal state.

- For the entirety of the research, the DBN is highlighted as a useful tool in Human Centred Design. The Human Element is of dynamic nature, it is changing every second. ***Having this in mind the time slices factor makes the BNs more adaptive to every change.*** This is really important, considering the fact that with the static BN method, the calculation of probabilities for 10 different scenarios (each for a different time slice), would

require 10 different mini-BNs. The Dynamic BN has the ability to predict these scenarios and adapt to them, with the use of the dynamic factor (setting probabilities for both t=0 and t=1 time slices), saving precious calculation time. The adaptability of the DBNs make them exceed from their predecessors.

Βιβλιογραφία

[1]. Βεντίκος Ν., “Μελέτη και Διαχείριση Ρίσκου στις Θαλάσσιες Μεταφορές”, σελ. 64-77, Ε.Μ.Π. 2012.

[2]. Σπύρου Κ., “Σχεδίαση Πλοίων για Ασφάλεια και Περιβαλλοντική Προστασία”, σελ. 3.20-3.29, Ε.Μ.Π. 2010.

[3]. Lee A., Lu L., “Petri net modeling for probabilistic safety assessment and its application in the air lock system of a CANDU nuclear power plant”.

[4]. Clepner J., “Verifying soundness of business processes: A Petri nets approach”.

[5]. Milinkovic S., Markovic M., Veskovic S., Ivic M., Pavlovic N., (2013), “A fuzzy Petri net model to estimate train delays”.

[6]. Dos Santos Soares M., Vrancken J., (2012), “A modular Petri net to modeling and scenario analysis of a network of road traffic signals”.

[7]. Signoret J.P., Dutuit Y., Cacheux P.J., Folleau C., Collas S., Thomas P., (2012), “Make your Petri nets understandable: Reliability block diagrams driven Petri nets”.

[8]. Demongodin I., Giua A.,”Dynamics and steady state analysis of controlled generalized Batches Petri Nets”.

[9]. Zhou J., (2013), “Petri net modelling for the emergency response to chemical accidents”.

[10]. Hamidun R., Ishak S.Z., Endut I.R., “Pedestrian Crossing Scenario Model Using Petri Nets”, International Conference on Innovation, Management and Technology Research, 2013.

[11]. Patel A.M., Joshi A.Y., “Modeling and Analysis of a Manufacturing System with Deadlocks to Generate the Reachability Tree using Petri Net System”, International Conference on DESIGN AND MANUFACTURING, IConDM, 2013.

[12]. Liu H.C., Lin Q.L., Ren M.L., (2013), “Fault diagnosis and cause analysis using fuzzy evidential reasoning approach and dynamic adaptive fuzzy Petri nets”.

[13]. Purba J.H., (2014), “A fuzzy-based approach to evaluate basic events of fault tree analysis for nuclear power plant probabilistic safety assessment”.

[14]. Mentes A., Helvacioglu I.H., (2010), “An application of fuzzy fault tree analysis for spread mooring systems”.

[15]. Wang D., Zhang P., Chen L., (2013), “Fuzzy fault tree analysis for fire and explosion of crude oil tanks”.

[16]. Zhang M., Kecojevic V., Komljenovic D., (2014), “Investigation of haul truck-related fatal accidents in surface mining using fault tree analysis”.

[17]. Contini S., Matuzas V., (2011), “New methods to determine the importance measures of initiating and enabling events in fault tree analysis”.

[18]. Rodak C., Silliman S., (2011), “Probabilistic risk analysis and fault trees: Initial discussion of application to identification of risk at a wellhead”.

[19]. Lavasani S.M., Zendegani A., Celik M., “An extension to Fuzzy Fault Tree Analysis (FFTA) application in petrochemical process industry”, Process Safety and Environment Protection, 2014.

[20]. Reinach S., Viale A., (2005), “Application of a human error framework to conduct train accident/incident investigations”.

[21]. Baysari M.T., McIntosh A.S., Wilson J.R., (2008), “Understanding the human factors contribution to railway accidents and incidents in Australia”.

[22]. Isaac A., Shorrock S.T., Kirwan B., “Human error in European air traffic management: the HERA project”.

[23]. Lourens P.F., (1989), “Error analysis and applications in transportation systems”.

[24]. Shorrock S.T., Kirwan B., (2002), “Development and application of a human error identification tool for air traffic control”.

[25]. Baysari M.T., Caponecchia C., McIntosh A.S., Wilson J.R., (2008), “Classification of errors contributing to rail incidents and accidents: A comparison of two human error identification techniques”.

[26]. Groth K.M., Swiler L.P., (2013), “Bridging the gap between HRA research and HRA practice: A Bayesian network version of SPAR-H”, *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 115, pp. 33-42.

[27]. Gertman D., Blackman H., Marble J., Byers J., Smith C., O’Reilly P., (2005), “The SPAR-H Human Reliability Analysis Method”, Idaho National Laboratory.

[28]. Groth K.M., Swiler L.P., (2012), “Use of a SPAR-H Bayesian Network for predicting Human Error Probabilities with missing observations”, *In Proceedings of the International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management (PSAM 11)*, Helsinki, Finland, 25—29, June 2012.

[29]. Calixto E., Alves Lima G.B., Alves Firmino P.R., (2013), “Comparing SLIM, SPAR-H and Bayesian Network Methodologies”, *Open Journal of Safety Science and Technology*, Vol. 3 No. 2, 2013, pp. 31-41.

[30]. Kumar S., Kumaria S., Tandon P., (2013), “SPAR methods coupled with seed-oil content revealed intra-specific natural variation in Jatropha curcas L. from Northeast India”, *Biomass and Bioenergy*, 54, 100.

[31]. De Vries P., De Haan J., Van der Wal E., Marien G., (2009), “A house price index based on the SPAR method”, *Journal of Housing Economics.*

[32]. Roberts S.E., Pettit S.J., Marlow P.B., (2013), “Casualties of life in bulk carriers from 1980 to 2010”.

[33]. Roberts S.E., Marlow P.B., (2002), “Casualties in dry bulk shipping (1963-1996)”.

[34]. Weng J., Meng Q., (2011), “Analysis of driver risk for different work zone types”.

[35]. Branas C.C., Sing R.F., Perron A.D., “A case series analysis of mass casualty incidents”.

[36]. Abdalla I.M., Raeside R., Barker D., McGuigan D.R.D., (1997), “An investigation into the relationships between area social characteristics and road accident casualties”.

[37]. Yannis G., Papadimitriou E., Antoniou C., (2007), “Impact of enforcement on traffic accidents and fatalities: A multivariate multilevel analysis”.

[38]. Konstandinidou M., Nivolianitou Z., Kiranoudis C., Markatos N., (2005), “A fuzzy modeling application of CREAM methodology for human reliability analysis”.

[39]. Yang Z.L., Bonsall S., Wall A., Wang J., Usman M., (2012), “A modified CREAM to human reliability quantification in marine engineering”.

[40]. Phillips R.O., Sagberg F., (2014), “What did you expect? CREAM analysis of hazardous incidents occurring on approach to rail signals”.

[41]. Wikstrand G., (1999), “Cognitive Reliability and Error Analysis – Applying CREAM to ‘Kollision Eksjo – Nassjo, 1996-10-08’”.

[42]. Sun Z., Li Z., Gong E., Xie H., (2012), “Estimating Human Error Probability using a modified CREAM”.

[43]. Bedford T., Bayley C., Revie M., (2013), “Screening, sensitivity, and uncertainty for the CREAM method of Human Reliability Analysis”.

[44]. Desmorat G., Guamieri F., Besnard D., Desideri P., Loth F., (2012), “Pouring CREAM into natural gas: The introduction of Common Performance Conditions into the safety management of gas networks”.

[45]. He X., Wang Y., Shen Z., Huang X., (2006), “A simplified CREAM prospective quantification process and its application”.

[46]. Park K.S., Lee J.I., (2007), “A new method for estimating human error probabilities: AHP-SLIM”.

[47]. Vestrucci P., (1987), “The Logistic Model for Assessing Human Error Probabilities Using the SLIM Method”.

[48]. Zimolong B., (1990), “Empirical evaluation of THERP, SLIM and ranking to estimate HEPs”.

[49]. Kirwan B., (1995), “The validation of three Human Reliability Quantification techniques – THERP, HEART and JHEDI: Part I – technique descriptions and validation issues”.

[50]. Kirwan B., (1995), “The validation of three Human Reliability Quantification techniques – THERP, HEART and JHEDI: Part II – Results of validation exercise”.

[51]. Kirwan B., (1995), “The validation of three Human Reliability Quantification techniques – THERP, HEART and JHEDI: Part III – Practical aspects of the usage of the techniques”.

[52]. Alvarenga M.A.B., Frutuoso e Melo P.F., Fonseca R.A., (2014), “A critical review of methods and models for evaluating organizational factors in Human Reliability Analysis”.

[53]. Forester J., Bley D., Cooper S., Lois E., Siu N., Kolaczkowski Alan, Wreathall J., “Expert elicitation approach for performing ATHEANA quantification”.

[54]. Dougherty E., (1997), “Human errors of commission revisited: an evaluation of the ATHEANA approach”.

[55]. Han S.J., Yang J.E., (2009), “A quantitative evaluation of reliability of passive systems within probabilistic safety assessment framework for VHTR”.

[56]. Aldemir T., (2012), “A survey of dynamic methodologies for probabilistic safety assessment of nuclear power plants”.

[57]. Cepin M., (2011), “Advantages and difficulties with the application of methods of probabilistic safety assessment to the power systems reliability”.

[58]. Rocha J.M., Henriques A.A., Calcada R., (2014), “Probabilistic safety assessment of a short span high-speed railway bridge”.

[59]. Niehaus F., “Use of Probabilistic Safety Assessment (PSA) for nuclear installations”.

[60]. Vinod G., Santosh T.V., Saraf R.K., Ghosh A.K., (2008), “Integrating Safety Critical Software System in Probabilistic Safety Assessment”.

[61]. Zamalieva D., Yilmaz A., Alderim T., (2012), “A probabilistic model for online scenario labeling in dynamic event tree generation”.

[62]. Guil F., Marin R., (2012), “A tree structure for event-based sequence mining”.

[63]. Bucci P., Kirschenbaum J., Mangan L.A., Aldemir T., Smith C., Wood T., (2007), “Construction of event-tree/fault-tree models from a Markov approach to dynamic system reliability”.

[64]. Rosqvist T., Molarius R., Virta H., Perrels A., (2012), “Event tree analysis for flood protection – An exploratory study in Finland”.

[65]. Hong E.S., Lee I.M., Shin H.S., Nam S.W., Kong J.S., (2008), “Quantitative risk evaluation based on event tree analysis technique: Application to the design of shield TBM”.

[66]. Ferdous R., Khan F., Sadiq R., Amyotte P., Veitch B., “Handling data uncertainties in event tree analysis”.

[67]. Neri A., Aspinall W.P., Cioni R., Bertagnini A., Baxter P.J., Zuccaro G., Andronico D., Barsotti S., Cole P.D., Espoti Ognato T., Hincks T.K., Macedonio G., Papale P., Rosi M., Santacore R., Woo G., (2008), “Developing an Event Tree for probabilistic hazard and risk assessment at Vesuvius”.

[68]. Martin J.E., Rivas T., Matias J.M., Taboada J., Arguelles A., (2008), “A Bayesian network analysis of workplace accidents caused by falls from a height”, *Safety Science,* 47(2), pp. 206-214.

[69]. Wang Y.F., Xie M., Chin K.S., Fu X.J., (2012), “Accident analysis model based on Bayesian Network and Evidential Reasoning approach” , Journal of Loss Prevention in the Process Industries" , 26(1), pp. 10-21.

[70]. Martins M.R., Maturana M.C., (2012), “Application of Bayesian Belief networks to the human reliability analysis of an oil tanker operation focusing on collision accidents”, *Reliability Engineering and System Safety,* 110, pp.89-109.

[71]. De Ona J., Mujalli R.O., Calvo F.J., (2010), “Analysis of traffic accident injury severity on Spanish rural highways using Bayesian networks”, *Accident Analysis & Prevention,* 51, pp.1-10.

[72]. Hanninen M., Kujala P., “Bayesian network modeling of Port State Control inspection findings and ship accidents involvement”, *Expert Systems with Applications,* 41(4), pp.1632-1646.

[73]. Leu S.S., Chang C.M., (2013), “Bayesian-network-based safety assessment for steel construction projects”, *Accid Anal Prev,* 54, pp.122-33, May 2013.

[74]. Toffoli A., Lefevre J.M., “Towards the identification of warning criteria: Analysis of a ship accident database”.

[75]. Codebook for TRACEr.

[76]. www.wikipedia.org (Visited: May 2014).

[77]. Nivollianitou Z.S., Leopoulos V.N., Konstandinidou M., “Comparison of techniques for accident scenario analysis in hazardous systems”, Journal of Loss prevention in the process industries, 17, p 467-475.

[78]. Reason J., (1990) Human Error. Cambridge: University Press, Cambridge.

[79]. Underwood P., Waterson P., (2014), “Systems thinking, the Swiss Cheese Model and accident analysis: A comparative systemic analysis of the Grayrigg train derailment using the ATSB, Accimap and STAMP models”, Accident Analysis & Prevention, Volume 68, Pages 75-94.

[80]. Lubnau T. II, Okray R., Lubnau T., (2004). “Crew Resource Management for the Fire Service*”,* pp. 20–21.

[81]. Hinton-Walker P., Carlton G., Holden L., Stone P.W., (2006), "The intersection of patient safety and nursing research".

[82]. Lingala, R.J. Stanley, R. Rader, J. HHagerty, H. Rabinovitz, M. Oliviero, I. Choudhry, W. Stoecker, “Fuzzy logic color detection: Blue areas in melanoma dermoscopy images”.

[83]. A.J.Abebe, V. Guimot, D.P. Solomatine “Fuzzy alpha-cut vs Monte Carlo techniques in assessing uncertainty in model parameters”.

[84]. Bezdek V., “Using fuzzy logic in business, procedia-social and behavioral sciences”.

[85]. Zadeh L. A. et al., (1996), “Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, Fuzzy Systems”, World Scientific Press.

[86]. Zadeh L.A., (1965). "Fuzzy sets", Information and Control 8.

- [87]. Hu S., Fang Q., Xia H., Xi Y. “Formal safety assessment based on relative risks model in ship navigation”.

[88]. Rasmussen J., (1997), “Risk management in a dynamic society: A modeling problem”.

[89]. Salmon P.M., Goode N., Archer F., Spencer C., McArdle D., McClure R.J., (2014), “A systems approach to examining disaster response: Using Accimap to describe the factors influencing bushfire response”, Safety Science, Volume 70, Pages 114-122.

[90]. Salmon P.M., Cornelissen M., Trotter M.J., (2012), “Systems-based accident analysis methods: A comparison of Accimap, HFACS, and STAMP”.

[91]. Debrincat J., Bil C., Clark G., (2013) “Assessing organisational factors in aircraft accidents using a hybrid Reason and AcciMap model”.

[92]. Branford K., Naikar N., Hopkins A., (2011), "Guidelines for AcciMap analysis".

[94]. Branford K., (2011), "Seeing the big picture of mishaps: Applying the AcciMap approach to analyze system accidents".

[95]. Goode N., Salmon P.M., Lenne M.G., Hillard P., “ Systems thinking applied to safety during manual handling tasks in the transport and storage industry”.

[96]. Wang L., Wang Y., Yang X., Cheng K., Yang H., Zhu B., Fan C., Ji X., (2011), “Coding ATC Incident Data Using HFACS: Intercoder Consensus”.

[97]. Wiegmann D.A., Shappell S.A., (2001), Applying the Human Factors Analysis and Classification System (HFACS) to the analysis of commercial aviation accident”.

[98]. Celik M., Cebi S., (2008), “Analytical HFACS for investigating human errors in shipping accidents”.

[99]. Trotter M.J., Salmon P.M., Lenne M.G., (2014), “Impromaps: Applying Rasmussen’s Risk Management Framework to improvisation incidents”.

[100]. Antão P., Teixeira A. P., Guedes Soares C., “Integration of human factors into the ship design process”.

[101]. www.bayesserver.com (Visited: November 2014).

[102]. Naderpour M., Lu J., Zhang G., (2013), “A situation risk awareness approach for process systems safety”.

[103]. Mihajlovic V., Petkovic M., “Dynamic Bayesian Networks: A state of the Art”.

[104]. Murphy K.P., (2002), “Dynamic Bayesian Networks:

Representation, Inference and Learning”.

[105]. Murphy K.P., (2002), “Dynamic Bayesian Networks”.

[106]. Ghahramani Z., (1997), “Learning Dynamic Bayesian Networks”.

[107]. Ontanon S., Montana J.L., Gonzalez A.J., “A Dynamic Bayesian Network framework for modeling and evaluating learning from observation”.

[108]. Sandri M., Berchialla, Bakli I., Gregori D., De Blasi R.A., (2013), “Dynamic Bayesian Networks to predict sequences of organ failures in patients admitted to ICU”.

[109]. Cai B., Liu Y., Zhang Y., Fan Q., Liu Z., Tian X., (2012), “A Dynamic Bayesian networks modeling of human factors on offshore blowouts”, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries, Volume 26, Issue 4, July 2013, Pages 639-649.*

[110]. Codetta-Raiteri D., Bobbio A., Montani S., Portinale L., (2010), “A Dynamic Bayesian network based framework to evaluate cascading effects in a power grid”.

[111]. Durante D., Bunson D.B., (2014), “Bayesian dynamic financial networks with time-verying predictors”.

[112]. Zhang Z., Dong F., (2014), “Fault detection and diagnosis for missing data systems with a three-slice dynamic Bayesian network approach”.

[113]. Cai B., Liu Y., Fan Q., Zhang Y., Yu S., Liu Z., Dong X., (2013), “Performance evaluation of subsea BOP control systems using dynamic Bayesian networks with imperfect repair and preventive maintenance”.

[114]. Ventikos N., Vagias N., (2010), “A Bayesian Network Application For The Prediction Of Human Fatigue In The Marine Industry”, NTUA, Athens, Greece.

[115]. Det Norske Veritas, “Formal Safety Assessment Of Electronic Chart Display And Information System (ECDIS) Report”, Report NO. 2005-1565, Revision NO. 01.

[116]. Ventikos N., Papamichalis G., (2008), “Study of naval accidents using belief networks (Part B: collision model)”, NTUA, Athens, Greece.

[117]. Jensen F.V., (1996), “An Introduction To Bayesian Networks”.

[118]. Akhtar M.J., Utne I.B., (2012), “Human fatigue’s effect on the risk of maritime groundings – A Bayesian Network modeling approach”, *Safety Science,* 62, pp. 427-440.

[119]. Przywarty M., (2009), “Models of ship-ship collision”, Maritime Traffic Engineering Conference.

[120]. Gregory D, Shanahan P. *The Human Element: A Guide to Human Behaviour in the Shipping Industry*. Maritime and Coastguard Agency; 2010. http://www.dft.gov.uk/mca/the_human_element_a_guide_to_human_behaviour_in_the_shipping_industry (accessed 15 October 2014).

[121] Corovic B., Djurovic P., “Research of Marine Accidents Through the Prism of Human Element”, University of Montenegro, Montenegro, 2012.

[122]. Fuazudeen M., “IMO, the Human Element and Safety in Shipping”, First Public Workshop, UCL, London, September 2013.

[123] Psaraftis, H.N., P. Caridis, N. Desypris, G. Panagakos, N. Ventikos, 1998b. The Human Element as a Factor in M, September 2013.arine Accidents. *IMLA -10 Conference*, St. Malo, France, October 1998.

[124]. Tipu Parvez M.M., “Does the Presence of Human Element in Shipping Companies contribute towards Accidents on Ships?”, Greenwich Maritime Institute.

[125]. Baker C., McSweenwy K.P., McCafferty D.B., (2002), “Human Factors and Ergonomics in Safe Shipping: the ABS Approach”, Maritime Operations: The Human Element – 7th Annual Conference, Washington, D.C., April 2002.

[126]. Brooks Bell Group, “FAROS: Human Factors in Risk-based Ship Design Methodology-Overview”, First Public Workshop, UCL, London, September 2013.

[127]. Berg H.P., (2013), “Human Factors and Safety in Maritime Safety (revised)”, TRANSNAV- The International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation, Volume 7, Number 3, September 2013.

[128]. Hetherington C., Flin R., Mearns K., (2005), “Safety in Shipping: The Human Element”, *Journal of Safety Research,* 37(4), pp. 401-411.

[129]. Boring R.L., Dang V., “Quantification Using the SPAR-H HRA Method: A Simple Exercise”

APPENDIX

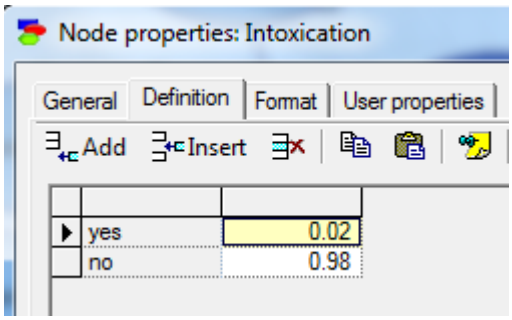
PARENT NODES

1. Intoxication

In this node, we try to depict the influence of the use of drugs, alcohol and other substances (per scripted or not) on mariner's performance. It is crucial to point out the fact that such cases occur quite frequently on board, but are often underreported, due to fear of responsibility taking and punishment, from the mariner's perspective. Most certainly, heavy (or sometimes light) uses of intoxicating substances result in human error, in even the most simple of procedures and tasks. Per scripted medications (strong antibiotics f.e.) could also lead to performance incapability.

States of "Intoxication":

- YES
- NO



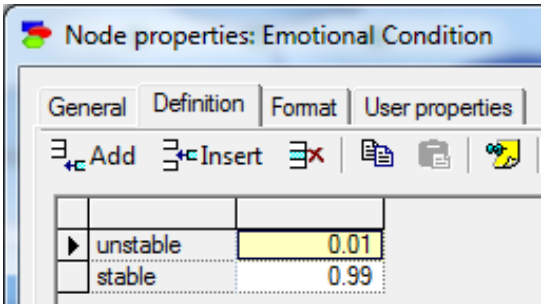
The probabilities for the population of the probability matrix of the "Intoxication" node were selected from our literature review **[118]**.

2. Emotional Condition

In this node, the effect of an individual's general emotional condition is presented. Many seafarers have highlighted the fact that experiencing extreme emotional conditions, for example during a big argument, may have many negative effects on their performance in even the simplest acts. The importance of emotional condition (or emotional conflict) and the stress that is produced, has been taken under consideration by many organizations (military, etc.), thus many psychological tests are performed to prevent such incidents prior to the ship's trip.

States of “Emotional Condition”:

- UNSTABLE
- STABLE



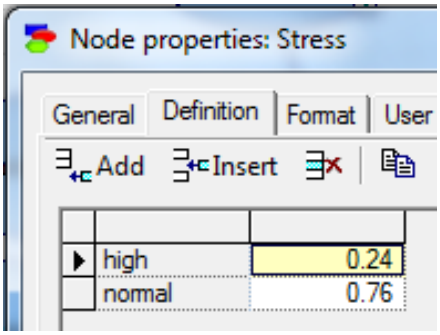
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Emotional Condition” node were selected from our literature review **[114]**.

3. Stress

In this node, the stress factor is introduced. Stress is a particularly broad concept that can’t be easily interpreted. It includes anxiety, psychological pressure, the feeling of nervousness, apprehension, fear or worry – all of which are called stressors, meaning causes of stress. Some of the above are justified but most are a product of overreaction. Stressors react to the psychological condition of humans, impairing their judgement and decreasing their competence or performance levels, leading them to errors. This vast selection of stressors makes the quantification of stress extremely difficult.

States of “Stress”:

- HIGH
- NORMAL



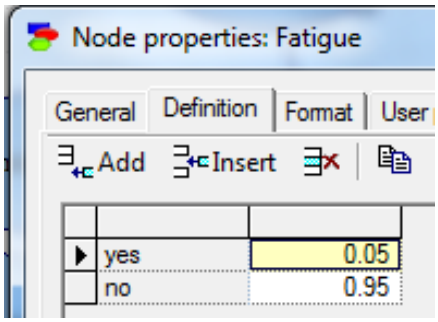
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Emotional Condition” node were selected from expert group judgements.

4. Fatigue

The fatigue node describes, whether the mariner is tired. Furthermore it quantifies fatigue, in order for us to decide if his competence is decreased- a measure to determine if fatigue is extreme or not. Fatigue is based on a variety of facts, like sleep hours, malnutrition or even emotional condition (emotional fatigue). Clear is the assumption that fatigue is inevitable, even if all its causes cease to exist.

States of “Fatigue”:

- YES
- NO



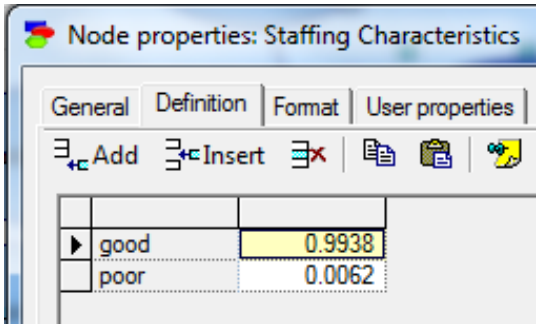
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Fatigue” node were selected from our literature review **[116]**.

5. Staffing Characteristics

In modern era shipping, automation has infiltrated the structure of ships, having severe impacts on manning levels and their characteristics. The assumption that no machine could ever replace completely the human presence on board exists, but ship complements decreased radically. Shipping companies have benefited from the increased presence of automation, although the workload for human is heavier. Common complaint of mariners is that manning levels minimize even further, resulting to more difficult and time pressured tasks. Furthermore, crew members are hired, that many times lack the requested characteristics (for instance training or experience) to complete their tasks, adding to the workload of the rest crew members. All of the above are included in this node.

States of “Staffing Characteristics”:

- GOOD
- POOR



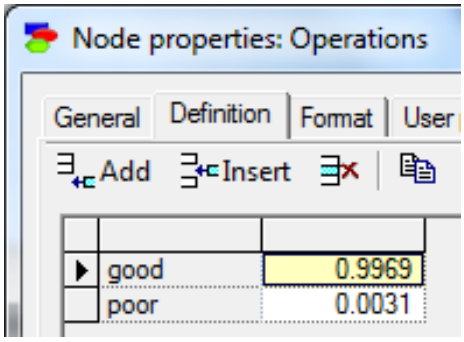
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Staffing Characteristics” node were selected from our literature review **[109]**.

6. Operations

In this node, all the facts or conditions of a ship’s functioning are included. These operations, based of course on the human element, include monitoring, operability assessment, on board advisory, troubleshooting, etc. It is vital for the organization or the company, to have on board productive and experienced people, on the above actions, for money and time saving.

States of “Operations”:

- GOOD
- POOR



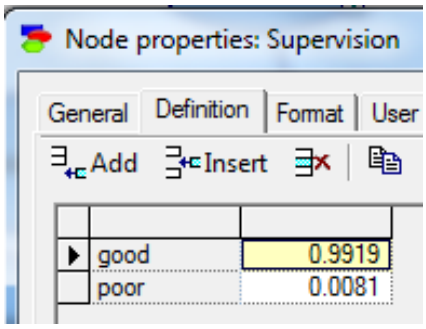
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Operations” node were selected from our literature review **[109]**.

7. Supervision

In this node we include the crucial role of supervision, as an organizational factor. Supervision actually is the overseeing of all the tasks of crew members, both internally and externally (in and out of ships). Supervision is based on the chain of command inside the organization, meaning the superior supervises everybody below himself in a dendritic way. Supervision is crucial for the balanced functioning of a ship.

States of “Supervision”:

- GOOD
- POOR



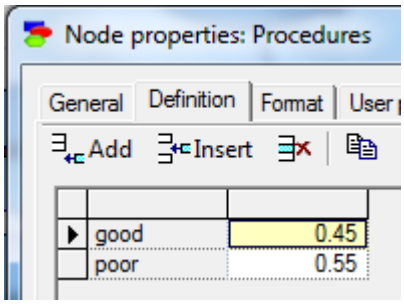
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Operations” node were selected from our literature review **[109]**.

8. Procedures

In this node, the importance of following good procedures inside the environment of a ship is included. Procedures are algorithmic responses to certain situations, written and accepted by the organization and based on international standards. Crew members must be trained on these procedures and follow them to the letter. For example the most common procedures are the emergency procedures (for fire extinguishing, etc.).

States of “Procedures”:

- GOOD
- POOR



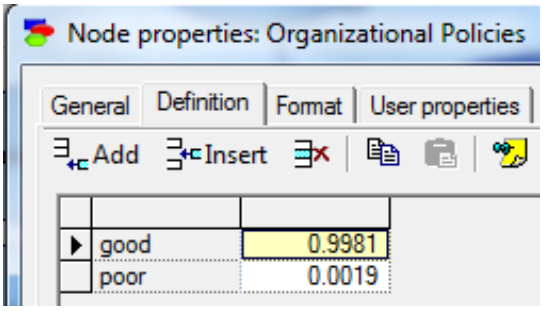
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Procedures” node were selected from our literature review **[118]**.

9. Organizational Policies

In this node we include all the courses or principles of actions adopted by the crew members and the organization in general, which are proposed by governments or other organizations, like the IMO. It goes without saying, that these policies must be adopted and inserted in the culture of the crew members.

States of “Organizational Policies”:

- GOOD
- POOR



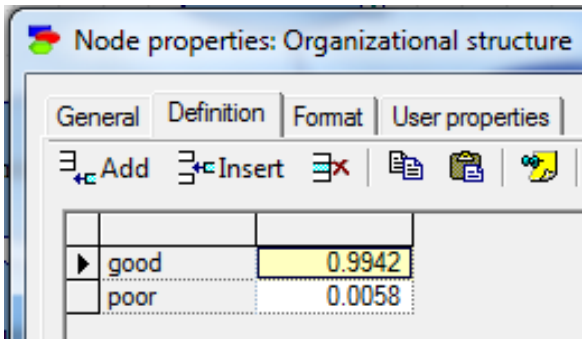
The probabilities for the population of the probability matrix of the "Organizational Policies" node were selected from our literature review **[109]**.

10. Organizational Structure

Organizational structure defines how activities such as task allocation, coordination and supervision are directed towards the achievement of **organizational** aims. It can also be considered as the viewing glass or perspective through which individuals see their **organization** and its environment. A good example of the organizational structure is the chain of command on board (the captain considered to be the superior).

States of "Organizational Structure":

- GOOD
- POOR



The probabilities for the population of the probability matrix of the "Organizational Structure" node were selected from our literature review **[109]**.

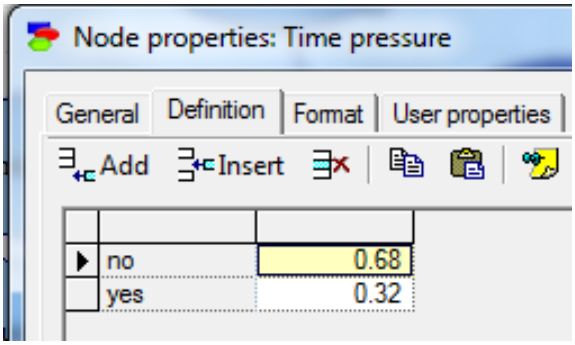
11. Time Pressure

In this node we include the paramount importance of timing to the procedures, tasks and action on board a ship. Timing is a huge factor and many times the deciding one, in order to determine whether an action was right or wrong. For example if the OOW

is late in his post, a major collision accident can occur, a collision that could be avoided if he was on time in his post. The pressure of time is also a major factor in decision making and action taking, for example in manoeuvring.

States of “Time Pressure”:

- NO
- YES



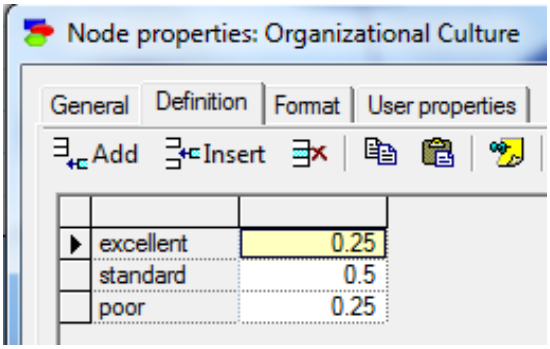
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Time Pressure” node were selected from our literature review **[118]**.

12. Organizational Culture

Organizational culture is the behaviour of humans within an organization and the meaning that people attach to those behaviours. Organizational culture is really important because it depicts the view of the organization and its members on several issues, like safety on board (safety culture).

States of “Organizational Culture”:

- EXCELLENT
- STANDARD
- POOR



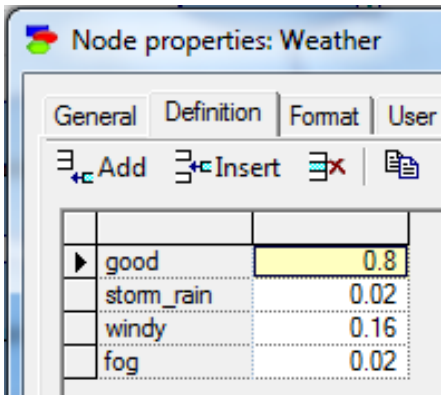
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Organizational Culture” node were selected from our literature review **[115]**.

13. Weather

In the weather node, we take into consideration every climatic or environmental phenomenon that can affect the living on board, or any ongoing task. An example could be heavy rain, which decreases the visibility of the OOW, or the extreme cold that can decrease human competence.

States of “Weather”:

- GOOD
- STORM-RAIN
- WINDY
- FOG



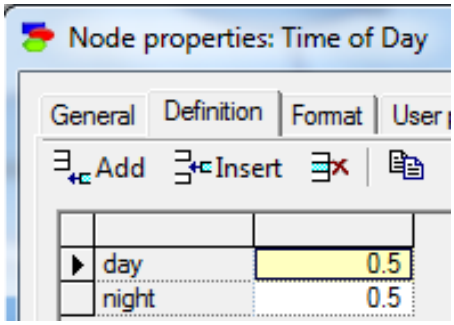
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Weather” node were selected from our literature review **[116]**.

14. Time of Day

Many times, human performance differentiates, depending the time of day. For example the majority of people having their biological clock adjusted to sleep during night time, can’t perform effectively on a night shift. Of course night time influences other factors, such as visibility.

States of “Time of Day”:

- DAY
- NIGHT



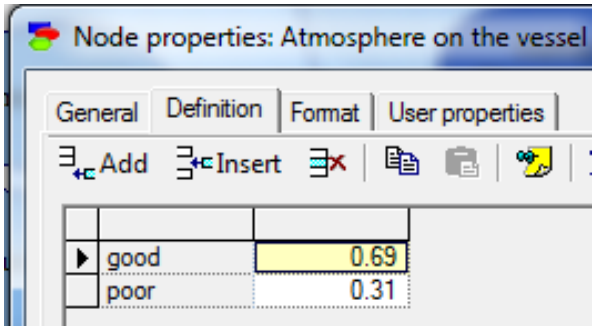
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Time of Day” node were selected from our literature review **[115]**.

15. Atmosphere on the Vessel

In this node, all the characteristics that shape the atmosphere on the vessel are included and their relationship with the working conditions is explained. Atmosphere on the vessel is a general term that describes the total of business climate factors, such as the cooperation of crew members, their willingness to complete their tasks and communicate, as well as the relationships between them.

States of “Atmosphere on the Vessel”:

- GOOD
- POOR



The probabilities for the population of the probability matrix of the “Atmosphere on the Vessel” node were selected from our literature review **[118]**.

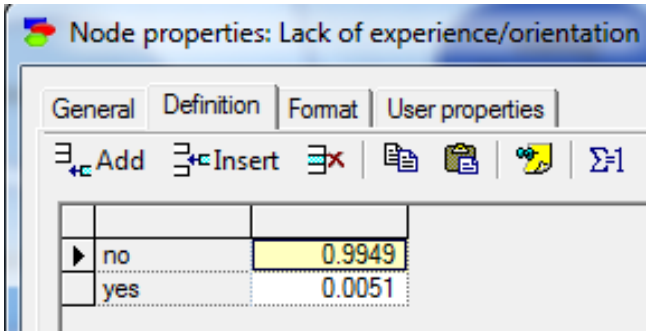
16. Lack of Experience/Orientation

This node describes the level of experience lack that characterizes the mariners on board. Experience is of paramount importance because it represents the real time scenarios, where training competence is actually put on use and all these scenarios add to the mariner’s insights. It goes without saying, that lack of experience has

negative influences to training competence, as does lack of orientation of the ship and of the needed tasks.

States of “Lack of Experience/Orientation”:

- NO
- YES



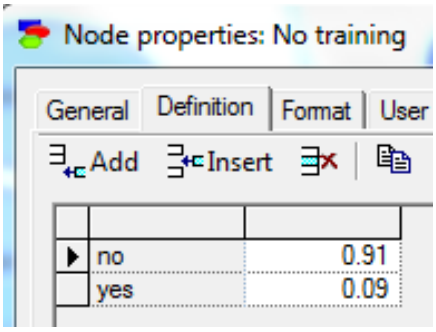
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Lack of Experience/Orientation” node were selected from our literature review **[109]**.

17. No Training

In this nodes the effects of complete absence of training, are taken into consideration. Naturally, complete absence of training leads with mathematical certainty to human error.

States of “No Training”:

- NO
- YES



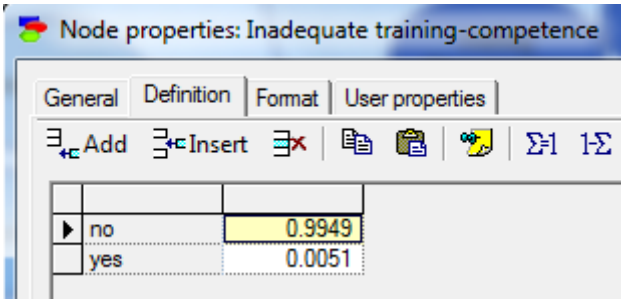
The probabilities for the population of the probability matrix of the “No Training” node were selected from our literature review **[118]**.

18. Inadequate Training-Competence

In this node, we include the negative effects of inadequate training. Inadequate training refers to the presence of training, which is incomplete or includes wrong characteristics.

States of “Inadequate Training-Competence”:

- NO
- YES



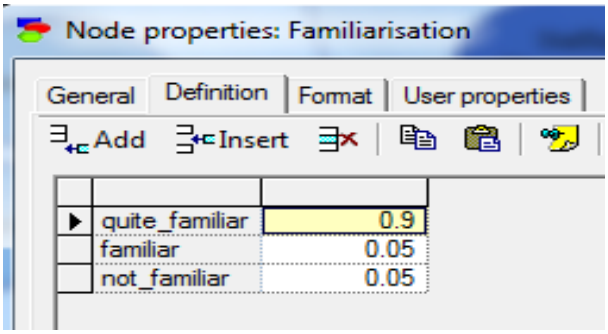
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Inadequate Training-Competence” node were selected from our literature review **[109]**.

19. Familiarisation

This node describes whether the officer on watch on the bridge has the experience of cruising a particular ship, under the different circumstances, in the area.

States of “Familiarisation”:

- QUITE FAMILIAR
- FAMILIAR
- NOT FAMILIAR



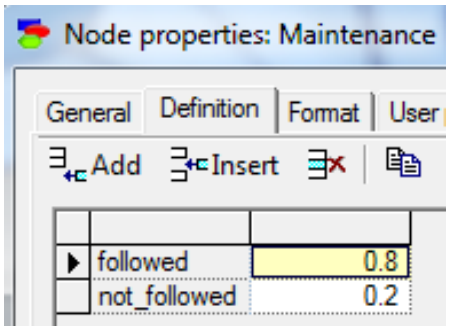
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Familiarisation” node were selected from our literature review **[116]**.

20. Maintenance

This node describes whether the maintenance routines of technical systems on board are followed or not. We show the importance of frequent maintenance on the overall quality of facilities. The lack of maintenance can result in unhealthy and hazardous working environments aboard ships.

States of “Maintenance”:

- FOLLOWED
- NOT FOLLOWED



The probabilities for the population of the probability matrix of the “Maintenance” node were selected from our literature review **[116]**.

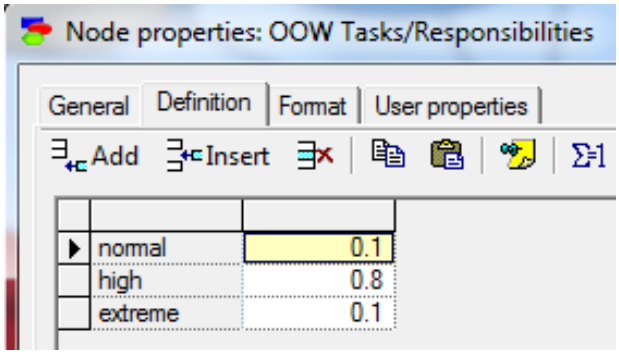
21. OOW Tasks/Responsibilities

This node indicates the tasks and responsibilities for which the officer in charge of the ship is responsible. Tasks represent the amount of workload that an individual has to process in a given amount of time. The range of these tasks varies, from the

correlation of workload with time of rest, to the excessive amount of paperwork handling on board.

States of “OOW Tasks/Responsibilities”:

- NORMAL
- HIGH
- EXTREME



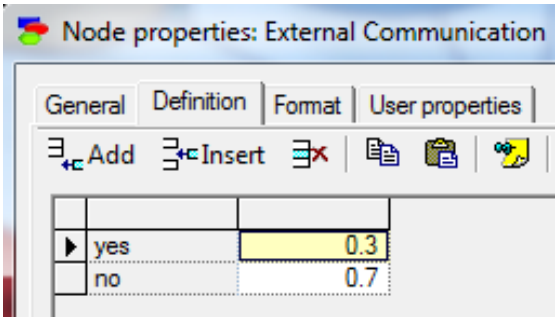
The probabilities for the population of the probability matrix of the “OOW Tasks/Responsibilities” node were selected from our literature review **[116]**.

22. External Communication

This node describes the level and quality of communication between crew members located on the bridge of our ship, with crew members on board another ship, with which our vessel is in collision course with. Furthermore, external communications could depict the transmissions between a ship and a harbour. Obvious is the fact that could external communication could minimize the human error element, or help rectify poor results.

States of “External Communication”:

- YES
- NO



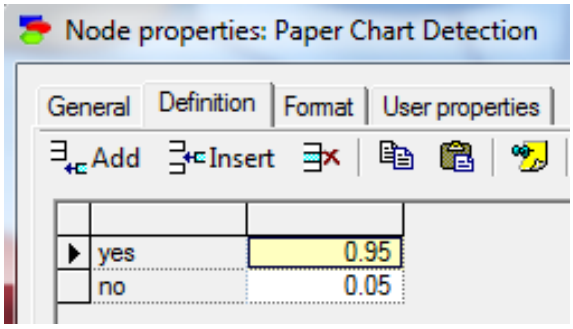
The probabilities for the population of the probability matrix of the "External Communication" node were selected from our literature review **[116]**.

23. Paper Chart Detection

This node describes the ability to detect a dangerous course on the paper chart given that the paper chart is updated with information of danger causes. The attention of the navigator has a strong impact on the detection part of this node.

States of "Paper Chart Detection":

- YES
- NO



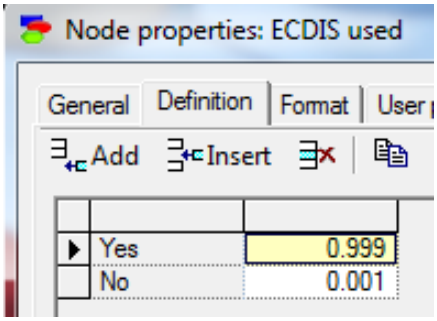
The probabilities for the population of the probability matrix of the "Paper Chart Detection" node were selected from our literature review **[115]**.

24. ECDIS used

This node describes whether the ECDIS is in use or not. The states of this node represent the "ON/OFF" button, used in the evaluation of the effect of ECDIS.

States of “ECDIS used”:

- YES
- NO



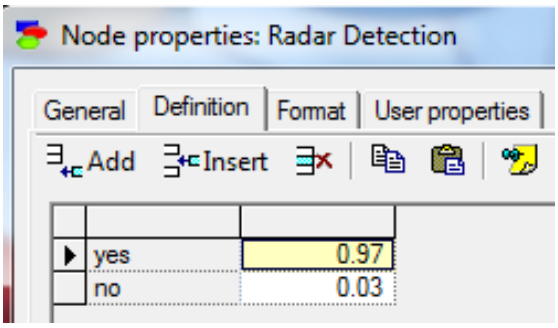
The probabilities for the population of the probability matrix of the “ECDIS used” node were selected from our literature review **[115]**.

25. Radar Detection

The radar detection node, determines whether the officer has the ability to detect danger through the radar. This, of course, depends on whether distinguishing the risk through radar is possible.

States of “Radar Detection”:

- YES
- NO



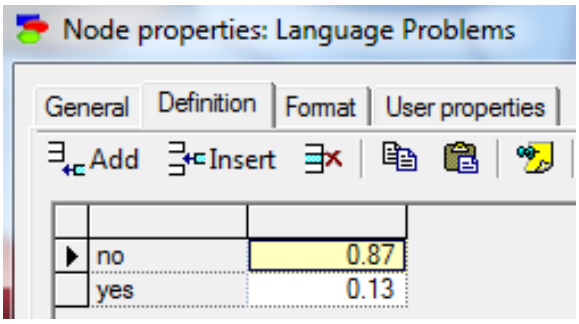
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Radar Detection” node were selected from our literature review **[115]**.

26. Language Problems

In this node the effect of language problems, to the internal communication factor, are suggested. For obvious reasons, different languages on board (due to the multicultural nature of the shipping industry), as well as different cultural backgrounds, present a huge setback for the mariners, making communication more difficult.

States of “Language Problems”:

- NO
- YES



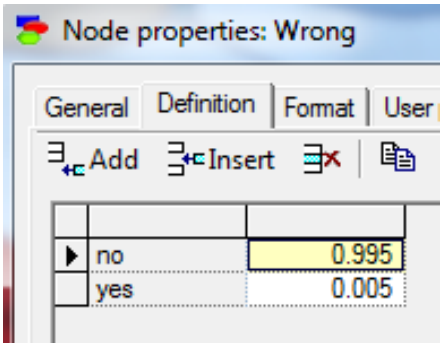
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Language Problems” node were selected from our literature review **[118]**.

27. Wrong

This node includes the effects of wrong communication between crew members. Wrong communication, which practically means communication in a wrong way and with incorrect means, makes communication harder.

States of “Wrong”:

- NO
- YES



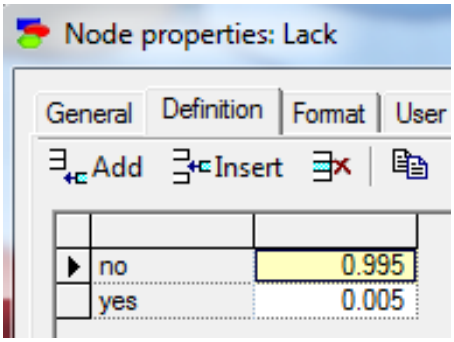
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Wrong” node were selected from our literature review **[109]**.

28. Lack

This node represents the complete absence between crew members, which increases the probability of error.

States of “Lack”:

- NO
- YES



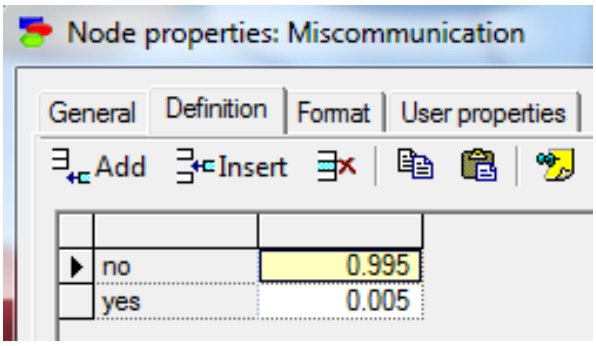
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Lack” node were selected from our literature review **[109]**.

29. Miscommunication

This node includes the effects of miscommunication between crew members. Miscommunication consists of both the wrong message dispatch, as well as the wrong message reception. The level of miscommunication determines the level of poor internal communication.

States of “Miscommunication”:

- NO
- YES



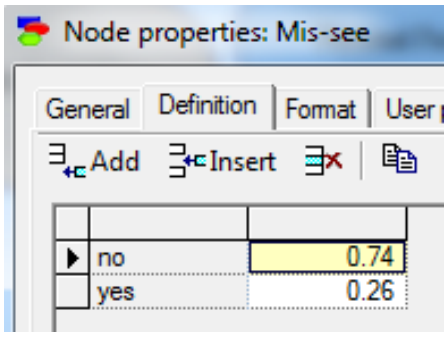
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Miscommunication” node were selected from our literature review **[109]**.

30. Mis-see

This node represents the wrong reading, both from the officer on watch and from the detection systems. In other words, mis-see refers to the human element and its incapability to watch the readings correctly, as well as the fact that machines are not always precise and can oversee external elements.

States of “Mis-see”:

- NO
- YES



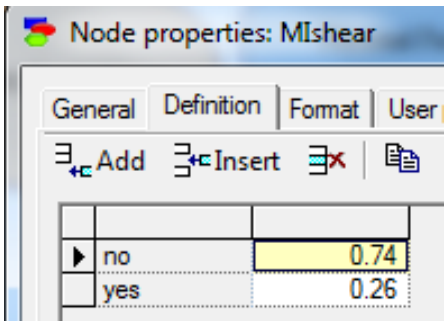
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Mis-see” node were selected from our literature review **[118]**.

31. Mishear

This node contains the influence of wrong detection by hearing, of the human element, in both an external environmental (f.e. not hearing another ship approaching) and human-machine interfacing way (f.e. not hearing an alarm).

States of “Mishear”:

- NO
- YES



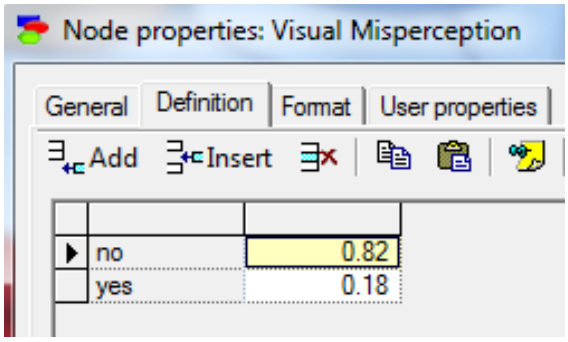
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Mishear” node were selected from our literature review **[118]**.

32. Visual Misperception

This node describes the wrong impression created on the human element, from the act of visual detection. This wrong impression is created from both the wrong location design of the bridge and the poor interface of the human element and the machines.

States of “Visual Misperception”:

- NO
- YES



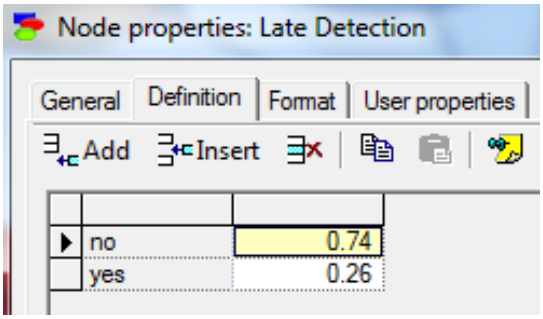
The probabilities for the population of the probability matrix of the "Visual Misperception" node were selected from our literature review **[116]**.

33. Late Detection

This node describes the delay of the detection process from both the human element and the machine factor. Late detection is crucial, as the importance of timing is highlighted as a paramount factor for the correct action.

States of "Late Detection":

- NO
- YES



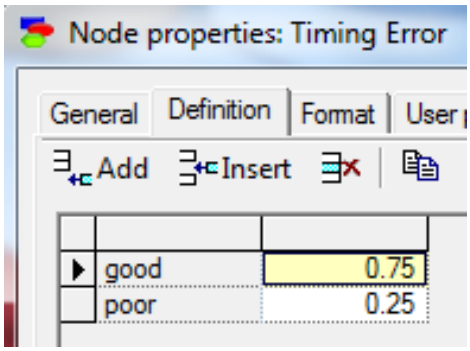
The probabilities for the population of the probability matrix of the "Late Detection" node were selected from our literature review **[118]**.

34. Timing Error

This node describes the effects of timing error in human-machine interface. Timing error namely is the poorly timed interaction of human and machines (f.e. the delayed perception of a machine reading from the OOW).

States of “Timing Error”:

- GOOD
- POOR



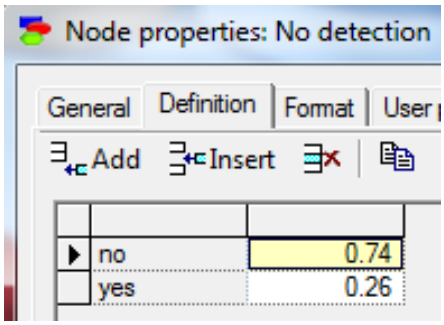
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Timing Error” node were selected from expert group judgements.

35. No Detection

This node represents the negative effects of the complete absence of the detection process, either from the navigational systems, or from the officer on watch during the human machine interaction.

States of “No Detection”:

- NO
- YES



The probabilities for the population of the probability matrix of the “No Detection” node were selected from our literature review **[118]**.

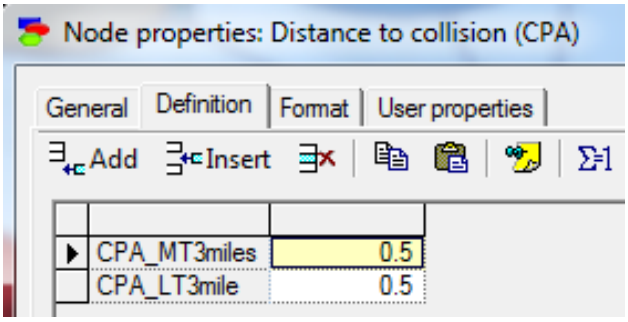
36. Distance to Collision (CPA)

This node describes the geometrical distance of two ships in collision course. It is obvious that such a factor is important, considering the fact that a greater distance to collision, provides the officer on watch with more time, in order to complete the assessment, decision making and action processes for avoidance of collision.

States of “Distance to Collision (CPA)”:

CPA MORE THAN 3 MILES

CPA LOWER THAN 3 MILES



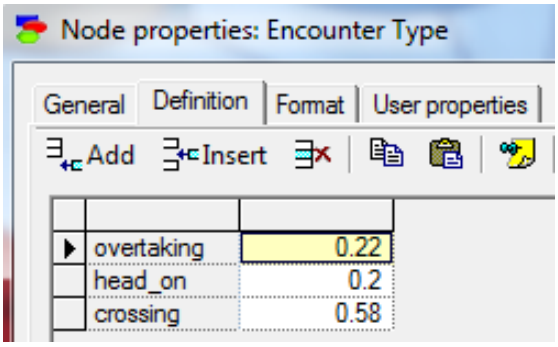
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Distance to Collision (CPA)” node were selected from expert group judgements.

37. Encounter Type

This node describes the geometrical trajectories of two ships in collision course. The way two ships in collision course approach each other, is of paramount importance, because it determines factors of the decision making process (for example a head on collision trajectory could provide the OOW with more visibility than a crossing collision trajectory).

States of “Encounter Type”:

- OVERTAKING
- HEAD ON
- CROSSING



The probabilities for the population of the probability matrix of the “Encounter Type” node were selected from our literature review **[119]**.

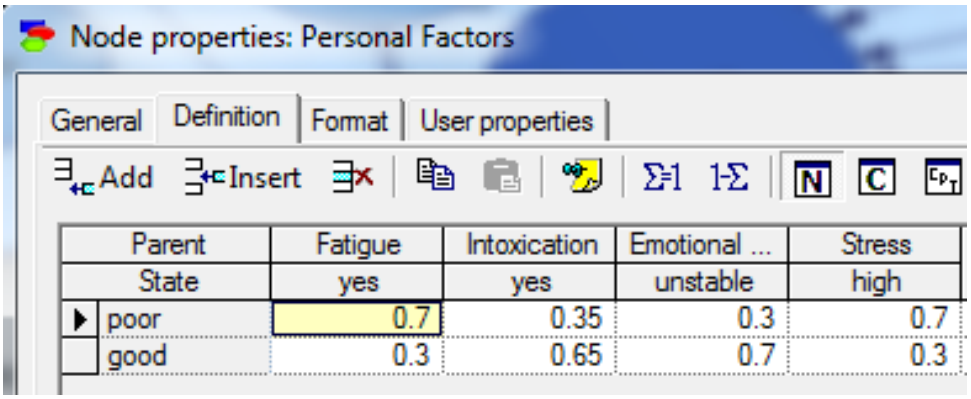
CHILD NODES

38. Personal Factors

This node describes the physical and mental state of the officer on watch and indicates his ability to perform his duties as navigator of the ship.

States of “Personal Factors”:

- POOR
- GOOD



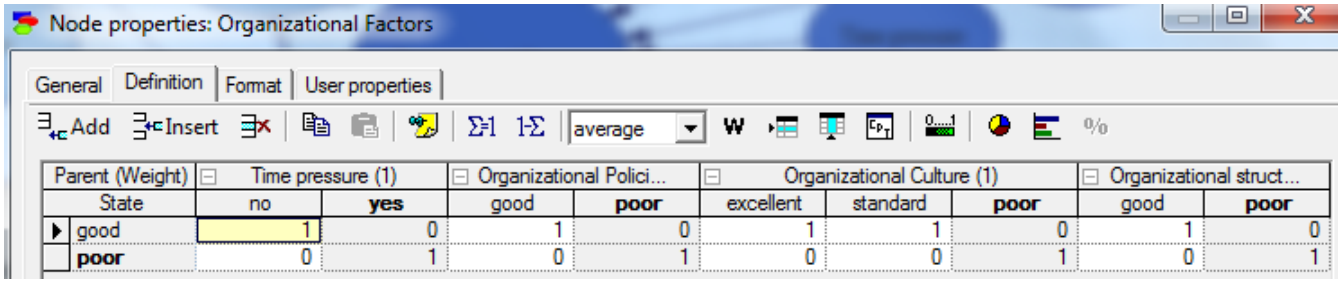
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Personal Factors” node were selected from expert group judgements and our literature review **[115]**.

39. Organizational Factors

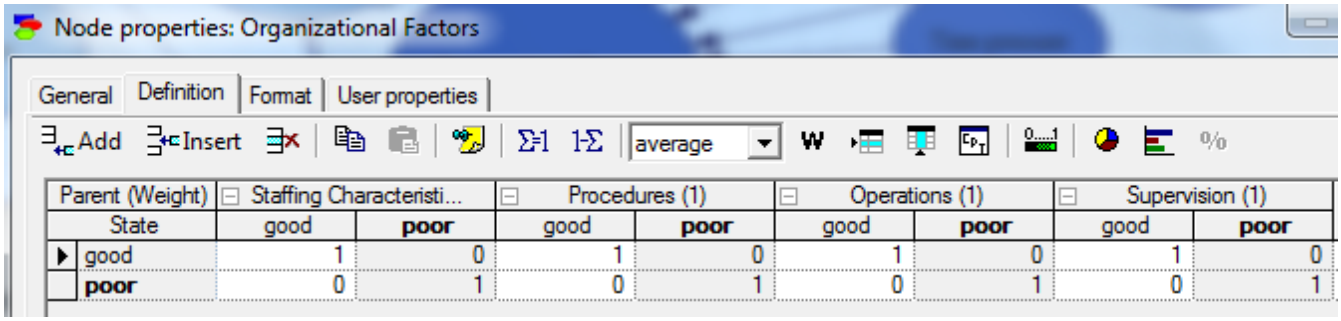
This node describes how well the vessel operator deals with organizational issues and how well the operator promotes a good organizational mindset among its employees. The “organizational factors” term, refers to both the technical characteristics and vessel design, in addition to work procedures, instructions, drills and attitude.

States of “Organizational Factors”:

- GOOD
- POOR



Parent (Weight)	Time pressure (1)		Organizational Polici...		Organizational Culture (1)			Organizational struct...	
State	no	yes	good	poor	excellent	standard	poor	good	poor
good	1	0	1	0	1	1	0	1	0
poor	0	1	0	1	0	0	1	0	1



Parent (Weight)	Staffing Characteristi...		Procedures (1)		Operations (1)		Supervision (1)	
State	good	poor	good	poor	good	poor	good	poor
good	1	0	1	0	1	0	1	0
poor	0	1	0	1	0	1	0	1

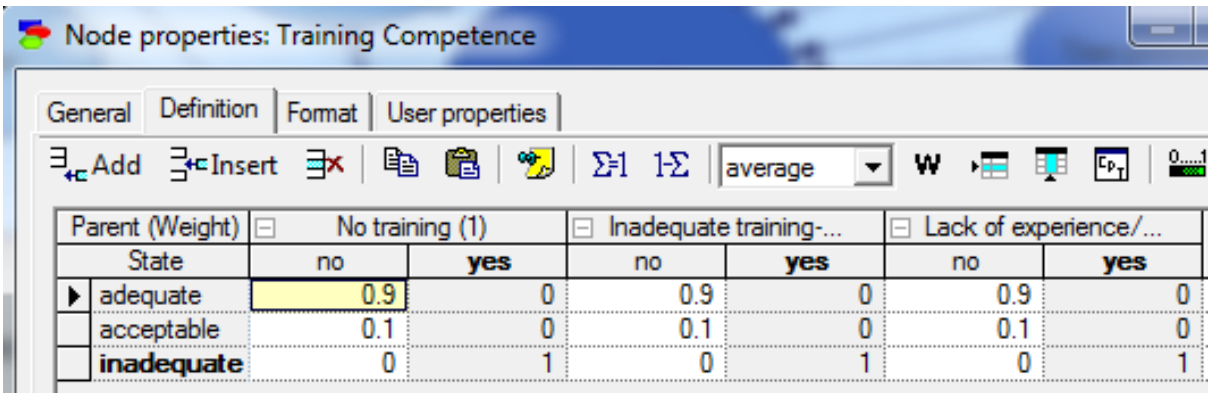
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Organizational Factors” node were selected from expert group judgements.

40. Training Competence

This node describes the quality of training with which the human element on board a ship, has been shaped. This term also refers to previous experiences and orientations that make crew members more efficient.

States of “Training Competence”:

- ADEQUATE
- ACCEPTABLE
- INADEQUATE



Parent (Weight)	No training (1)		Inadequate training-...		Lack of experience/...	
State	no	yes	no	yes	no	yes
adequate	0.9	0	0.9	0	0.9	0
acceptable	0.1	0	0.1	0	0.1	0
inadequate	0	1	0	1	0	1

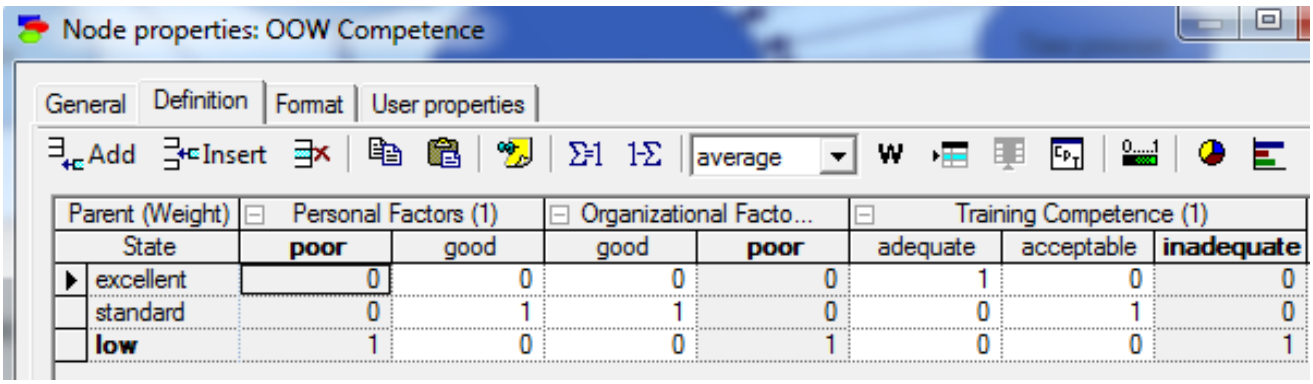
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Training Competence” node were selected from our literature review **[114]**.

41. OOW Competence

Competence is a combination of knowledge skills and attitude. This node reflects the officer’s on watch knowledge, the level of training, the way he utilizes the given knowledge and the attitude he has towards his tasks.

States of “OOW Competence”:

- EXCELLENT
- STANDARD
- LOW



Parent (Weight)	Personal Factors (1)		Organizational Facto...		Training Competence (1)		
State	**poor**	good	good	**poor**	adequate	acceptable	**inadequate**
excellent	0	0	0	0	1	0	0
standard	0	1	1	0	0	1	0
low	1	0	0	1	0	0	1

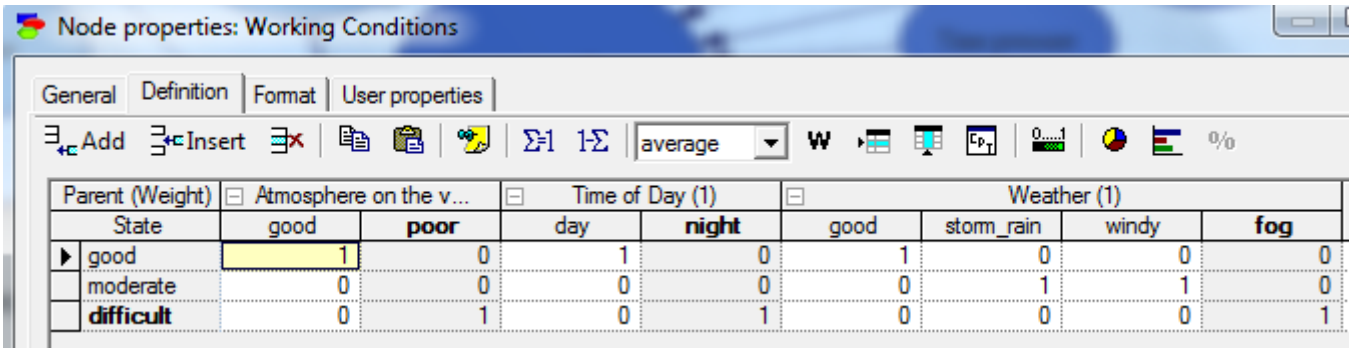
The probabilities for the population of the probability matrix of the “OOW Competence” node were selected from expert group judgements.

42. Working Conditions

Working conditions can best be described as the ability of each individual to work by putting aside distractions and other factors. A very common problem for seafarers, when working conditions are poor, is the lack of concentration an willingness to complete their tasks, due to several internal, external and environmental factors.

States of “Working Conditions”:

- GOOD
- MODERATE
- DIFFICULT



Parent (Weight)	Atmosphere on the v...		Time of Day (1)		Weather (1)			
State	good	poor	day	night	good	storm_rain	windy	fog
good	1	0	1	0	1	0	0	0
moderate	0	0	0	0	0	1	1	0
difficult	0	1	0	1	0	0	0	1

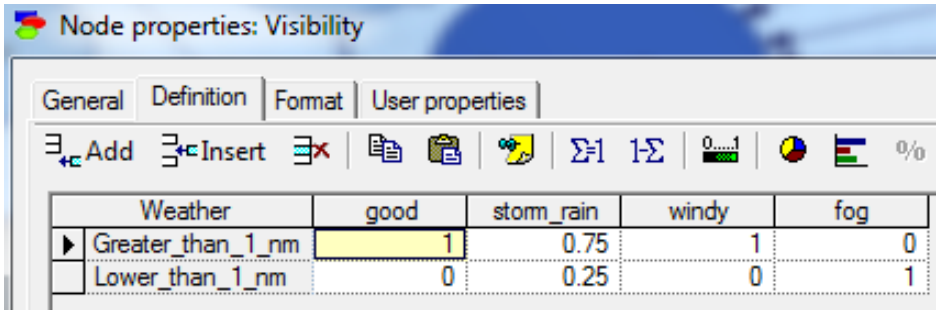
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Working Conditions” node were selected from expert group judgements and our literature review **[115]**.

43. Visibility

This node defines the probability distribution for the visibility, conditional on the weather.

States of “Visibility”:

- GREATER THAN 1 NAUTICAL MILE
- LOWER THAN 1 NAUTICAL MILE



Weather	good	storm_rain	windy	fog
Greater_than_1_nm	1	0.75	1	0
Lower_than_1_nm	0	0.25	0	1

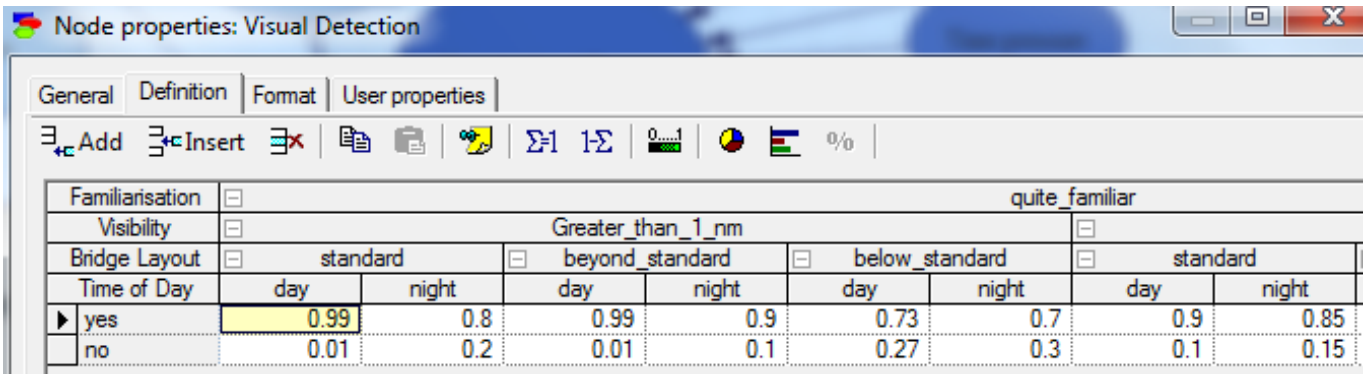
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Visibility” node were selected from our literature review **[115]**.

44. Visual Detection

Visual detection indicates whether the OOW visually detects the danger. For the collision scenario, the danger to detect is the fact that the vessel is heading towards another ships (on collision course). His ability depends of course on whether it is physically possible to see the danger. However, also his attention, how familiar the area is and whether navigational aids are used, will influence this node.

States of “Visual Detection”:

- YES
- NO



Familiarisation	quite_familiar							
Visibility	Greater_than_1_nm							
Bridge Layout	standard		beyond_standard		below_standard		standard	
Time of Day	day	night	day	night	day	night	day	night
yes	0.99	0.8	0.99	0.9	0.73	0.7	0.9	0.85
no	0.01	0.2	0.01	0.1	0.27	0.3	0.1	0.15

Node properties: Visual Detection

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Familiarisation								
Visibility	Lower_than_1_nm						Greater_than_1_nm	
Bridge Layout	beyond_standard		below_standard		standard		beyond_standard	
Time of Day	day	night	day	night	day	night	day	night
yes	0.95	0.8	0.65	0.6	0.95	0.85	0.98	0.9
no	0.05	0.2	0.35	0.4	0.05	0.15	0.02	0.1

Node properties: Visual Detection

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Familiarisation	familiar							
Visibility			Lower_than_1_nm					
Bridge Layout	below_standard		standard		beyond_standard		below_standard	
Time of Day	day	night	day	night	day	night	day	night
yes	0.87	0.8	0.99	0	1	1	0.984	0
no	0.13	0.2	0.01	1	0	0	0.016	1

Node properties: Visual Detection

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Familiarisation	not_familiar							
Visibility	Greater_than_1_nm							
Bridge Layout	standard		beyond_standard		below_standard		standard	
Time of Day	day	night	day	night	day	night	day	night
yes	0.984	0	0.99	0	1	0	0.984	0
no	0.016	1	0.01	1	0	1	0.016	1

Node properties: Visual Detection

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Familiarisation	amiliar					
Visibility	Lower_than_1_nm					
Bridge Layout	standard		beyond_standard		below_standard	
Time of Day	day	night	day	night	day	night
yes	0.984	0	0.99	0	0.984	0
no	0.016	1	0.01	1	0.016	1

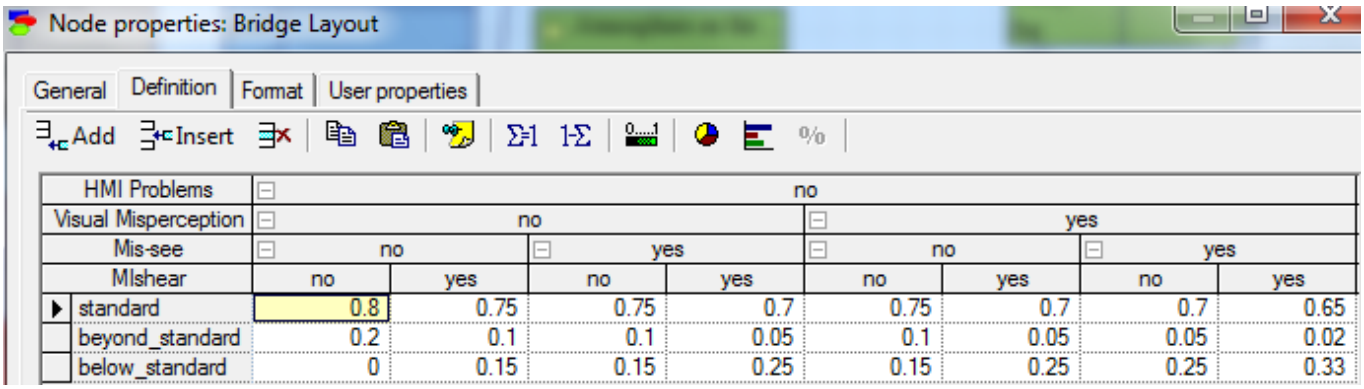
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Visual Detection” node were selected from expert group judgements and our literature review **[114]**, **[115]**.

45. Bridge Layout

This node describes whether the bridge is designed to enable the OOW to perform his tasks properly. The node reflects user interface, the design of the work station (ergonomic conditions) and bridge arrangement.

States of “Bridge Layout”:

- STANDARD
- BEYOND STANDARD
- BELOW STANDARD

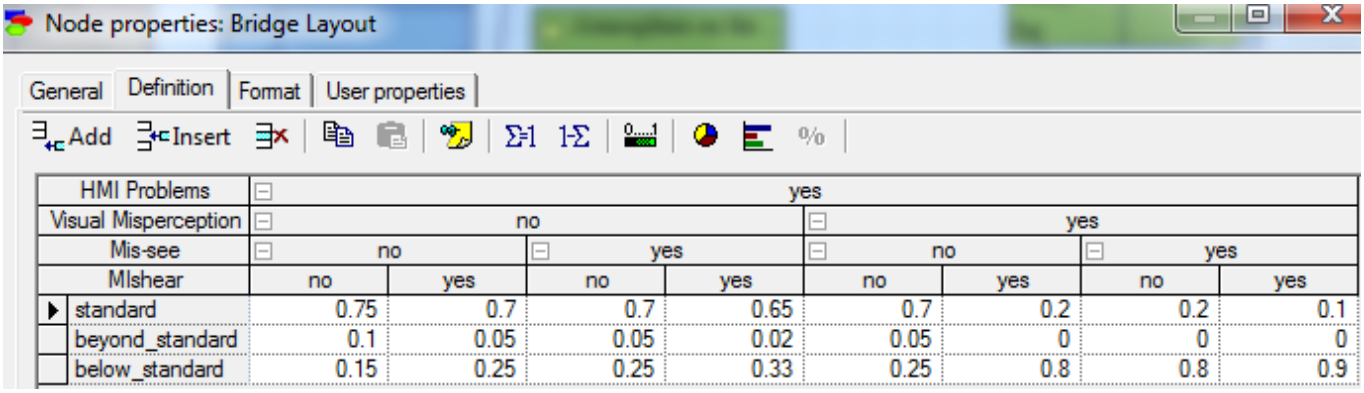


Node properties: Bridge Layout

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

HMI Problems	no							
Visual Misperception	no				yes			
Mis-see	no		yes		no		yes	
MIshear	no	yes	no	yes	no	yes	no	yes
standard	0.8	0.75	0.75	0.7	0.75	0.7	0.7	0.65
beyond_standard	0.2	0.1	0.1	0.05	0.1	0.05	0.05	0.02
below_standard	0	0.15	0.15	0.25	0.15	0.25	0.25	0.33



Node properties: Bridge Layout

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

HMI Problems	yes							
Visual Misperception	no				yes			
Mis-see	no		yes		no		yes	
MIshear	no	yes	no	yes	no	yes	no	yes
standard	0.75	0.7	0.7	0.65	0.7	0.2	0.2	0.1
beyond_standard	0.1	0.05	0.05	0.02	0.05	0	0	0
below_standard	0.15	0.25	0.25	0.33	0.25	0.8	0.8	0.9

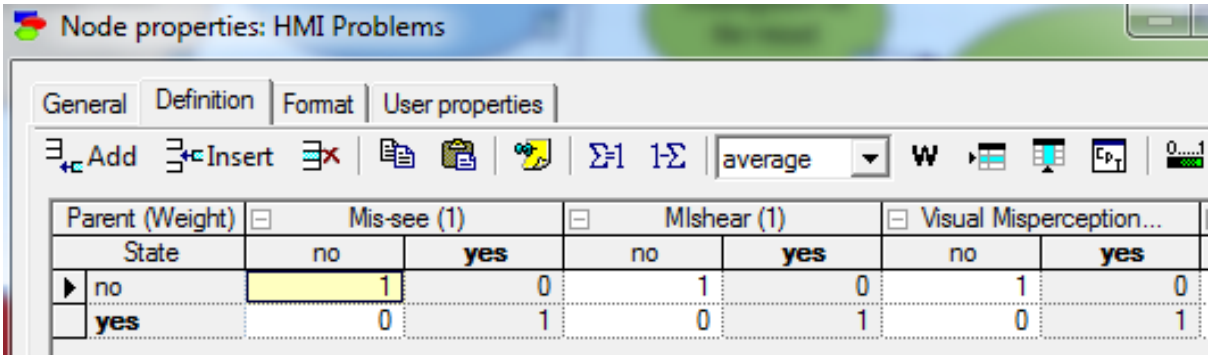
The probabilities for the population of the probability matrix of the “Bridge Layout” node were selected from expert group judgements and our literature review **[116]**.

46. HMI Problems

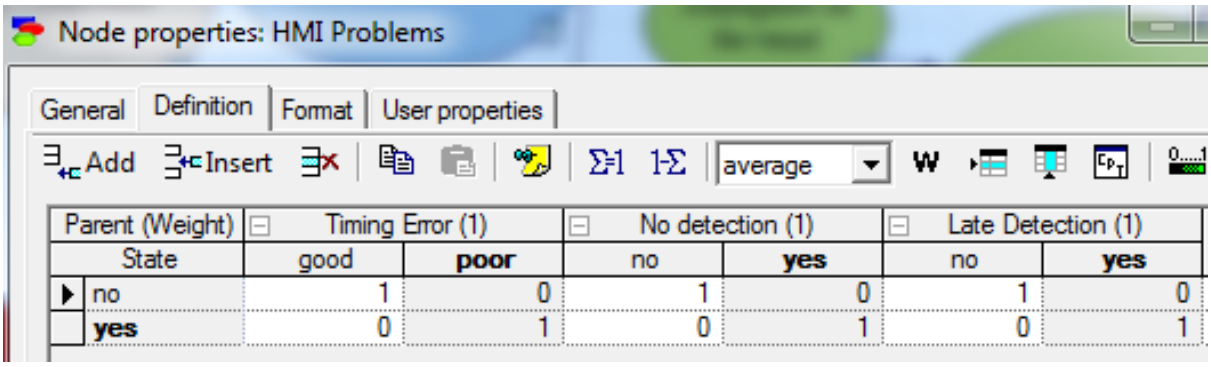
The human–computer interface can be described as the point of communication between the human user and the computer. The flow of information between the human and computer is defined as the loop of interaction. HMI problems consist of the interruption (or decrease in quality) of this flow. For example, the wrong radar tuning by the officer on watch, is a HMI problem.

States of “HMI Problems”:

- NO
- YES



Parent (Weight)	Mis-see (1)		MIshear (1)		Visual Misperception...	
State	no	yes	no	yes	no	yes
no	1	0	1	0	1	0
yes	0	1	0	1	0	1



Parent (Weight)	Timing Error (1)		No detection (1)		Late Detection (1)	
State	good	poor	no	yes	no	yes
no	1	0	1	0	1	0
yes	0	1	0	1	0	1

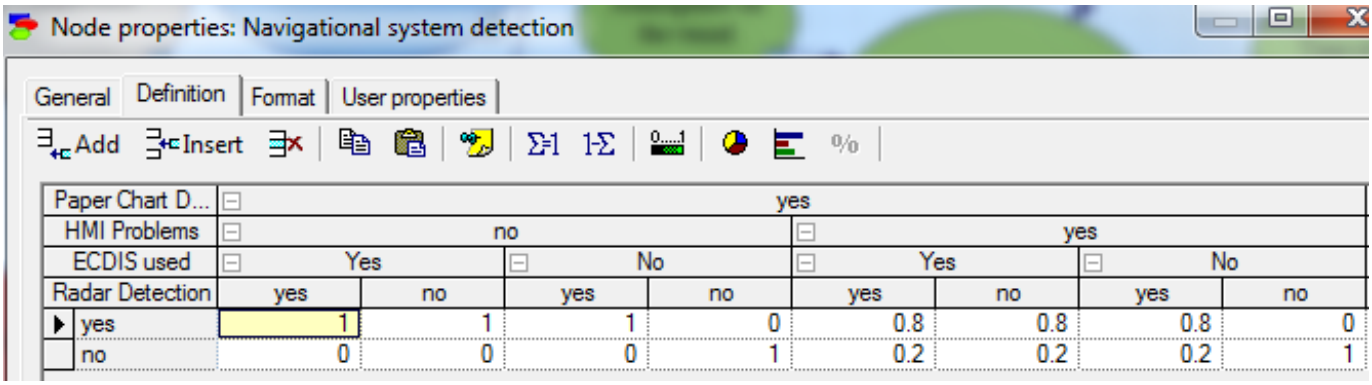
The probabilities for the population of the probability matrix of the “HMI Problems” node were selected from expert group judgements.

47. Navigational System Detection

The node describes whether the OOW has detected the danger on either the charts, the radar or because of a collision alarm.

States of “Navigational System Detection”:

- YES
- NO

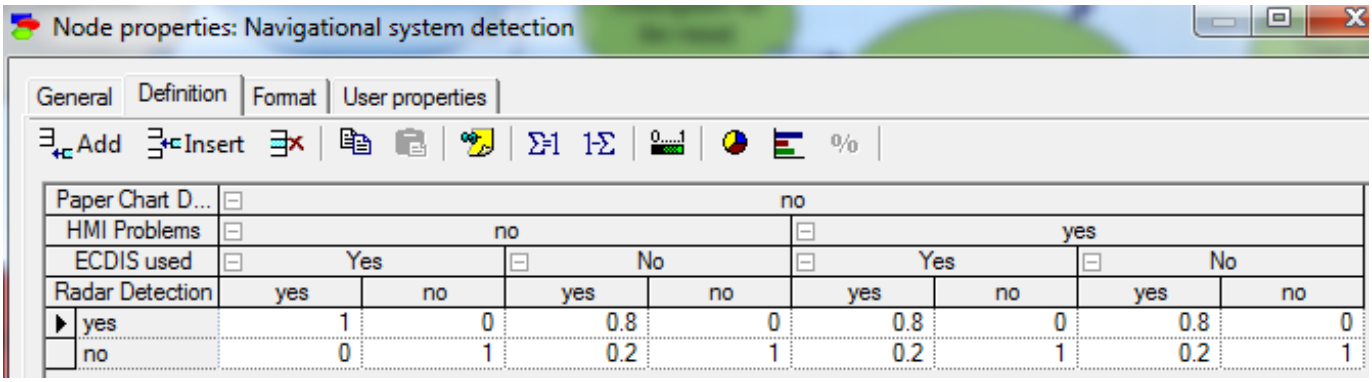


Node properties: Navigational system detection

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Paper Chart D...	yes							
HMI Problems	no				yes			
ECDIS used	Yes		No		Yes		No	
Radar Detection	yes	no	yes	no	yes	no	yes	no
yes	1	1	1	0	0.8	0.8	0.8	0
no	0	0	0	1	0.2	0.2	0.2	1



Node properties: Navigational system detection

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Paper Chart D...	no							
HMI Problems	no				yes			
ECDIS used	Yes		No		Yes		No	
Radar Detection	yes	no	yes	no	yes	no	yes	no
yes	1	0	0.8	0	0.8	0	0.8	0
no	0	1	0.2	1	0.2	1	0.2	1

The probabilities for the population of the probability matrix of the “Navigational System Detection” node were selected from our literature review **[114]**, **[115]**.

48. OOW Performance

The node describes how well the OOW performs his tasks. It includes personal condition, bridge design and competence.

States of “OOW Performance”:

- EXCELLENT
- STANDARD
- POOR

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout	standard							
OOW Tasks/...	normal			high			extreme	
OOW Compet...	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard
excellent	0.93	0.8	0.35	0.8	0.6	0.15	0.7	0.55
standard	0.07	0.2	0.6	0.2	0.4	0.6	0.3	0.45
poor	0	0	0.05	0	0	0.25	0	0

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...	good							
Bridge Layout		beyond_standard						
OOW Tasks/...		normal			high			
OOW Compet...	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent
excellent	0.1	0.95	0.85	0.4	0.8	0.6	0.15	0.7
standard	0.55	0.05	0.15	0.55	0.2	0.4	0.6	0.3
poor	0.35	0	0	0.05	0	0	0.25	0

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout			below_standard					
OOW Tasks/...	extreme		normal			high		
OOW Compet...	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low
excellent	0.55	0.1	0.9	0.75	0.3	0.8	0.6	0.15
standard	0.45	0.55	0.1	0.25	0.65	0.2	0.4	0.6
poor	0	0.35	0	0	0.05	0	0	0.25

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout								standard
OOW Tasks/...	extreme			normal			high	
OOW Compet...	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard
excellent	0.7	0.55	0.1	0.8	0.6	0.15	0.7	0.55
standard	0.3	0.45	0.55	0.2	0.4	0.6	0.3	0.45
poor	0	0	0.35	0	0	0.25	0	0

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout								b
OOW Tasks/...		extreme			normal			
OOW Compet...	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent
excellent	0.1	0.6	0.5	0	0.9	0.7	0	0.75
standard	0.55	0.4	0.5	0.2	0.1	0.3	0.2	0.25
poor	0.35	0	0	0.8	0	0	0.8	0

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...	moderate							
Bridge Layout	eyond_standard							
OOW Tasks/...	high		extreme			normal		
OOW Compet...	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low
excellent	0.6	0	0.7	0.55	0	0.75	0.55	0
standard	0.4	0.2	0.3	0.45	0.1	0.25	0.45	0.2
poor	0	0.8	0	0	0.9	0	0	0.8

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout	below_standard							
OOW Tasks/...	high			extreme			normal	
OOW Compet...	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard
excellent	0.6	0.5	0	0.5	0.4	0	0.7	0.55
standard	0.4	0.5	0.2	0.5	0.5	0.1	0.3	0.45
poor	0	0	0.8	0	0.1	0.9	0	0

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout	standard							
OOW Tasks/...		high			extreme			
OOW Compet...	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent
excellent	0	0.6	0.5	0	0.5	0.4	0	0.75
standard	0.2	0.4	0.5	0.2	0.5	0.5	0.1	0.25
poor	0.8	0	0	0.8	0	0.1	0.9	0

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...	difficult							
Bridge Layout	beyond_standard							
OOW Tasks/...	normal		high			extreme		
OOW Compet...	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low
excellent	0.6	0	0.7	0.55	0	0.6	0.5	0
standard	0.4	0.2	0.3	0.45	0.2	0.4	0.4	0.1
poor	0	0.8	0	0	0.8	0	0.1	0.9

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...								
Bridge Layout				below_standard				
OOW Tasks/...	extreme			normal			high	
OOW Compet...	excellent	standard	low	excellent	standard	low	excellent	standard
excellent	0.6	0.5	0	0.6	0.5	0	0.5	0.4
standard	0.4	0.4	0.1	0.4	0.5	0.1	0.5	0.5
poor	0	0.1	0.9	0	0	0.9	0	0.1

Node properties: OOW Performance

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Working Condi...							
Bridge Layout	below_standard						
OOW Tasks/...		high			extreme		
OOW Compet...	low	excellent	standard	low	excellent	standard	low
excellent	0	0.5	0.4	0	0.1	0	0
standard	0.1	0.5	0.5	0.1	0.5	0.4	0.05
poor	0.9	0	0.1	0.9	0.4	0.6	0.95

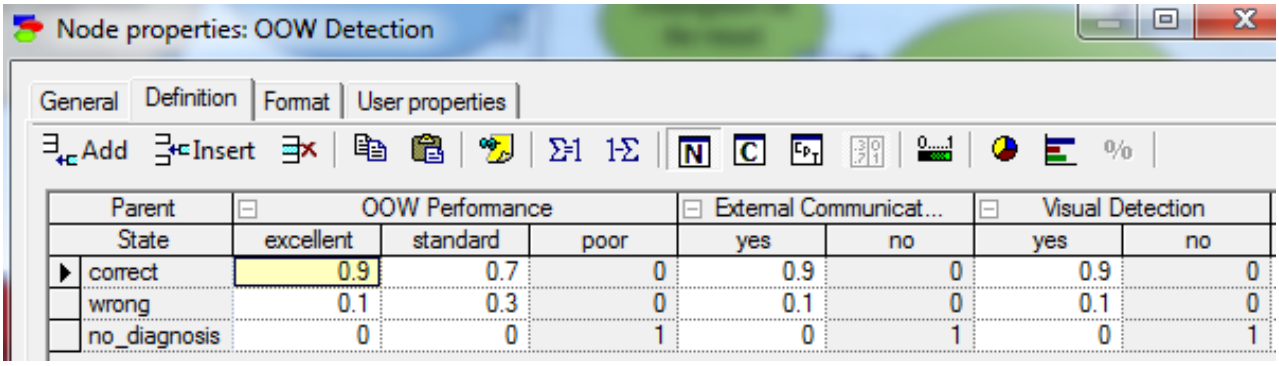
The probabilities for the population of the probability matrix of the “OOW Performance” node were selected from expert group judgements our literature review **[114]**, **[115]**.

49. OOW Detection

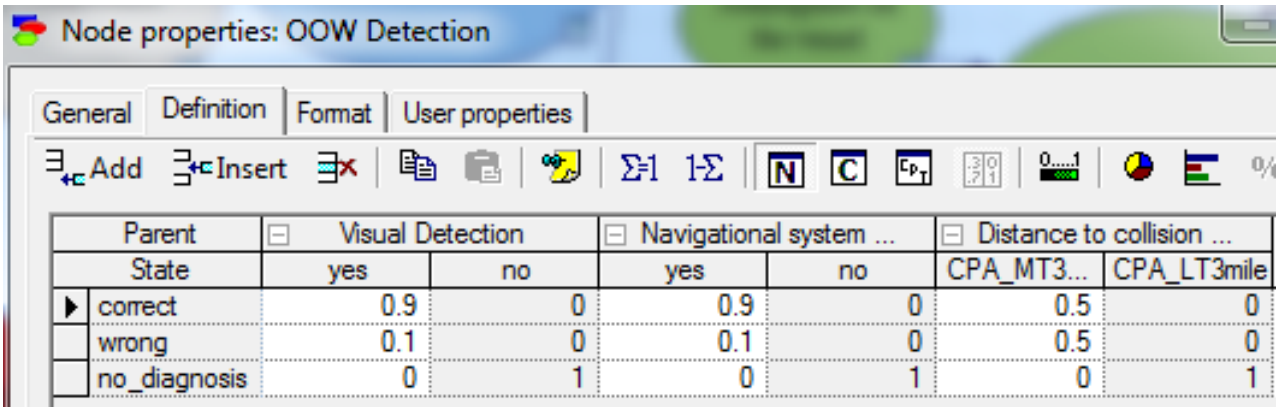
This node describes whether the prison officer has identified the danger-risk by optical means or by the use of navigational equipment.

States of “OOW Detection”:

- CORRECT
- WRONG
- NO DIAGNOSIS



Parent	OOW Performance			External Communicat...		Visual Detection	
State	excellent	standard	poor	yes	no	yes	no
correct	0.9	0.7	0	0.9	0	0.9	0
wrong	0.1	0.3	0	0.1	0	0.1	0
no_diagnosis	0	0	1	0	1	0	1



Parent	Visual Detection		Navigational system ...		Distance to collision ...	
State	yes	no	yes	no	CPA_MT3...	CPA_LT3mile
correct	0.9	0	0.9	0	0.5	0
wrong	0.1	0	0.1	0	0.5	0
no_diagnosis	0	1	0	1	0	1

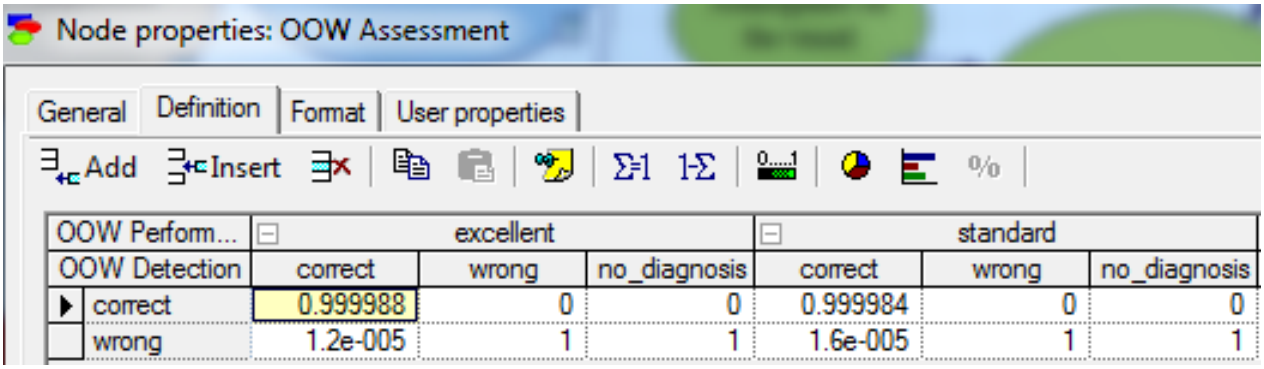
The probabilities for the population of the probability matrix of the “OOW Detection” node were selected from expert group judgements and our literature review **[114]**, **[115]**.

50. OOW Assessment

This node describes whether the OOW is making the correct assessment of the situation based on his observations.

States of “OOW Assessment”:

- CORRECT
- WRONG

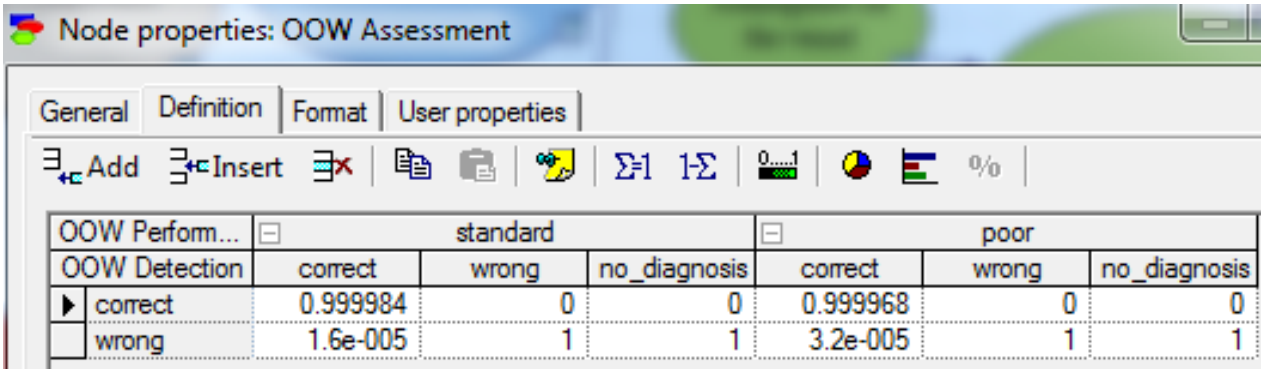


Node properties: OOW Assessment

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Perform...	excellent			standard		
OOW Detection	correct	wrong	no_diagnosis	correct	wrong	no_diagnosis
correct	0.999988	0	0	0.999984	0	0
wrong	1.2e-005	1	1	1.6e-005	1	1



Node properties: OOW Assessment

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Perform...	standard			poor		
OOW Detection	correct	wrong	no_diagnosis	correct	wrong	no_diagnosis
correct	0.999984	0	0	0.999968	0	0
wrong	1.6e-005	1	1	3.2e-005	1	1

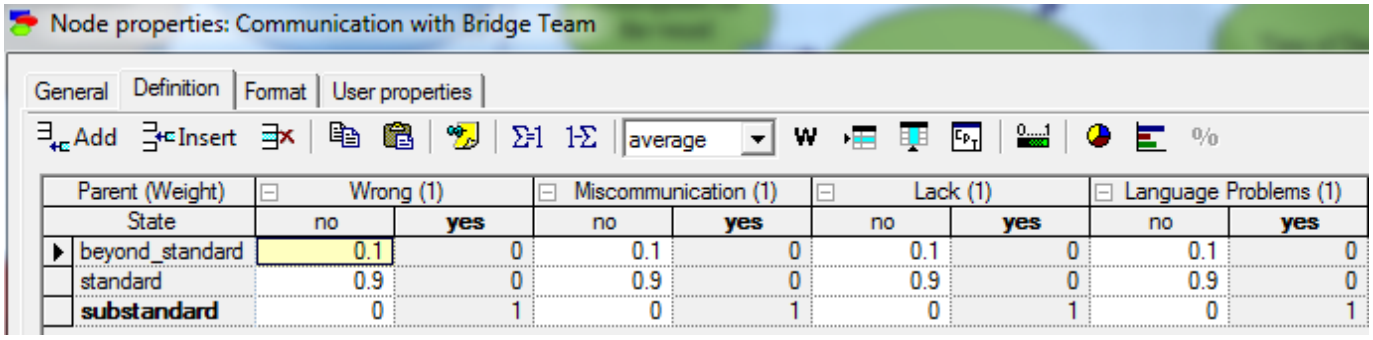
The probabilities for the population of the probability matrix of the “OOW Assessment” node were selected from our literature review **[114]**.

51. Communication with Bridge Team

Depending on the existence of a Bridge Resource Management system, the node describes the level and the quality of the communication between the bridge personnel.

States of “Communication with Bridge Team”:

- BEYOND STANDARD
- STANDARD
- SUBSTANDARD



Parent (Weight)	Wrong (1)		Miscommunication (1)		Lack (1)		Language Problems (1)	
State	no	yes	no	yes	no	yes	no	yes
beyond_standard	0.1	0	0.1	0	0.1	0	0.1	0
standard	0.9	0	0.9	0	0.9	0	0.9	0
substandard	0	1	0	1	0	1	0	1

The probabilities for the population of the probability matrix of the “Communication with Bridge Team” node were selected from expert group judgements.

52. Non Bridge Equipment Failure

The node indicates the reliability of the non bridge equipment, like for example the steering system (based on statistics/generic data).

States of “Non Bridge Equipment Failure”:

- FUNCTION
- NOT FUNCTION

Node properties: Non Bridge Equipment Failure

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Maintenance	followed	not_followed
function	0.999961	0.99961
not_function	3.9e-005	0.00039

The probabilities for the population of the probability matrix of “Non Bridge Equipment Failure” node were selected from our literature review **[115]**.

53. OOW Action

The node defines whether the OOW, given he or someone else has discovered the danger, acts correct or not to avoid an accident.

States of “OOW Action”:

- CORRECT ACTION
- WRONG ACTION

Node properties: OOW Action

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Non Bridge Equi...	function						
OOW Assessment	correct			wrong			
Communication ...	beyond_sta...	standard	substandard	beyond_sta...	standard	substandard	beyond_sta...
correct_action	0.999996	0.999992	0.99998	0	0	0	0.001
wrong_action	4e-006	8e-006	2e-005	1	1	1	0.999

Node properties: OOW Action

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

Non Bridge Equi...	not_function					
OOW Assessment	correct			wrong		
Communication ...	beyond_sta...	standard	substandard	beyond_sta...	standard	substandard
correct_action	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
wrong_action	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999

The probabilities for the population of the probability matrix of “OOW Action” node were selected from expert group judgements and our literature review **[114]**, **[115]**.

TARGET NODE

54. Collision (Incl. Safety II Elements)

This final node is our required target node. It indicates whether the ships will finally collide, producing a collision accident.

States of “Collision (Incl. Safety II Elements”:

- NO
- YES

Node properties: Collision (incl. Safety II elements)

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Action								
OOW Detection	correct							
Distance to co...	CPA_MT3miles			CPA_LT3mile			CPA_MT3miles	
Encounter Type	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on
no	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999
yes	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

Node properties: Collision (incl. Safety II elements)

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Action	correct_action							
OOW Detection	wrong				no_diagnosis			
Distance to co...		CPA_LT3mile			CPA_MT3miles			
Encounter Type	crossing	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on	crossing	overtaking
no	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999
yes	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

Node properties: Collision (incl. Safety II elements)

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Action								
OOW Detection			correct					
Distance to co...	CPA_LT3mile		CPA_MT3miles			CPA_LT3mile		
Encounter Type	head_on	crossing	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on	crossing
no	0.9999	0.9999	0.3	0.28	0.25	0.245	0.22	0.19
yes	0.0001	0.0001	0.7	0.72	0.75	0.755	0.78	0.81

Node properties: Collision (incl. Safety II elements)

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Action	wrong_action							
OOW Detection	wrong							
Distance to co...	CPA_MT3miles			CPA_LT3mile			CPA_MT3miles	
Encounter Type	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on
no	0.15	0.13	0.11	0.1	0.08	0.01	0.25	0.23
yes	0.85	0.87	0.89	0.9	0.92	0.99	0.75	0.77

Node properties: Collision (incl. Safety II elements)

General | Definition | Format | User properties

Add | Insert

OOW Action							
OOW Detection		no_diagnosis					
Distance to co...		CPA_MT3miles			CPA_LT3mile		
Encounter Type	crossing	overtaking	head_on	crossing	overtaking	head_on	crossing
no	0.01	0.25	0.23	0.21	0.22	0.18	0.14
yes	0.99	0.75	0.77	0.79	0.78	0.82	0.86

The probabilities for the population of the probability matrix of “Collision (Incl. Safety II Elements” node were selected from expert group judgements and our literature review **[116]**.