



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

***ΤΜΗΜΑ ΝΑΥΠΗΓΩΝ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ***

**ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΛΕΤΗΣ ΠΛΟΙΟΥ ΚΑΙ ΘΑΛΑΣΣΙΩΝ ΜΕΤΑΦΟΡΩΝ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΤΙΤΛΟΣ: ΜΕΛΕΤΗ ΝΑΥΤΙΚΩΝ ΑΤΥΧΗΜΑΤΩΝ ΜΕΣΩ  
ΔΙΚΤΥΩΝ ΠΙΣΤΗΣ**

**ΤΕΥΧΟΣ Α: ΜΟΝΤΕΛΟ ΠΡΟΣΑΡΑΞΗΣ**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΒΕΝΤΙΚΟΣ**

**ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ ΣΠΟΥΔΑΣΤΗ: ΣΥΡΟΣ ΧΡΗΣΤΟΣ**

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1: Συστήματα βασισμένα σε κανόνες	2
1.2: Αβεβαιότητα	2
1.3: Λογικά εξειδικευμένα συστήματα	3
1.4: Αναφορές σε λογικά συστήματα	3

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

2.1: Εφαρμογές στο περιβάλλον	5
2.2: Εφαρμογές στον τομέα της ιατρικής	7
2.3: Εφαρμογές στις βιολογικές επιστήμες	9
2.4: Εφαρμογές στον τομέα της βιομηχανίας	11
2.5: Εφαρμογές στις οικονομοτεχνικές μελέτες	13
2.6: Εφαρμογές στον τομέα της εκπαίδευσης	15
2.7: Εφαρμογές στον έλεγχο αξιοπιστίας συστημάτων και στη μείωση του ρίσκου	16
2.8: Γενικές εφαρμογές	18
2.9: Εφαρμογές στη ναυτική/θαλάσσια βιομηχανία	20

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΟΥ BAYES

3.1: Εισαγωγή	24
3.2: Εισαγωγικές στατιστικές έννοιες	25

### ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΙΤΙΟΛΟΓΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ-ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ

4.1: Παραδείγματα	30
4.1.1: Παγωμένοι δρόμοι	30
4.1.2: Βρεγμένο γρασίδι	31
4.1.3: Αιτιότητα και συλλογιστική	32
4.1.4: Σεισμός ή ληστεία	33
4.1.5: Πρωταρχικές βεβαιότητες	33
4.2: Αιτιολογικά δίκτυα και d-διαχωρισμός	34
4.2.1: D-διαχωρισμός	37
4.3: Δίκτυα πίστης (Bayesian networks)	39
4.3.1: Βασικά αξιώματα	39
4.3.2: Δεσμευμένες πιθανότητες	39
4.3.3: Υποκειμενικές πιθανότητες	40
4.3.4: Υπολογισμός πιθανοτήτων για μεταβλητές	41
4.3.5: Δεσμευμένη ανεξαρτησία	42
4.3.6: Ορισμός των Bayesian networks	44
4.3.7: Ο νόμος της αλυσίδας (chain rule)	46
4.4: Επανεξέταση των παραδειγμάτων	48

4.4.1: Παγωμένοι δρόμοι	48
4.4.2: Βρεγμένο γρασίδι	49

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

5.1: Περιγραφή δομής των μοντέλων	54
5.1.1: Είναι κανένας μέσα στο σπίτι; (family out?)	54
5.1.2: Ένα απλοποιημένο παιχνίδι πόκερ	55
5.1.3: Γονιμοποίηση	57
5.1.4: Μοντέλο ανάλυσης του ρίσκου	58
5.1.5: Απλά μοντέλα του Bayes	59
5.1.6: Σχέση αίτιου-αιτιατού(αιτιότητα)	60
5.2 : Καθορισμός δεσμευμένων πιθανοτήτων	61
5.2.1: Ιπποτροφείο	61
5.2.2: Δεσμευμένες πιθανότητες για το παιχνίδι του πόκερ	63
5.2.3: Μετάδοση συμβόλων μέσω χορδών	66
5.2.4: Είναι κανένας μέσα στο σπίτι; (family out?)	68
5.3: Εκμάθηση (learning)	70
5.3.1: Σειρά οδηγιών-δεδομένων εκμάθησης	70
5.3.2: Μέτρα αποστάσεων (distance measures)	71
5.3.3: Έρευνα για πιθανές δομές	72
5.3.4: Στατιστικές μέθοδοι	75
5.3.5: Προσαρμογή (adaptation)	75

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΔΙΑΔΟΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΣΤΑ BAYESIANS NETWORKS

6.1: Χρήση μαθηματικών υπολογισμών στους πίνακες των δικτύων πίστης	79
6.1.1: Πολλαπλασιασμός και διαίρεση	79
6.1.2: Απομόνωση πιθανότητας (marginalization)	80
6.2: Ενημέρωση πιθανοτήτων (probability updating) στους πίνακες τομής πιθανοτήτων	81
6.3: Δένδρα ομαδοποίησης (cluster trees)	82
6.3.1: Αφομοίωση (absorption in cluster trees)	84
6.3.2: Τρόπος μετάδοσης της πληροφορίας στο δένδρο ομαδοποίησης	85
6.4: Δένδρα διακλάδωσης (junction trees)	86
6.4.1: Διάδοση πιθανοτήτων μέσω του προγράμματος genie	88
6.5: Κατασκευή των δέντρων διακλάδωσης (junction trees)	90
6.6: Στοχαστική προσομοίωση (stochastic simulation)	93

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

7.1: Πιθανότητες τομής	96
7.1.1: Δύο μεταβλητές	97
7.1.2: Ένα αυθαίρετο σύνολο μεταβλητών	98
7.1.3: Αναπαράσταση της διάδοσης των μεταβλητών	100
7.2: Διάταξη της μέγιστης πιθανότητας	101
7.3: Αντίφαση δεδομένων	103

<b>7.3.1: Σεισμόμετρο</b>	<b>103</b>
---------------------------	------------

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΠΡΟΣΑΡΑΞΗΣ (GROUNDING MODEL) ΕΠΙΒΑΤΗΓΩΝ ΠΛΟΙΩΝ**

<b>8.1: Διατύπωση του προβλήματος-επεξήγηση</b>	<b>105</b>
<b>8.2: Κατασκευή δικτύου πιστής με χρήση του προγράμματος genie</b>	<b>106</b>
<b>8.2.1: Επεξήγηση των κόμβων του δικτύου</b>	<b>107</b>
<b>8.2.2: Ορισμός αρχικών πιθανοτήτων (prior probabilities)-δίκτυο προσάραξης</b>	<b>120</b>

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΠΙΘΑΝΩΝ ΑΙΤΙΩΝ ΠΡΟΣΑΡΑΞΗΣ ΜΕΣΩ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΗΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ-ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ**

<b>9.1: Ανάλυση βάσης δεδομένων</b>	<b>132</b>
<b>9.2: Κυρίες αιτίες (evidence)-ενημέρωση δικτύου (updating)</b>	<b>136</b>
<b>9.2.1: Περιγραφή διαδικασίας ενημέρωσης δικτύου (Bayesian updating)</b>	<b>136</b>
<b>9.2.2: Επιλογή κύριων αιτιών (evidence)-ενημέρωση (updating) δικτύου</b>	<b>137</b>
<b>9.3: Παραδείγματα</b>	<b>139</b>

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10: ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ (SENSITIVITY ANALYSIS)**

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 11: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ**

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 12: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται την πρόβλεψη ναυτικών ατυχημάτων με χρήση των δικτύων πίστης (Bayesian networks). Η προσπάθεια επικεντρώνεται στη μελέτη των επιβατηγών πλοίων όσον αφορά τον ελλαδικό χώρο. Αρχικά, γίνεται αναλυτική παρουσίαση και περιγραφή όλου του θεωρητικού υπόβαθρου που περιλαμβάνει τα εργαλεία τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την κατασκευή του μοντέλου ατυχήματος (προσάραξη/σύγκρουση). Συγκεκριμένα, γίνεται γνωστή μέσω σχημάτων, πινάκων και παραδειγμάτων η διαδικασία που ακολουθείται για την κατασκευή ενός δικτύου πίστης καθώς και ο τρόπος με τον οποίο το εκάστοτε δίκτυο περιγράφει το πρόβλημα που έχει τεθεί. Γίνεται αναφορά στις μαθηματικές έννοιες που σχετίζονται με ένα δίκτυο πίστης ενώ παρατίθεται ο τρόπος υπολογισμού των πιθανοτήτων για κάθε περίπτωση.

Βασίζόμενοι στην θεωρητική προσέγγιση των δικτύων καθώς επίσης και σε προηγούμενη έρευνα από τον DNV (2005) σχετικά με τα ναυτικά ατυχήματα, κατασκευάσαμε ένα δίκτυο περιγραφής όλων εκείνων των παραγόντων που είναι δυνατό να οδηγήσουν στο τελικό γεγονός του ατυχήματος. Για τον κάθε κόμβο του δικτύου ορίστηκαν αρχικές πιθανότητες με βάση τα αποτελέσματα της έρευνας του DNV ενώ για τους νέους κόμβους που προσθέσαμε, οι αρχικές πιθανότητες εκτιμήθηκαν σύμφωνα με τη βάση δεδομένων ναυτικών ατυχημάτων του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας (όσον αφορά τα έτη: 1992-2205) για την Ελλάδα.

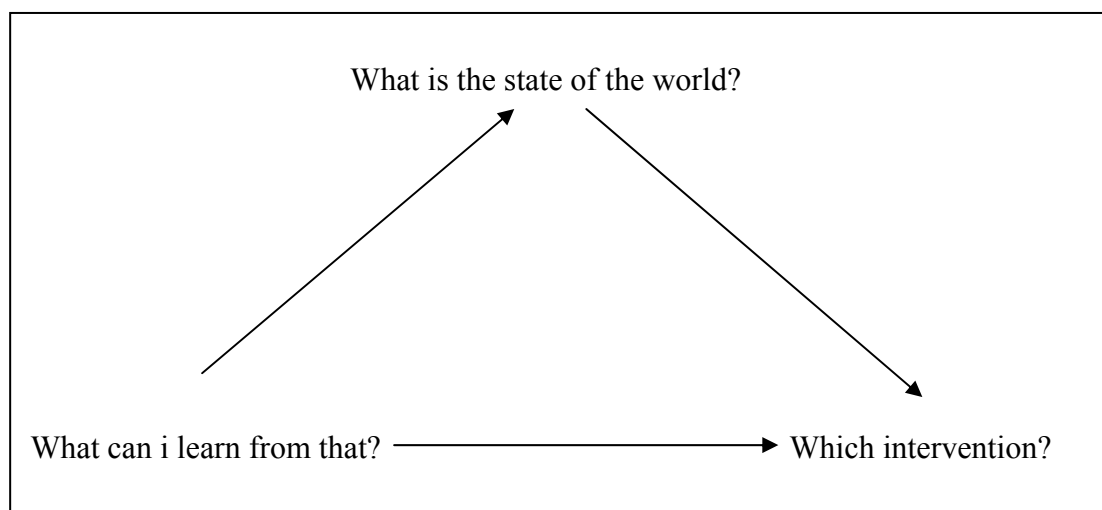
Το δίκτυο κατασκευάστηκε με χρήση του προγράμματος Genie και δίνει τη δυνατότητα στον μελετητή να εξετάσει τον τρόπο με τον οποίο μεταβάλλεται η τελική πιθανότητα ατυχήματος καθώς αλλάζει η αρχική πιθανότητα ενός αιτίου που είναι δυνατό να το προκαλέσει. Στην εργασία μας, εξετάστηκε η μεταβολή της πιθανότητας αυτής εξετάζοντας διαφορετικά σενάρια και έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων. Σύμφωνα με τη λειτουργία του δικτύου, εξάχθηκαν αποτελέσματα για γνωστά ατυχήματα ελληνικών επιβατηγών τα τελευταία χρόνια λαμβάνοντας τις αντίστοιχες αιτίες από τα διαθέσιμα πορίσματα. Επίσης, πραγματοποιήθηκε ανάλυση ευαισθησίας για όλα τα γεγονότα που χρησιμοποιήθηκαν νωρίτερα ως βασικές αιτίες ατυχήματος και εξάχθηκαν χρήσιμα συμπεράσματα. Στη συγκεκριμένη ανάλυση έγινε σύγκριση των αρχικών πιθανοτήτων του DNV για τον κάθε κόμβο, με τις αντίστοιχες πιθανότητες που λαμβάνουμε από τη βάση δεδομένων για τα ελληνικά πλοία. Στο τελευταίο κεφάλαιο της διπλωματικής εργασίας παρατίθενται συγκεντρωτικά όλα τα συμπεράσματα που εξάχθηκαν κατά τη διάρκεια εκπόνησής της και δίνονται προτάσεις για μελλοντική εξέλιξη του δικτύου με στόχο τη βελτίωση των αποτελεσμάτων του.

Συνοψίζοντας, η προσπάθεια που έγινε αφορά την κατασκευή και χρησιμοποίηση ενός εύχρηστου και απλού μοντέλου για τη μελέτη και πρόβλεψη των ναυτικών ατυχημάτων των επιβατηγών πλοίων στην Ελλάδα. Τα αποτελέσματα του δικτύου μπορούν να αποτελέσουν ένα σημαντικό εργαλείο για την προώθηση νέων ριζοσπαστικών μέτρων για τη μείωση του ρίσκου στις θαλάσσιες μεταφορές των ελληνικών επιβατηγών πλοίων.

## Κεφάλαιο 2 : ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Κατά τη διάρκεια του 1990 τα Bayesian 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 κλασική 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 κλασική 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 πεζογραφίας.

## Κεφάλαιο 3 : ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

### 2.1: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΟ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ

Τα Bayesian Networks είναι μια διάσημη μέθοδος κατασκευής σύνθετων μοντέλων, όπως είναι τα οικοσυστήματα και η διαχείριση του περιβάλλοντος. Σύμφωνα με την Uusitalo (2006), τα δίκτυα αυτά στην καλύτερη περίπτωση παρέχουν ένα ακμαίο και μαθηματικά λογικό πλαίσιο για την ανάλυση αυτού του είδους των προβλημάτων. Υπάρχουν, βέβαια, και κίνδυνοι στη χρησιμοποίησή τους. Οι Marcot et al.(2001) ασχολήθηκαν με τη σύνδεση ειδικών γνώσεων με δεδομένα σχετικά με μεταβλητές που δεν είχαν εμφανείς πληροφορίες. Η ανάλυση των δεδομένων που έχουμε συλλέξει παρουσιάζονται με Bayesian Networks αρκετά συχνά στο πεδίο των περιβαλλοντικών επιστημών. Δημιουργήθηκαν από τους ειδικούς Lee και Rieman (1997) δίκτυα για την εκτίμηση της βιωσιμότητας των πληθυσμών των ψαριών. Ακόμη, καταγράφηκαν στατιστικές μελέτες για τις παραμέτρους του συγκεκριμένου προβλήματος και χρησιμοποιήθηκαν στην κατασκευή του δικτύου. Αυτό το μοντέλο δημιουργήθηκε για την πρόβλεψη των αποκρίσεων του οικοσυστήματος όταν υποβάλλεται σε διαφορετικά σενάρια. Αναφορές σε δίκτυα για το περιβάλλον συχνά περιλαμβάνουν ανάλυση αποφάσεων και κωδικοποιημένες γνώσεις. Έχει κατασκευασθεί στο παρελθόν από τους Varis et al.(1990) ένα δίκτυο με μεταβλητές απόφασης και χρησιμότητας (influence diagram) για να εκτιμηθούν στρατηγικές διαχείρισης της τροφικής αλυσίδας των λιμνών, ειδικά με την επιλογή μεταξύ συγκεντρωμένων πληροφοριών. Οι Kuikka και Varis (1997) έπαιρναν συνέντευξη από ειδικούς για να εκτιμήσουν την επιρροή των κλιματικών αλλαγών στη γραμμή διαχωρισμού των υδάτων και οι Marcot et al.(2001) συνδύαζαν μερικές πληροφορίες με τη μέγιστη δυνατή ανάλυση, βασισμένη σε εξειδικευμένες γνώμες, της πληθυσμιακής βιωσιμότητας.

Οι υπεύθυνοι για τον έλεγχο του υδροφόρου ορίζοντα αντιμετωπίζουν σημαντικές προκλήσεις σε ό,τι αφορά τη διαχείριση των πλεονεκτημάτων της οικολογίας. Η σημαντική αβεβαιότητα έγκειται στο ότι ποικίλοι κίνδυνοι και απειλές επιδρούν στο οικολογικό σύστημα. Οι Pollino et al (2006) αναφέρουν ότι οι κοινωνίες των ψαριών στο ποτάμι Goulburn έχουν εξασθενήσει εκατό χρόνια πριν, από τις αρδεύσεις που λάμβαναν χώρα στην περιοχή. Ειδικοί συνεργάζονται με σκοπό την ανάπτυξη ενός εννοιολογικού μοντέλου το οποίο θα συσχετίζει τους φυσικούς, χημικούς και βιολογικούς παράγοντες στη συγκεκριμένη περίπτωση καθώς και τα τελικά σημεία της μελέτης. Αυτό το μοντέλο διαμορφώνει τη βάση της κατασκευής ενός Bayesian network αναφορικά με τις γηγενείς κοινωνίες ψαριών στο προαναφερθέν ποτάμι. Σε περιβαλλοντικές αναφορές, οι πληροφορίες που υπάρχουν είναι συχνά περιορισμένες για παραμετροποίηση ενός Bayesian Network. Σε περιβαλλοντική διαχείριση, αποφάσεις συχνά βασίζονται είτε σε εξειδικευμένη κρίση ή σε πολύπλοκα ποσοτικοποιημένα μοντέλα, που επικεντρώνονται σε διαδικασίες για το περιβάλλον, παρά σε οικολογικές αξίες. Προς το παρόν τα εγχειρίδια για μοντελοποίηση που είναι διαθέσιμα για εκτίμηση οικολογικού ρίσκου είναι περιορισμένα. Οι Pollino και Hart (2005) χρησιμοποίησαν μοντέλα για εκτιμήσεις οικολογικού ρίσκου. Ένα τέτοιο εργαλείο είναι τα Bayesian Networks που είναι επιστημονικά αξιόπιστα σχετικά με προσεγγίσεις μοντελοποίησης πολύπλοκων οικολογικών συστημάτων. Σε πολλά τέτοια δίκτυα οι μεταβλητές λειτουργούν ως παράμετροι για γνώση ή πληροφορία,

αλλά σπάνια μαζί αυτές οι πηγές πληροφοριών συνδυάζονται έτσι ώστε να γίνει παραμετροποίηση μιας μεταβλητής. Οι Morgan, Cooke, Henrion (1990) έχουν ελλείψεις γνώσεις σχετικά με την παραμετροποίηση των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στα Bayesian networks. Οι Onisko και Nicholson (2001) αναφέρουν ότι σε υπολογιστική μορφή και σε βιβλιογραφία για περιβαλλοντικά μοντέλα υπάρχει μικρή καθοδήγηση στο πώς να προσεγγίσουν τη σύνδεση της γνώσης και των πληροφοριών για να αναπτυχθεί σε ένα Bayesian Network. Οι Korb και Nicholson (2004) έχουν προτείνει μεθοδολογία που συνδυάζει πηγές πληροφοριών, η οποία αναφέρεται ως KEBN (Knowledge Engineering of Bayesian Networks). Ο Woodberry (2004) παρουσιάζει μεθόδους για την αξιολόγηση του KEBN. Σύμφωνα με τους Pollino et al.(2004), η μορφοποίηση μιας διαδικασίας για συνδυασμό διαφορετικών πηγών πληροφοριών που θα κάνουν παραμετροποίηση σε ένα Bayesian Network και για την αξιολόγηση αυτού, επιτυγχάνεται με εφαρμογή του KEBN, το οποίο βοηθάει στη διαχείριση των ντόπιων ψαριών στο ποτάμι Goulburn (Αυστραλία).

Τα Bayesian Networks εμφανίζονται σαν μια βάσιμη προσέγγιση για τη μοντελοποίηση και υποστήριξη λήψης αποφάσεων στο πεδίο της διαχείρισης πηγών υδάτων. Βασίζονται στη σύνδεση ενός γραφήματος αλληλεπίδρασης με ένα μοντέλο πιθανοτήτων, κι έτσι έχουν τη δυνατότητα να βελτιώσουν τη συμμετοχή των πιθανοτήτων και επιτρέπουν την ενσωμάτωση με άλλα μοντέλα. Οι Castelleti και Soncini-Sessa (2006) στην έρευνα τους χρησιμοποίησαν δεδομένα προερχόμενα από χαρακτηριστικά συστημάτων περιβαλλοντικών πηγών. Σημειώνεται ωστόσο ότι τα στοιχεία που χρησιμοποιούνται είναι «φτωχά» σε γνώση και θεωρούνται περισσότερο εμπειρικά. Στον περιβαλλοντικό τομέα, πολλοί συγγραφείς έχουν διευκρινίσει τη χρήση των Bayesian Networks. Ο Varis (1995) έκανε την αρχή γενικεύοντας και τακτοποιώντας εκ νέου τη μαθηματική δομή με την προϋπόθεση να προσαρμόσει τα χαρακτηριστικά των περιβαλλοντικών πηγών υδάτων. Οι εφαρμογές κυμαίνονται από οικολογικά θέματα μέχρι την εκτίμηση των αποτελεσμάτων των κλιματικών αλλαγών στην παραγωγή σοδειάς. Έχουν χρησιμοποιηθεί τέτοιες εφαρμογές από τους Varis και Kuikka (1997) για τη μοντελοποίηση συστημάτων καλλιέργειας και από τους Batchelor και Cain (1999) για άρδευση με σκοπό τη διερεύνηση του αποτελέσματος της κλιματικής αλλαγής στην επιφάνεια των υδάτων. Στην πλειοψηφία τους οι εργασίες που κάνουν χρήση των Bayesian Networks, διαμορφώνουν το όλο σύστημα για να μελετηθεί, θεωρώντας αρχικά τη διαμόρφωση αυτή σαν μία γενική άποψη και έπειτα ακολουθεί η επεξεργασία του μοντέλου. Τα δίκτυα αυτά χρησιμεύουν σαν ένα εργαλείο νοερής απεικόνισης, συνοψίζοντας τα αποτελέσματα περίπλοκων μοντέλων. Μόλις προσδιοριστούν οι αρχικές πιθανότητες των μεταβλητών, υπολογίζονται όλες οι πιθανότητες για όλους τους κόμβους του δικτύου καταλήγοντας στην κατασκευή ενός δικτύου με κόμβους, οι οποίοι είναι διαφορετικών σχημάτων, ανάλογα με τη χρησιμότητά τους.

Οι Dormer et al (2005) προτείνουν μια μεθοδολογία για τη δημιουργία ενός πολλαπλών στόχων μοντελοποιημένου συστήματος χρησιμοποιώντας Bayesian networks έχοντας ως σκοπό να συναγωνιστούν και να ξεπεράσουν τη συμπεριφορά από ένα περιβαλλοντικό πρότυπο που προορίστηκε αρχικά με σκοπό την ανάλυση ενός προβλήματος ρύπανσης. Η διάβρωση και τα στοιχεία ιζημάτων λήφθηκαν από την πειραματική εργασία στον Καναδά. Λίγες πληροφορίες ήταν διαθέσιμες από τα ιστορικά στοιχεία σε ό,τι αφορά περιοχές σχετικά με τις διανομές εισαγωγής των διάφορων παραμέτρων εισαγωγής. Μόνο οι τιμές που μπορούν να υποτεθούν ήταν

διαθέσιμες. Τα δεδομένα των τιμών αυτών ήταν διαθέσιμα από τη χρήση του προγράμματος της FORTRAN, κάνοντας χρήση λογισμικού με το όνομα GAMES. Σε κάποιες μελέτες, ένα ειδικό σύστημα ήταν συνδεδεμένο με ένα σύστημα γεωγραφικών δεδομένων (Geographical Information System) που καλείται από τα αρχικά της αγγλικής ορολογίας του GIS (Abu-Zeid, 1996; Crosetto et al., 2000; Rao and Pant, 2001). Υπάρχουν τα αποτελέσματα από τις μελέτες που πραγματοποιούνται στο νότιο Οντάριο και συνοψίζονται σε πίνακες που χρησιμοποιούνται στην ανάλυση αβεβαιότητας για τα πρότυπα πηγών που λαμβάνονται από τη διεθνή βιβλιογραφία. Τα Bayesian networks αποτελούν γραφική απεικόνιση όλων των στοιχείων και δείχνουν την εξάρτηση μεταξύ των εκάστοτε μεταβλητών. Αποτελούν ένα αποτελεσματικό εργαλείο για την επικοινωνία μεταξύ του αρμόδιου αναλυτή και του ηλεκτρονικού υπολογιστή. Η διαμόρφωση των συστημάτων αναφέρεται συχνά σε μια ενιαία περιοχή (φυσική ή χημική διαμόρφωση διαδικασίας, υδρολογία ή συνδυασμοί) που μιμείται μια διαδικασία στη φύση όπως η μεταφορά ρύπανσης ή η παραγωγή των τροφίμων ή των κατασκευασμένων αγαθών. Τα οικονομικά ή άλλα αποτελέσματα αντιμετωπίζονται χωριστά. Τέτοιες επεξεργασίες έχουν ως σκοπό να συνδέσουν τα συστήματα παραγωγής και αποβλήτων, για να ποσοτικοποιήσουν το οικονομικό κόστος της επανόρθωσης.

## **2.2: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΙΑΤΡΙΚΗΣ**

Τα Bayesian Networks βρίσκουν ευρεία εφαρμογή στο πεδίο της ιατρικής. Συγκεκριμένα, για τα συστήματα πληροφοριών που χρησιμοποιούνται στον τομέα της ιατρικής φροντίδας και αφορούν την ανθρώπινη ζωή, θεωρείται απαραίτητη η ανάλυση του ρίσκου (risk analysis). Οι Maglogiannis, Zafiroopoulos et al (2005) προτείνουν μία νέα μέθοδο για την εφαρμογή της μελέτης ανάλυσης ρίσκου βασισμένη στα συστήματα πληροφοριών υγείας. Η διαδικασία που ακολουθείται, καλείται Risk Analysis and Management Methodology (CRAMM) και έχει ως σκοπό την αναγνώριση και εκτίμηση των πλεονεκτημάτων, των απειλών και των τρωτών σημείων του συστήματος πληροφοριών. Η συγκεκριμένη διαδικασία συνοδεύεται από τη γραφική μοντελοποίηση που απεικονίζει τον τρόπο αλληλεπίδρασης των παραπάνω παραγόντων χρησιμοποιώντας τα Bayesian Networks. Στο άρθρο επιχειρείται από τους συγγραφείς μια σύγκριση δύο μεθόδων για την πρόληψη και αντιμετώπιση της αποτυχίας των συστημάτων που αφορούν την ιατρική παρακολούθηση ασθενών που αναρρώνουν σπίτι τους και όχι στα νοσοκομεία. Πρόκειται για βασισμένα σε υπολογιστές συστήματα τα οποία δίνουν τη δυνατότητα στους γιατρούς να επιβλέπουν την υγεία των συγκεκριμένων ασθενών από απόσταση καθώς και να έχουν πρόσβαση στο ιατρικό παρελθόν για κάθε έναν από αυτούς. Οι δύο μέθοδοι που μπορούν να εφαρμοστούν ώστε να αντιμετωπιστεί τυχόν αστοχία του συστήματος είναι:

- (α) Τα Fault Trees (δένδρα σφαλμάτων)
- (β) Τα Bayesian Networks (δίκτυα πίστης)

Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν τα δίκτυα του Bayes σε σχέση με τα Fault Trees σύμφωνα με το άρθρο είναι αφενός μεν το γεγονός ότι εμφανίζουν μεγαλύτερη ευελιξία στην αναπαράσταση αβέβαιων δεδομένων αφετέρου η δυνατότητα που μας προσφέρουν για τη διερεύνηση πολλών διαφορετικών σεναρίων λειτουργίας του συστήματος. Επιπροσθέτως, τα Bayesian Networks παρέχουν ένα εξαιρετικό περιβάλλον για εκμετάλλευση όλων των διαθέσιμων στατιστικών δεδομένων ή

ενδείξεων που αφορούν τη διάγνωση της αποτυχίας του συστήματος ή την αξιολόγηση της σειράς προτεραιότητας των παραγόντων που αφορούν το ρίσκο.

Τα προγνωστικά Bayesian Networks (PBN) μπορούν να αποτελέσουν ένα δυναμικό εργαλείο στη διαδικασία της πρόγνωσης σε ό,τι αφορά την ιατρική αντιμετώπιση ασθενειών καθώς και τα κλινικά αποτελέσματα που ενδέχεται να προκύψουν κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες. Οι Verduijn et al.(2007) παρουσιάζουν τη διαδικασία που ακολούθησαν ώστε να ενσωματωθούν τα διαθέσιμα ιατρικά δεδομένα στα προγνωστικά δίκτυα πίστης. Σε αυτήν τη διαδικασία το δίκτυο που κατασκευάστηκε, βασίστηκε στη διαθέσιμη συλλογή τοπικών και ελεγχόμενων γνωστικών μοντέλων τα οποία με τη σειρά τους έχουν προκύψει από παλαιότερα δεδομένα. Οι παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη στο δίκτυο σχετίζονται με την αρχική διάγνωση των γιατρών, τη φάση της παρέμβασής τους στον ασθενή καθώς και την κατάσταση στην οποία βρίσκεται ο ασθενής κατά τη διάρκεια κάθε φάσης. Επίσης, το δίκτυο εξετάζει και την περίπτωση που ο ασθενής καταλήξει προτού ολοκληρωθεί η διαδικασία της νοσηλείας του κάτι το οποίο απεικονίζεται με δευτερεύοντες μεταβλητές αποτελέσματος, οι οποίες θεωρούνται από διάφορες ιστορικές αναφορές και είναι δευτερεύοντες μεταβλητές που συγκαταλέγονται σε ένα υποσύνολο μεταβλητών και χρησιμοποιούνται αν αυτό κριθεί απαραίτητο. Τέλος, σημειώνεται πως η χρήση των δικτύων αυτού του τύπου μπορεί να εφαρμοστεί σε έξι διαφορετικές περιπτώσεις ιατρικής πρόγνωσης: στη γενική πρόγνωση, στη γρήγορη εκτίμηση πρόγνωσης, στην αναβάθμιση πρόγνωσης, στην ανάλυση σεναρίων πρόγνωσης, στην ανάλυση σεναρίων what-if και στην ανάλυση παράγοντα ρίσκου.

Τα δίκτυα πίστης βρίσκουν ευρεία εφαρμογή και στον τομέα της καρδιολογικής χειρουργικής (Verduijn et al, 2006). Τα δεδομένα εξάγονται από την πληθυσμιακή μελέτη που περιλαμβάνει 10147 ασθενείς, οι οποίοι υφίστανται εγχείρηση καρδιάς στο νοσοκομείο Amphibia στην Ολλανδία (1998 έως 2004). Το σύνολο των δεδομένων περιέχει χαρακτηριστικά που εφαρμόζονται αρχικά σε έναν ασθενή, λεπτομέρειες της διαδικασίας εφαρμογής και μεταβλητές που γίνονται δεκτές από επιστημονικό εργαστήριο και οι οποίες μετρώνται κατά τη διάρκεια του πρώτου εικοσιτετραώρου σχετικά με την εντατική φροντίδα των θεραπόντων γιατρών. Υπάρχουν δεδομένα που σχετίζονται με τη φάση στην οποία απεβίωσαν κάποιοι ασθενείς. Τα δεδομένα των μεταβλητών συμπεριλαμβάνονται στις εξής αναφορές: APACHIE III (Wagner et al.,1991), SAPS II (Lemeshow et al.,1993), EuroSCORE (Nashef et al.,1999). Εισάγουν, λοιπόν, τα PBN σαν εργαλεία πρόγνωσης που εφαρμόζουν μία δυναμική και προσανατολισμένη διαδικασία πρόβλεψης, όταν έχουμε στην κατοχή μας περισσότερες διαθέσιμες πληροφορίες. Εξηγούν τα σενάρια που οδηγούν σε διαφορετικά κλινικά αποτελέσματα και καταλήγουμε σε αναβαθμισμένες προβλέψεις. Ένα πρωτότυπο σύστημα βασισμένο στα PBN είναι το ProCarSur, το οποίο ήταν αποδεκτό ως ένα μέσο υποστήριξης των εργασιών που διεξάγονταν για πρόγνωση σχετικά με τη μέριμνα των ασθενών και τις εκτιμήσεις της μέριμνας αυτής, από καρδιοχειρουργούς, παθολόγους και προσωπικό διαχείρισης διαφορετικών ιατρικών κέντρων. Οι προβλέψεις κατηγοριοποιούν τα επίπεδα του ρίσκου και καταλήγουμε στο ότι η διαφοροποίησή του είναι πιο σημαντικό από τη διαβάθμισή του.

Στο χώρο της ιατρικής μπορεί να γίνει διάγνωση του καρκίνου του μαστού με χρήση Bayesian networks (Nicandro Cruz-Ramirez et al, 2007). Δύο βάσεις δεδομένων προέρχονται από το πεδίο της παθολογίας, σχετικά με τη διάγνωση αυτού του είδους καρκίνου, κάνοντας χρήση μίας τεχνικής που καλείται FNAB (fine-needle aspiration

of the breast lesion), η οποία είναι η πιο διαδεδομένη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο για αυτό το σκοπό (S.S. Cross et al, 2000). Τα πρώτα δεδομένα συγκεντρώθηκαν από ένα μοναδικό παρατηρητή βασισμένα στην εμπειρία δέκα ετών σχετικά με το FNAB και περιείχαν 692 συνεχόμενα επαρκή δείγματα που υιοθετήθηκαν από το τμήμα παθολογίας του νοσοκομείου Royal Hallamshire στο Σέφιλντ (1992-1993). Το δεύτερο σύνολο δεδομένων δημιουργήθηκε από δεκαεννέα παρατηρητές βασισμένα στην εμπειρία 5-20 ετών, εμπεριέχοντας 322 δείγματα του FNAB που ήταν αποδεκτά από το προαναφερθέν νοσοκομείο(1996-1997). Αυτές οι βάσεις δεδομένων περιέχουν έντεκα ανεξάρτητες μεταβλητές και μία εξαρτημένη. Η εξαρτημένη μεταβλητή έχει δύο τιμές: καλοήθης ή κακοήθης όγκος. Όλες οι μεταβλητές εξηγούνται διεξοδικά με τους πίνακες που επισυνάπτονται στο παρών άρθρο. Οι διαδικασίες των εργασιών αυτών για να διεξαχθούν με ορθότητα οι μελέτες που παρουσιάζονται είναι χρονοβόρες και ταυτόχρονα σωστές, με μία ελάχιστη πιθανότητα σφαλμάτων. Η ταξινόμηση αναφέρεται σε εργασία της παροχής «ετικετών» σε ακαθόριστες περιπτώσεις. Η διαδικασία έχει να κάνει με το να ταιριάζουν μία μη προσδιορισμένη κατάσταση με μία αντίστοιχη «ετικέτα» προσδιορισμού της κατάστασης. Έτσι υπάρχει η ανάγκη κατασκευής αυτόματων ταξινομητών, οι οποίοι εκτιμούν αυτή τη λειτουργία βασισμένοι στα εκάστοτε δεδομένα. Τέτοια αυτοματισμοί επιτυγχάνονται με τα Bayesian networks. Περιγράφονται στο συγκεκριμένο δημοσίευμα επτά τέτοια δίκτυα. Θα ήταν αναγκαίο να επιτραπούν στους παθολόγους να κωδικοποιούν τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας ένα μεγαλύτερο εύρος από πιθανές τιμές για κάθε μεταβλητή.

### **2.3: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΙΣ ΒΙΟΛΟΓΙΚΕΣ ΕΠΙΣΤΗΜΕΣ**

Τα δυναμικά Bayesian Networks (DBN) αποτελούν μια επέκταση των κλασικών δικτύων πίστης και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την καλύτερη κατανόηση της αποτελεσματικότητας της σύνδεσης μεταξύ των διαφόρων περιοχών του εγκεφάλου (Rajapakse et al, 2007). Οι περιοχές του εγκεφάλου οι οποίες σχετίζονται με διάφορες νοητικές λειτουργίες είναι πλέον καθορισμένες με ακρίβεια και αξιοπιστία μέσω λειτουργικών πειραμάτων (fMRI). Ωστόσο η λειτουργική εξειδίκευση του εγκεφάλου δεν προσφέρει μια ολοκληρωτική άποψη για τις λειτουργίες του εγκεφάλου και δεν είναι σε θέση να περιγράψει πως οι διάφορες περιοχές του επικοινωνούν και αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Η προσέγγιση του προβλήματος με τα dynamic Bayesian Networks μας επιτρέπει να προσδιορίσουμε την αποτελεσματική σύνδεση μεταξύ των περιοχών του εγκεφάλου μοντελοποιώντας τις χρονοσειρές των fMRI σε μια Markov chain. Στα πειράματα, τα συνθετικά δεδομένα fMRI χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας της συγκεκριμένης προσέγγισης καθώς και για τη σύγκριση της με άλλες μεθόδους. Τα πειράματα που έλαβαν χώρα διακρίνονται σε:

- (α) μια λειτουργία σιωπηλής ανάγνωσης
- (β) μια λειτουργία μέτρησης του Stroop.

Τα αποτελέσματα που αποκομίστηκαν μετά το πέρας της διαδικασίας ήταν σύμφωνα με τα αντίστοιχα από προηγούμενες μοντελοποιήσεις και παρουσίασαν μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με τα εξαγόμενα αποτελέσματα μέσω των κλασικών δικτύων πίστης. Τα Bayesian Networks είναι σε θέση να καθορίσουν τη βέλτιστη δομή σύνδεσης των περιοχών του εγκεφάλου μέσω των δεδομένων των fMRI με έναν επεξηγηματικό τρόπο χωρίς να υπάρχει καμία πληροφορία για τη συγκεκριμένη δομή.

Στα πειράματα φάνηκε ότι τα dynamic Bayesian Networks παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην προσέγγιση του τρόπου σύνδεσης σε σχέση με προηγούμενες μεθόδους αφού λαμβάνουν υπ' όψη τις χρονικές και αιτιολογικές σχέσεις μεταξύ των περιοχών του εγκεφάλου με βάση τα στατιστικά δεδομένα.

Η αναγνώριση της διασυνδεδετικής επιφάνειας μεταξύ δύο αλληλεπιδρώντων πρωτεϊνών παρέχει σημαντικά στοιχεία για τη λειτουργία μιας πρωτεΐνης και καθίσταται αυξανόμενα σχετική με την ανακάλυψη νέων φαρμάκων. Οι Bradford, Needham et al (2006) συνδύασαν τη θεωρία ανάλυσης επιφάνειας μιας πρωτεΐνης με ένα Bayesian Network με σκοπό την πρόβλεψη των δεσμευτικών περιοχών της ένωσης δύο πρωτεϊνών. Το ποσοστό επιτυχίας αυτού του εγχειρήματος έφτασε το 82% και βασίστηκε σε μια σειρά δεδομένων αποτελούμενη από 180 πρωτεΐνες, βελτιώνοντας κατά 6% την αμέσως προηγούμενη προσπάθεια που είχε πραγματοποιηθεί και έχοντας 36% υψηλότερη ακρίβεια από μια οποιαδήποτε άλλη τυχαία μέθοδο. Παρόμοια επιτυχία επιτεύχθηκε ακόμα και όταν υπήρχε έλλειψη σημαντικών εξελικτικών στοιχείων. Στην περίπτωση μελέτης της οικογένειας πρωτεϊνών Mog1p το δίκτυο πίστης μπορεί να βοηθήσει στην πρόβλεψη προηγούμενα άγνωστων δεσμευτικών περιοχών και να παρέχει σημαντικά στοιχεία για τη λειτουργία της πρωτεΐνης. Τα τελικά αποτελέσματα δείχνουν ότι τα μέλη της οικογένειας Mog1p δεσμεύονται από διαφορετικές πρωτεΐνες και πιθανώς έχουν διαφορετικές λειτουργίες παρά το γεγονός ότι μοιράζονται τον ίδιο γενικό χώρο. Στην έρευνα που πραγματοποιήθηκε, καταδεικνύονται επίσης τρόποι εκμετάλλευσης της μεθόδου για τις προσπάθειες ανακάλυψης νέων φαρμάκων, με τον επιτυχημένο εντοπισμό ενός αριθμού δεσμευτικών περιοχών που αναμιγνύονται στο μοντέλο αλληλεπίδρασης δύο πρωτεϊνών στην περίπτωση μόλυνσης από τον ιό papilloma. Σε μια ξεχωριστή μελέτη επιχειρήθηκε η διάκριση μεταξύ των δύο τύπων δεσμευτικών περιοχών σε δεσμευτικές και μη δεσμευτικές μέσω της σειράς δεδομένων που προαναφέρθηκε χρησιμοποιώντας ένα διαφορετικό Bayesian Network. Αυτό αποδείχτηκε εξαιρετικά δύσκολο εγχείρημα παρόλο που επιτεύχθηκε μερικός διαχωρισμός βάσει του μεγέθους κάθε επιφάνειας, του ηλεκτροστατικού δυναμικού και της συντήρησης.

Τα δίκτυα γονιδίων περιγράφουν λειτουργικά μονοπάτια σε ένα δοσμένο πυρήνα ή ιστό, αναπαριστώντας διαδικασίες σαν το μεταβολισμό, μεταφορές πρωτεϊνών και συμπεριφορά των γονιδίων. Προτείνεται από τον Ankush Mittal et al. (2005), μία μερικώς σταθερή μεθοδολογία με τη βοήθεια μοντέλου, που αναπαριστά το γονιδιακό δίκτυο ως ένα Bayesian network με κρυμμένες μεταβλητές. Η πολυπλοκότητα ενός ζωντανού πυρήνα έγκειται στη συντονισμένη δραστηριότητα πολλών γονιδίων και των προϊόντων αυτών. Τα δεδομένα που είναι σχετικά με τα γονίδια και αναλύονται έπειτα για τη διαμόρφωση των δικτύων από διάφορες δημοσιεύσεις και αναφορές (Akutsu, Miyano and Kuhara, 1999; Chen, He and Church, 1999; Chen, Filkov and Skiena, 1999; Cumiskey et al., 2003; D'Haeseleer, Wen, Fuhrman and Somogyi, 1999; Friedman et al., 2000; Imoto et al., 2002; Murphy and Mian, 1999; Someren et al., 2000; Tominaga et al., 2001; Wagner, 2002; Watanabe, 1998; Wessels et al., 2001; Yaki and Friedman, 2004). Υπολογιστικές προσεγγίσεις ήταν βασισμένες στην εκμάθηση των σχέσεων μεταξύ γονιδίων από τη μελέτη αμοιβαίων πληροφοριών ή από την αλληλεξάρτηση των τιμών αυτών. Σε ένα διάσημο άρθρο του Friedman et al. (2000), παρουσιάζεται ένας αλγόριθμος εκμάθησης μοντέλων γονιδίων μέσω Bayesian networks, τα οποία αναπαριστούν πολλαπλές στατιστικές εξαρτήσεις πιθανοτήτων μεταξύ των μεταβλητών με ένα συμπτυκνωμένο και κατανοητό τρόπο (Barrientos and

Vargas, 1998;Gustavo et al., 1998;Kang and Gola, 1999;Oatley and Ewart, 2003;Sucar and Miriam, 1998). Προτείνονται πολλές εργασίες με χρήση των προαναφερθέντων δικτύων, με περισσότερο αξιόπιστα αποτελέσματα σχετικά με τη βιολογία. Γίνεται εκτενέστερη αναφορά στα Bayesian networks, συνδυάζοντας μη-παραμετρική παλινδρόμηση (Imoto et al., 2002) για να μειώσουν τη μη-γραμμική συσχέτιση των γονιδίων και από τη χρήση σχετικών βιολογικών πληροφοριών (Imoto et al., 2003) να βελτιώσουν την παρουσίαση της εκμάθησης. Στο μοντέλο που κατασκευάζεται, οι μεταβλητές είναι προκαθορισμένες με χρήση βιολογικών γνώσεων και επιπλέον, οι σχέσεις μεταξύ των γνωστών και άγνωστων μεταβλητών είναι μερικώς σταθερές. Το κύριο μειονέκτημα του μοντέλου αυτού είναι η ανάγκη υπολογιστικών πηγών πληροφοριών και ο προτεινόμενος αλγόριθμος που βασίζεται στα Bayesian networks αποτελεί ένα εξειδικευμένο σύστημα πιθανοτήτων.

## 2.4: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ

Η χρήση των δικτύων πίστης μπορεί να επεκταθεί και σε άλλους τομείς όπως είναι η αεροπορική βιομηχανία. Συγκεκριμένα, οι Ferat et al (2007) αναφέρουν ότι είναι δυνατή η πρόβλεψη της αστοχίας κινητήρων αεροπλάνων μέσω ενός συστήματος διάγνωσης σφαλμάτων. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη των δικτύων σε αυτήν την περίπτωση συλλέγονται με τη βοήθεια αισθητήρων που έχουν τοποθετηθεί στους κινητήρες κατά τη διάρκεια πραγματικών πτήσεων. Η τεχνική με βάση την οποία χρησιμοποιούνται τα δεδομένα για την κατασκευή των Bayesian Networks είναι γνωστή ως PSO (Particle Swarm Optimization). Είναι μία προσέγγιση που μοντελοποιεί το σύστημα με χρήση ενδείξεων ενός ανιχνευτή, παρά με το χαρακτηρισμό της δυναμικής των μηχανών χρησιμοποιώντας την κατάλληλη γνώση που δίδεται στη δημοσίευση των O.Uluyol et al. (2005). Μεγάλα σύνολα δεδομένων δημοσιοποιούνται από δεδομένα που δεν έχουν διαμορφωθεί πλήρως και συλλέγονται από τους αισθητήρες των μηχανών των αεροπλάνων κατά τη διάρκεια των πτήσεων. Εφόσον το δίκτυο κατασκευαστεί, είναι σε θέση να αναγνωρίσει κατά πόσον ένας κινητήρας είναι ελαττωματικός ή όχι με βάση τα νέα στοιχεία (evidence) που θα εισαχθούν στο δίκτυο και τα οποία έχουν συλλέξει οι αισθητήρες κατά τη διάρκεια μιας πτήσης του συγκεκριμένου αεροπλάνου. Τα learning Bayesian networks μπορούν να ταξινομηθούν βασισμένα στο αν η κατασκευή του δικτύου είναι γνωστή ή όχι και οι μεταβλητές (δεδομένα) μπορούν να είναι παρατηρούμενες (πλήρεις) ή όχι (ανεπαρκείς). Υπάρχουν τέσσερις κατηγορίες σύμφωνα με τον παραπάνω τρόπο κατηγοριοποίησης. Τα αποτελέσματα μας δείχνουν ότι ένα Bayesian network έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί επιτυχώς με τα παραπάνω δεδομένα, μειώνοντας τις ανωμαλίες των ενδείξεων του αισθητήρα ενός αεροπλάνου.

Τα δίκτυα πίστης σύμφωνα με τον Lee et al (2007) μπορούν να αποτελέσουν ένα ισχυρό εργαλείο και στον σχεδιασμό ενός συμβουλευτικού λειτουργικού συστήματος βασισμένο στον ανθρώπινο τρόπο σκέψης. Τα εργοστάσια παραγωγής πυρηνικής ενέργειας χρησιμοποιούν σήμερα εξελιγμένες τεχνικές υπολογιστών και στρέφονται στην κατασκευή προηγμένων κεντρικών δωματίων ελέγχου ενώ έχουν αναπτύξει διάφορους τύπους συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων για τους χειριστές. Τα Bayesian Networks μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση αυτών των συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων καθώς και για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας τους. Διαχωρίζοντας το σύστημα ελέγχου σε τέσσερα επιμέρους τμήματα (display system, fault diagnosis system, computerized procedure system, operation validation system) οι Lee, Kim και Seong (2007) μοντελοποιούν τους παράγοντες που είναι



δυνατόν να οδηγήσουν σε σφάλματα και δίνουν υποθετικές πιθανότητες στις διάφορες καταστάσεις τους. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων επιδρούν θετικά στη μείωση της πιθανότητας αποτυχίας λειτουργίας από τους χειριστές. Ωστόσο, σημειώνεται ότι τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν βασίζονται σε υποθέσεις και παραδοχές των γραφόντων ενώ όσον αφορά τις πιθανότητες ανθρώπινου λάθους αυτές λαμβάνονται από το NUREG/CR-1278.

Τα Bayesian networks χρησιμοποιούνται πολλές φορές για αναπαράσταση των αιτιατών και αποτελεσματικών συσχετισμών σε μια βιομηχανική αλυσίδα προμηθειών (Han-Ying Kao et al., 2005). Θεωρείται ένας μηχανισμός πιο περιγραφικός για τη διαμόρφωση του συγκεκριμένου μοντέλου. Ο Naim et al. (2002) παρουσιάζει μία μεθοδολογία, που καλείται Quick Scan, για τη διαχείριση αλυσίδας προμηθειών σχετικά με τις επιχειρήσεις, συλλέγοντας και συνθέτοντας ποιοτικά και ποσοτικά δεδομένα από τους χώρους όπου γίνονται μελέτες, ενώ μεταβλητές που χρησιμοποιούνται για να δημιουργηθεί το δίκτυο λαμβάνονται και εκτιμώνται βάσει ιστορικών στοιχείων (Dagum et al., 1992). Ένα δυναμικό μοντέλο κατασκευάζεται από ένα σύνολο από τμήματα, τα οποία προσδιορίζουν τις σχέσεις μεταξύ των εκάστοτε μεταβλητών. Το κάθε τμήμα που αποτελεί ένα DBN (dynamic Bayesian network), καλείται στατικό Bayesian network. Αυτού του είδους τα δίκτυα μπορούν και τα επεκτείνουν σε DBN με την εισαγωγή σχετικών, προσωρινών εξαρτήσεων μεταξύ αναπαραστάσεων ενός στατικού Bayesian network σε διαφορετικές στιγμές. Δύο τύποι εξαρτήσεων διακρίνονται σε ένα DBN: ταυτόχρονες και μη-ταυτόχρονες. Στην πρώτη περίπτωση τα τόξα του δικτύου μεταξύ των κόμβων αναπαριστούν μεταβλητές την ίδια χρονική περίοδο, ενώ στη δεύτερη σε διαφορετικές φάσεις. Γίνεται φανερό το πώς οι συμμετέχοντες βγάζουν τα συμπεράσματά τους βάσει αυτών των δικτύων, τα οποία χρησιμοποιούνται σαν βάση των γνώσεων που απαιτούνται για τα συστήματα λογισμού των διαγνωστικών αλυσίδων προμήθειας, πρόβλεψη τιμών, εκτιμήσεις του πελάτη και του πωλητή, καθώς και αξιολόγηση τεχνικών ή στρατηγικών συμμαχίας. Το διαγνωστικό σύστημα υποστήριξης των αποφάσεων απαρτίζεται από υποσυστήματα διαχείρισης δεδομένων, μοντέλου, τις γνώσεις των μηχανικών, το προφίλ του χρήστη ηλεκτρονικού υπολογιστή και τις γνώσεις των υπαλλήλων. Παρέχεται, γενικά, μία θεμελίωση των βάσεων στις οποίες στηρίζονται οι όποιες γνώσεις υπάρχουν και δίδεται μία υπολογιστική μορφή στο σύστημα που ακολουθείται. Όταν τα άλλα υποσυστήματα σχεδιαστούν και είναι διαθέσιμες αληθινές πληροφορίες, υπάρχει η δυνατότητα μεγαλύτερης ανάπτυξης πρακτικής αναφοράς του διαγνωστικού συστήματος.

Τα τελευταία χρόνια έχει δοθεί σημαντική προσοχή στις εκτιμήσεις της περιβαλλοντικής επιρροής των σχεδιαστικών και βιομηχανικών αποφάσεων (J.Y. Zhu and A. Deshmukh, 2003). Ερευνητές έχουν επικεντρωθεί στην επίδραση των βημάτων σχεδιασμού ενός προϊόντος στο περιβάλλον κατά τη διάρκεια της κατασκευής του, της χρήσης του και της φάσης του τέλους ζωής του. Γίνεται, λοιπόν, έρευνα για να προσδιοριστεί η δυνατότητα εφαρμογής των Bayesian networks για το παραπάνω ζήτημα. Σύμφωνα με προηγούμενες αναφορές, εταιρείες έχουν επενδύσει τεράστια ποσά πλουτοπαραγωγικών πόρων για την ανάπτυξη της τεχνολογίας των βιομηχανιών, δίνοντας λιγότερη προσοχή στις περιβαλλοντικές συνέπειες αυτών των ενεργειών. Πρόσφατες εξελίξεις, σχετικά με το συλλογισμό που βασίζεται σε πιθανότητες, εξετάζουν την κατασκευή των μοντέλων και η δεσμευμένη ανεξαρτησία μεταξύ των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται για την επίλυση του

προαναφερθέντος προβλήματος είναι κωδικοποιημένη σε ένα δίκτυο τέτοιο ώστε η κατανομή των κοινών στοιχείων των πιθανοτήτων μπορεί να προσδιοριστεί από τους επί τόπου διαχωρισμούς με μικρά υποσύνολα μεταβλητών (Xiang et al, 1993). Αυτή η κατασκευή εκτός του ότι απλοποιεί την απεικόνιση του προβλήματος, αλλά βοηθάει στο συμπερασματικό λογισμό. Αυτού του είδους ο συλλογισμός που εκφράζεται από αβεβαιότητα, έχει εφαρμοστεί σε ποικίλες εφαρμογές ως προφύλαξη των ακτοπλοϊκών γραμμών κάτω από κλιματολογικές αλλαγές (Chao and Hobbs, 1997) και εκτίμησης των επιρροών των χημικών προϊόντων του πετρελαίου (Cattanach et al., 1995). Παρουσιάζεται κατάλληλη επεξεργασία διακριτών μεταβλητών, ώστε να προσδιοριστούν τα μοντέλα και να χρησιμοποιηθούν τα υπολογιστικά εργαλεία που είναι διαθέσιμα. Η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων έγκειται σε δύο παράγοντες: στην ακρίβεια της γραφικής κατασκευής των εξαρτημένων στοιχείων και σε αυτή της συσχέτισης των κατανομών των μεταβλητών. Η ακρίβεια της κατασκευής αυτής είναι πιο αποφασιστική από των κατανομών των εκάστοτε θεωρούμενων μεταβλητών.

## **2.5: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΙΣ ΟΙΚΟΝΟΜΟΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ**

Η σύγχρονη επιδίωξη των μεγάλων επιχειρήσεων για ανάπτυξη συμμαχιών με άλλες εταιρίες έχει ως στόχο την επέκταση αυτών σε νέους τομείς της τεχνολογίας καθώς και τη μείωση της αβεβαιότητας που συνοδεύει τις μελλοντικές εξελίξεις στους τομείς αυτούς. Οι Letterie et al (2006) χρησιμοποιώντας τη θεωρία του Bayes, ανέπτυξαν ένα μοντέλο που περιγράφει κάτω από ποιες συνθήκες και με ποιον τρόπο είναι αποδοτική η σύναψη μιας συμμαχίας μεταξύ δύο ή περισσότερων επιχειρήσεων. Μία εταιρία είναι δυνατό να συνδέεται είτε άμεσα είτε έμμεσα με μια άλλη. Αυτό συμβαίνει είτε συνάπτοντας απευθείας συνεργασία με τη συγκεκριμένη επιχείρηση είτε συμμαχώντας με μια άλλη η οποία έχει άμεση σχέση με την εν λόγω επιχείρηση. Ένα συμπέρασμα που εξάγεται από την ανάλυση με βάση τα δίκτυα πίστης είναι πως ο αριθμός των επιχειρήσεων με τις οποίες θα συνεργαστεί μια εταιρία αυξάνεται με το βαθμό της αβεβαιότητας που αυτή αντιμετωπίζει, δηλαδή στοχεύει στο να διαθέτει περισσότερες λύσεις ώστε να μειωθεί η αβεβαιότητα επιτυχίας των εκάστοτε συνεργασιών. Επιπροσθέτως, το κίνητρο των εταιριών για σύναψη συμμαχιών, φθίνει σε περίπτωση που οι προσφερόμενες υπηρεσίες από τους πιθανούς συνεταιρικούς βρίσκονται στα ίδια επίπεδα. Από τη θεωρία των δικτύων προβλέπεται ότι είναι ευνοϊκό για τις επιχειρήσεις να ιδρύουν αποδοτικά δίκτυα συμμαχιών βασισμένα σε περιορισμένο αριθμό εταιριών που σχηματίζουν με τη σειρά τους δεσμούς με άλλες έμμεσα εμπλεκόμενες επιχειρήσεις. Ωστόσο, το μοντέλο των Letterie, Hagedoorn, Kranenburg, Palm δείχνει πως σε περιπτώσεις υψηλής αβεβαιότητας, οι άμεσες επαφές προσφέρουν ακριβέστερες πληροφορίες σε σχέση με τις έμμεσες επαφές και γι' αυτόν το λόγο είναι ελκυστικότερες.

Ο Riascos et al (2007) ανέπτυξαν ένα on-line σύστημα διάγνωσης σφαλμάτων που αφορά τη διαδικασία ανταλλαγής πρωτονίων στη μεμβράνη των κυψελών καυσίμου (fuel cells). Οι κυψέλες καυσίμου αποτελούν ηλεκτροχημικές κατασκευές οι οποίες παράγουν ηλεκτρισμό, όπως και οι μπαταρίες αλλά απαιτούν τη συνεχιζόμενη παροχή καυσίμου. Η διάγνωση αναπτύσσεται με χρήση των Bayesian Networks τα οποία επεξηγούν και ποσοτικοποιούν τη σχέση αιτίου-αποτελέσματος μεταξύ των μεταβλητών που εμπλέκονται στη διαδικασία. Το σύστημα διάγνωσης σφαλμάτων βασίζεται στην on-line παρακολούθηση των μεταβλητών που είναι εύκολο να μετρηθούν με μηχανήματα όπως η τάση, το ηλεκτρικό ρεύμα και η θερμοκρασία. Για

την κατασκευή του δικτύου χρησιμοποιούνται δεδομένα που λαμβάνονται από την κατασκευή μιας κυψέλης καυσίμου που λειτουργεί στις δυσχερέστερες συνθήκες. Οι μετρήσεις αυτές επαναλαμβάνονται για κάθε πιθανό σενάριο λειτουργίας της κυψέλης καυσίμου και τα αποτελέσματα είναι διαθέσιμα μέσω του προγράμματος Matlab. Σε αυτό το σημείο πρέπει να σημειωθεί ότι είναι απαραίτητη η συγκέντρωση υψηλών ποσοτήτων δεδομένων μέσω των πειραμάτων για τη μεγαλύτερη αξιοπιστία του δικτύου ενώ επίσης υπάρχουν κάποιες μεταβλητές οι οποίες δεν είναι δυνατό να μετρηθούν με βάση το υπάρχον σύστημα. Για την κατασκευή της συγκεκριμένης σειράς δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε σε αυτήν την περίπτωση μελετήθηκαν 10000 σενάρια. Το τελικό δίκτυο που κατασκευάστηκε χωρίζεται σε τρεις στρώσεις: αιτίες σφάλματος, αισθητήρες και αναγνώριση αποτελεσμάτων. Για την εξαγωγή συμπερασμάτων μέσω του on-line συστήματος διάγνωσης σφαλμάτων απαιτούνται παρατηρήσεις των εμπλεκόμενων μεταβλητών μέσω αισθητήρων (τάση, ρεύμα, θερμοκρασία κ.α.) για την κάθε περίπτωση. Με αυτόν τον τρόπο ενεργοποιείται η διαδικασία πρόβλεψης πιθανού σφάλματος σε μια πραγματική κυψέλη καυσίμου.

Στην εργασία τους οι Kyoung-Min Kim et al.(2006) επιχειρούν μία σημασιολογική προσέγγιση μέσω Bayesian networks για να ανακτηθούν πληροφορίες με ευφρείς παράγοντες συζήτησης. Οι χρήστες αναζητούν αποτελεσματικές μεθόδους για προσέγγιση αυτών των πληροφοριών. Αν και τέτοιοι παράγοντες έχουν τη δυνατότητα να κάνουν ανάλυση των αναγκών που έχουν οι χρήστες βασισμένοι σε μία στατική διαδικασία, δεν μπορούν να διαχειριστούν εκφράσεις που είναι πολύπλοκες. Η συνομιλία συχνά περιέχει διαφορούμενες εκφράσεις, ανάλυση του περιεχομένου και αβεβαιότητα, γι' αυτό είναι αναγκαία η υποστήριξη ευέλικτων παραγόντων συζήτησης. Πολλοί ερευνητές εξετάζουν τις μεθόδους διαλόγου σαν ένα τρόπο περιορισμού και ελέγχου των αλληλεπιδράσεων σχετικά με την επιστήμη της γλωσσολογίας. Αν οι πληροφορίες στα θέματα που θέτονται είναι ανεπαρκείς, ο παράγων ζητά από το χρήστη να παρέχει περισσότερες πληροφορίες έτσι ώστε να βγουν αξιόλογα συμπεράσματα για τις προθέσεις τους. Θεωρείται πως ο σχεδιασμός των δικτύων θα γίνει ευκολότερος και πιο κατανοητός, από τη στιγμή που οι κατασκευαστές θα έχουν τη δυνατότητα να χρησιμοποιήσουν περισσότερο τη διαίσθηση. Αρκετές εργασίες στην εκμάθηση αυτοματισμών των Bayesian networks (Yang and Chang, 2002) και σημασιολογικά δίκτυα (Shamsfard and Barforoush, 2004) ίσως είναι ωφέλιμα και χρήσιμα για την ανάπτυξη τεχνικών εκμάθησης για σημασιολογικά Bayesian Networks.

Τα Bayesian Networks μπορούν να εφαρμοστούν και στον τομέα της ρομποτικής. Η αποτελεσματική πλοήγηση είναι μια βασική ικανότητα που κάθε τηλεκατευθυνόμενο ρομπότ χρειάζεται για να μπορέσει να επιτελέσει χρήσιμες αποστολές. Ήδη από τους Lazkano et al., 2006 έχουν γίνει απόπειρες να χρησιμοποιηθούν δίκτυα πίστης ως τεχνική εκμάθησης για τη διαχείριση εκτέλεσης αποστολών τηλεκατευθυνόμενων ρομπότ. Συγκεκριμένα τα δίκτυα του Bayes δοκιμάστηκαν στην πρόβλεψη της βασισμένης σε σόναρ συμπεριφοράς του ρομπότ κατά το πέρασμά του από τις πόρτες. Το περιβάλλον πραγματοποίησης των πειραμάτων περιλάμβανε ορθογώνιους θαλάμους συνδεδεμένους με διαδρόμους γεμάτους με γεωμετρικές ιδιότητες που μπορούν να αξιοποιηθούν. Το ρομπότ ήταν εξοπλισμένο με έναν υπολογιστή, μπροστίνά και πίσω προστατευτικά καθώς και ζώνες σόναρ. Για να γίνει εφικτή η κατασκευή του δικτύου, δημιουργήθηκε μία βάση δεδομένων αποτελούμενη από περίπου 14000 καταχωρήσεις, κάθε στοιχείο της οποίας αποτελείται από τις 8 μετρήσεις των συσκευών σόναρ που τοποθετήθηκαν επάνω στο ρομπότ καθώς και

την κίνηση που πραγματοποιήθηκε (στροφή δεξιά, ευθεία πορεία, στροφή αριστερά). Για τη συλλογή των στοιχείων, το ρομπότ δοκιμάστηκε σε διάφορα σημεία και διάφορες κατευθύνσεις επιλέχθηκαν για κάθε ένα από αυτά τα σημεία. Η κίνηση που εκτελούσε σε κάθε σημείο και η κατεύθυνση ήταν επιλογή του χειριστή και βασιζόταν στην τοποθεσία του μέσου της πόρτας σε σχέση με τη μετωπική κατεύθυνση του ρομπότ. Για την πραγματοποίηση των πειραμάτων θεωρήθηκε κατάσταση ανοιχτής πόρτας. Η προσέγγιση των Lazkano et al (2006) αποτελεί την πρώτη εφαρμογή των δικτύων πίστης στον τομέα της ρομποτικής και αφήνει θετικά αποτελέσματα για ευρύτερη μελλοντική χρήση.

## **2.6: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΗΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ**

Η εφαρμογή των Bayesian Networks μπορεί να επεκταθεί και στον τομέα της εκπαίδευσης. Η έρευνα των Garcia et al. (2005) επικεντρώνεται στην εκτίμηση των δικτύων πίστης ως εργαλείο για την ανίχνευση του τρόπου εκμάθησης ενός τυχαίου μαθητή που χρησιμοποιεί ένα σύστημα εκπαίδευσης στο διαδίκτυο. Τα Bayesian Networks μοντελοποιούν τις διαφορετικές διαστάσεις της συμπεριφοράς ενός μαθητή καθώς αυτός εργάζεται σε αυτό το σύστημα. Με βάση τη μοντελοποιημένη συμπεριφορά του μαθητή εξάγονται συμπεράσματα για τον τρόπο εκμάθησής του. Οι τιμές των πιθανοτήτων που περιέχονται στα διαφορετικά CPT του δικτύου που κατασκευάστηκε εξήχθησαν μέσω ενός συνδυασμού γνώσεων ειδικών και πειραματικών αποτελεσμάτων. Για να προσδιοριστούν οι τιμές πειραματικά, δόθηκε σε 50 φοιτητές του Computer Science Engineering το ερωτηματολόγιο ILS (Index of Learning Styles). Η προτεινόμενη προσέγγιση του προβλήματος μέσω των δικτύων πίστης ελέγχθηκε με τη συνδρομή 27 χρηστών του συστήματος εκπαίδευσης στο διαδίκτυο. Το πεδίο εφαρμογής αποτέλεσε ένα μάθημα Τεχνητής Νοημοσύνης και αφορούσε τους φοιτητές του Computer Science Engineering. Με βάση τα αποτελέσματα της έρευνας και τη σύγκριση μεταξύ Bayesian Networks και ερωτηματολογίου συμπεραίνουμε ότι τα δίκτυα πίστης μας επιτρέπουν να προσεγγίσουμε με υψηλή ακρίβεια το επίπεδο αντίληψης ενός μαθητή. Σε ό,τι αφορά τις διαστάσεις της κατανόησης και της επεξεργασίας δεδομένων των μαθητών υπήρξαν μικρές αποκλίσεις στα αποτελέσματα των δύο μεθόδων. Παρόλο που ο αριθμός των μαθητών που συμμετείχαν στο πείραμα ήταν περιορισμένος, τα αποτελέσματα που ελήφθησαν, έδωσαν πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά των μαθητών σε μαθήματα βασισμένα στο διαδίκτυο. Αυτές οι πληροφορίες θα χρησιμοποιηθούν στο μέλλον για τη βελτίωση και αναβάθμιση του προτεινόμενου δικτύου.

Σύμφωνα με τον C.E. Kahn Jr. (2001) αναπτύσσεται μία αρχιτεκτονική ενσωμάτωσης γνώσεων πιθανοτήτων με ψηφιακές εικόνες βιβλιοθηκών. Η γρήγορη ανάπτυξη του διαδικτύου και του PACS (picture archiving and communication systems), έχει αρχίσει να δημιουργεί μεγάλες διαθέσιμες βιβλιοθήκες ψηφιακών εικόνων. Γνώσεις χρόνιων παθήσεων και εικονικών διαπιστώσεων αυτών μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εκπαίδευση και υποστήριξη αποφάσεων βασισμένοι στους υπολογιστές. Αυτό επιτρέπει εκτενέστερη χρήση των εικόνων που γίνονται από κλινικές εφαρμογές για εκπαίδευση και διάγνωση. Έτσι υπάρχει η δυνατότητα ανάκλησης των εκάστοτε στοιχείων είτε είναι καταχωρημένα σε καταλόγους σε εκπαιδευτικά αρχεία είτε όχι. Η εφαρμογή της τηλε-ιατρικής θα παρέχει ανοιχτή πρόσβαση εξειδικευμένου επιπέδου γνώσεων του καρκίνου των οστών, συμπληρωμένο από μία βιβλιοθήκη σχετικών θεωρήσεων. Κατασκευάζεται, λοιπόν, ένα Bayesian network (OncOS) που

αναπαριστά γνώσεις από διαγνώσεις ακτινογραφίας για νεόπλασμα των οστών. Τέτοιου είδους δίκτυα εξηγούν τις σχέσεις μεταξύ διαγνώσεων, φυσικών θεωρήσεων, αποτελεσμάτων δοκιμών σε ειδικά εργαστήρια και συμπερασμάτων από εξάγονται από τις εκάστοτε μελέτες. Παθολόγοι έχουν προσδιορίσει εκ των προτέρων την πιθανότητα μιας ασθένειας κι έπειτα ενσωματώνουν τα αποτελέσματα του εργαστηρίου για να υπολογισθούν οι τελικές πιθανότητες (S.Andreassen et al, 1991). Δεδομένα δεσμευμένων πιθανοτήτων είναι καταγεγραμμένα σε κείμενα αναφορών (D.C. Dahlin et al, 1986), σε άρθρα εφημερίδων (T.M. Hudson et al, 1987), αλλά σχετίζονται με γνώμες ειδικών (G.S. Lodwick et al, 1971). Σαν μία εκτίμηση της δυνατότητας επιτυχημένης χρήσης αυτών των δικτύων, πέντε φοιτητές της ιατρικής καλούνταν να χρησιμοποιήσουν αυτά τα δεδομένα σχετικά με το υπάρχον δίκτυο που κατασκευάστηκε για εκπαιδευτικούς λόγους, περιγράφοντας τα χαρακτηριστικά των εκάστοτε στοιχείων και έπειτα τα κωδικοποιούσαν σαν εισαγόμενες μεταβλητές στο δίκτυο, κάνοντας χρήση τυποποιημένου λεξιλογίου και μορφής. Τα αποτελέσματα, εν τέλει, ήταν ικανοποιητικά και ενθαρρυντικά για μελλοντικές μελέτες.

## **2.7: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΣΤΗ ΜΕΙΩΣΗ ΤΟΥ ΡΙΣΚΟΥ**

Σύμφωνα με τους Langseth et al.(2006) ένα στατιστικό μοντέλο που να περιγράφει ένα σύνολο από τυχαίες μεταβλητές και να είναι εύκολο στην κατανόηση και εύρωστο ως προς τους μαθηματικούς υπολογισμούς. Τέτοια μοντέλα απαιτούν πλήρως προσδιορισμένη συλλογή παραμέτρων και πρέπει να χρησιμοποιούνται είτε στατιστικά δεδομένα ή ειδικευμένες κρίσεις για την εκτίμηση τους. Σε ό,τι αφορά τη στατιστική, οι αριθμοί που θα πρέπει να προσδιοριστούν είναι δεσμευμένες πιθανότητες (π.χ. η πιθανότητα ότι ένα συστατικό μέρος κάποιου συνόλου θα επιζήσει περισσότερο από ένα χρόνο, βάσει των συνθηκών του περιβάλλοντος που επικρατούν) ή συμπεράσματα από αυτούς τους αριθμούς (π.χ. η αναμενόμενη διάρκεια ζωής ενός εξαρτήματος). Όλες αυτές οι απαιτήσεις έχουν οδηγήσει στη μείωση χρήσης παραδοσιακών δομών μοντέλων, όπως είναι τα fault trees. Τέτοιες δομές δικτύων είναι τα Bayesian Networks, τα οποία την τελευταία δεκαετία έγιναν ένα διάσημο εργαλείο για μοντελοποίηση πολλών ειδών στατιστικών προβλημάτων, όπως οι αξιόπιστες αναλύσεις. Χαρακτηριστικό που κάνει πιο σημαντική τη χρήση αυτών των δικτύων είναι η δυνατότητα συνδυασμού διαφορετικών πηγών πληροφοριών σε μία συνολική εκτίμηση της ασφάλειας. Οι Woof et al. (2002) σχεδίασε δοκιμαστικά δίκτυα και συμπέρανε πως τα Bayesian Networks είναι κατάλληλα για προβλήματα όπως το θέμα που μελετάται στην προκειμένη περίπτωση. Οι Cooper και Herskovits (1992) έδειξαν πως μία μεταγενέστερη κατανομή γύρω από τα γραφήματα μπορεί να αποκτήσει αποτελεσματικούς υπολογισμούς. Εδώ δίνεται προσοχή στην κατεύθυνση της έρευνας σχετικά με τη σαφή επιρροή της εφαρμογής τέτοιων δικτύων στην ανάλυση της αξιοπιστίας. Στο συγκεκριμένο άρθρο έχει δοθεί μία αιτιολογική ερμηνεία του Bayesian Network, όταν αυτό δημιουργείται βασισμένο σε εξειδικευμένες κρίσεις. Επίσης, αρκετοί ερευνητές έχουν προσπαθήσει να υπερκαλύψουν την ανεπάρκεια της αμοιβαίας συσχέτισης μεταξύ των διαρκειών ζωής των εκάστοτε στοιχείων, τα οποία σχετίζονται με το υπάρχον περιβάλλον. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένα παράδειγμα δύο στοιχείων σε παράλληλο σύστημα, το οποίο δείχνει τη σημαντικότητα της δημιουργίας μαθηματικών μοντέλων, όπως τα Bayesian Networks που χρησιμεύουν έτσι για την ανάλυση της αξιοπιστίας.

Κατά τον Kannan (2006), η αρτιότητα της ασφάλειας εξαρτάται από αποτυχίες ποικίλων μερών της εκάστοτε λειτουργίας. Οι αποτυχίες αυτές στηρίζονται σε πολλούς παράγοντες. Για να βρούμε το ρίσκο που απομένει εξαιτίας κάποιου κινδύνου, πρέπει να γνωρίζουμε τον απαιτούμενο ρυθμό του κινδύνου, το ρυθμό αποτυχίας των επιπέδων προστασίας και τους παράγοντες που επηρεάζουν αυτές τις αποτυχίες. Το ρίσκο εκφράζεται από έναν κίνδυνο βασισμένο σε συνέπειες και συχνότητες ποικίλων σεναρίων που σχετίζονται με την επικινδυνότητα. Υπάρχουν πολλές αιτίες που μπορεί να οδηγήσουν σε αποτυχίες πολλαπλών υποσυστημάτων. Υπάρχουν πολλά εργαλεία διαθέσιμα για να χτιστεί ένα μοντέλο σχέσεων μεταξύ του κινδύνου, των αιτιών και όλων των μεταξύ τους αλληλεπιδράσεων, ώστε να εξακριβωθεί αν οι κίνδυνοι είναι σε ικανοποιητικό επίπεδο. Ένα τέτοιο εργαλείο είναι τα Bayesian Networks, τα οποία παρέχουν ένα μαθηματικό πλαίσιο σχετικό με την επεξεργασία νέων δεδομένων. Ο καθορισμός του αρχικού διαχωρισμού των δεδομένων είναι συνήθως βασισμένος σε γενικά δεδομένα, ενώ επιπρόσθετες πληροφορίες εμπεριέχουν σαφή σύστημα δοκιμών. Περιλαμβάνουν ένα κατάλληλο μοντέλο, καθορίζοντας τις αρχικές πιθανότητες και παρουσιάζοντας τους τελικούς υπολογισμούς. Στη συγκεκριμένη δημοσίευση αναλύεται μία λειτουργία ασφαλείας χρησιμοποιώντας αρχικές πιθανότητες αποτυχίας σύμφωνα με οδηγίες και δεδομένα τα οποία βρίσκουμε στη διεθνή βιβλιογραφία. Το MSBNX είναι ένα εργαλείο των δικτύων πίστης, το οποίο λειτουργεί σε πλατφόρμα των Windows και υποστηρίζει τον επιδέξιο χειρισμό και την αξιολόγηση των μοντέλων πιθανοτήτων σύμφωνα με τη θεωρία του Bayes. Δίδεται προσοχή στο να γίνει κατανοητός ο τρόπος με τον οποίο προσεγγίζεται το ρίσκο ενός κινδύνου, έχοντας δεδομένες τις αρχικές πιθανότητες και κάνοντας χρήση του δικτύου ως ένα «ζωντανό» μοντέλο, το οποίο παρέχει τρόπους για να προστεθούν μεταβλητές που ενδεχομένως να επηρεάσουν τα τελικά αποτελέσματα. Εξαιρώντας την πιθανή αναβάθμιση του μοντέλου, τα Bayesian Networks μας επιτρέπουν να επεξεργαστούμε το ποσοστό κινδύνου που παρέμεινε σε ένα μοναδικό και απλό μοντέλο υπολογιστικών διαδικασιών.

Τα Bayesian networks βρίσκουν ευρεία εφαρμογή στην εκτίμηση ρίσκου των επιχειρήσεων και αποφάσεων αυτών (C.E. Bonafede and P.Giudici, 2007). Αναφορικά με τους διαφορετικούς τύπους δραστηριοτήτων και προτεραιοτήτων των ρίσκων, μπορούν να θεωρηθούν διαφορετικές σημασίες και αυτό βεβαιώνεται με διαφορετικούς τρόπους. Γενικά, το ρίσκο υπολογίζεται σχετικά με το συνδυασμό μιας μεταβλητής ενός γεγονότος (συχνότητα) με τις συνέπειες αυτού (επίδραση). Για την εκτίμηση της συχνότητας κάποιων συμβάντων και της επίδρασης αυτών, χρησιμοποιούνται ιστορικά δεδομένα (C.Alexander et al., 2003) και εξειδικευμένες κριτικές (ποιοτικά ή ποσοτικά δεδομένα). Τα ποιοτικά δεδομένα επιβάλλεται να μετατραπούν σε αριθμητικές τιμές ή όρια, ώστε να χρησιμοποιηθούν στο μοντέλο που θα κατασκευαστεί. Στην περίπτωση των επιχειρηματικών ρίσκων και κατ'επέκταση των εκτιμήσεων αυτών, συμπεριλαμβάνονται τα στρατηγικά, λειτουργικά και νομικά ρίσκα, τα οποία πολλές φορές είναι δύσκολο να προσδιοριστούν ποσοτικά. Στις περισσότερες περιπτώσεις εξειδικευμένες πληροφορίες συγκεντρώνονται από κάρτες αποτελεσμάτων που διατίθενται για την ανάλυση του ρίσκου. Αρκετές φορές, τα δεδομένα δεν είναι διαθέσιμα γιατί τα εξεταζόμενα περιστατικά μπορεί να είναι πρόσφατα, σπάνια, περίπλοκα ή δυσνόητα. Σε τέτοιες περιπτώσεις οι γνώμες των ειδικών, σύμφωνα με τις εμπειρίες και γνώσεις που έχουν, παίζουν σημαντικό ρόλο στη συγκέντρωση πληροφοριών, οι οποίες θα είναι μεταφρασμένες σε τιμές δεσμευμένων πιθανοτήτων (M.J. Druzdzal and L.C. van der Gaag, 2000;D.A. Wiegmann, 2005;A.R. Daneshkhah, 2004). Τα Bayesian

networks αποτελούν ένα πολύ αξιόλογο εγχειρίδιο για να ενσωματωθούν διαφορετικές πληροφορίες και συγκεκριμένα για να μελετηθούν οι κατανομές του ρίσκου από τη χρήση δεδομένων που αποκτήθηκαν από ειδικούς (M.J. Druzdzet et al., 1995). Η μέθοδος της χρήσης συστημάτων εξισώσεων για δεσμευμένες πιθανότητες και τομές (κοινά στοιχεία) αυτών, μπορεί να γενικευθεί σε περιπτώσεις περισσότερων από τρεις «γονείς», με κάποια λειτουργικά προβλήματα να είναι εμφανή. Αν προστεθεί ή διαγραφεί ένας κόμβος στο δίκτυο, υπάρχει δυνατότητα χρήσης κατάλληλου συστήματος, ανάλογα αν είναι parent ή child.

## 2.8: ΓΕΝΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Οι Janssens et al (2005) προτείνουν τον συνδυασμό των Bayesian Networks με τα decision trees για τη μοντελοποίηση της ζήτησης στο πεδίο των μέσων μαζικής μεταφοράς. Για την προσομοίωση του συστήματος μεταφορών χρησιμοποιήθηκε ένα λειτουργικό, υπολογιστικό, διαδικαστικό μοντέλο καλούμενο Albatross. Το Albatross χρησιμοποιεί κανόνες αποφάσεων για να προβλέψει ποιες δραστηριότητες διεξάγονται και που, πότε αυτές συμβαίνουν, για πόσο χρονικό διάστημα και με ποιον και τέλος το μέσο μεταφοράς που σχετίζεται. Οι κανόνες του προαναφερθέντος υπολογιστικού μοντέλου έχουν εξαχθεί από ατζέντα δεδομένων που αφορά τις δραστηριότητες των πολιτών στις περιοχές του Hendrik-Ido-Ambacht και Zwijndrecht στην Ολλανδία. Τα δεδομένα αφορούν μία πλήρη ατζέντα δραστηριοτήτων και περιλαμβάνουν δραστηριότητες μέσα και έξω από το σπίτι. Αναφέρονται και στις επτά ημέρες της εβδομάδας με τη διαφορά ότι οι ερωτηθέντες απάντησαν για δύο καθορισμένες, συνεχόμενες ημέρες. Οι πληροφορίες που ελήφθησαν αφορούν τη φύση της δραστηριότητας, την ημέρα, τον χρόνο εκκίνησης και τερματισμού, την τοποθεσία όπου έλαβε χώρα η δραστηριότητα, το μέσο μεταφοράς, τη διάρκεια της μετακίνησης, τα συνοδευτικά άτομα και το αν η δραστηριότητα ήταν προσχεδιασμένη ή όχι. Σύμφωνα με τους Janssens et al (2005) ο συνδυασμός Bayesian Networks με decision trees (BNT) δίνει ακριβέστερες προβλέψεις στη συγκεκριμένη μοντελοποίηση απ' ό τι τα CHAID decision trees ή τα απλά Bayesian Networks κάτι το οποίο προκύπτει από την τελική σύγκριση αποτελεσμάτων με βάση το Albatross.

Τα δεδομένα της διάρκειας ζωής είναι σημαντικά για την ανάλυση της αξιοπιστίας τους. Η κλασική εκτίμηση αξιοπιστίας βασίζεται σε ακριβή δεδομένα, τα οποία είναι συνήθως πραγματικοί αριθμοί. Παρόλα αυτά, κάποια δεδομένα είναι ανακριβή και ασαφείς αριθμοί. Για αυτό είναι αναγκαίο να γίνει γενίκευση αυτών των αριθμών με κλασσικές στατιστικές μεθόδους, όπως αυτές που στηρίζονται στη θεωρία του Bayes και είναι αποτελεσματικές ειδικά σε μικρό μέγεθος δειγμάτων. Σύμφωνα με τους Huang et al., 2005 υπάρχει περιορισμένη μελέτη στην εκτίμηση της αξιοπιστίας κατά Bayes των ασαφή δεδομένων. Προτείνεται σε αυτή την εργασία μία νέα μέθοδος για να καθοριστεί η λειτουργία των εκτιμήσεων των παραμέτρων και η εγκυρότητα του διαχωρισμού των πολλαπλών παραμέτρων που αναφέρονται στη διάρκεια ζωής. Ένα τεχνητό δίκτυο είναι διαθέσιμο για να προσεγγίσει τη διαδικασία υπολογισμού της εκτίμησης και πρόβλεψης των παραμέτρων. Πολλές μέθοδοι ανάλυσης με αξιοπιστία βασίζονται στη διαθεσιμότητα μιας μεγάλης ποσότητας δεδομένων. Σε αυτές τις μεθόδους η κατανομή των παραμέτρων είναι συνεχής, αλλά άγνωστη και τα στατιστικά στοιχεία χρησιμεύουν ως εκτιμητές αυτών των παραμέτρων. Σε πολλές μηχανολογικές εφαρμογές υπάρχουν λίγες διαθέσιμες πληροφορίες. Σε αυτές τις περιπτώσεις είναι αδύνατο να γίνουν εκτιμήσεις

κατανομής παραμέτρων για διάρκεια ζωής με τις καθιερωμένες μεθόδους ανάλυσης. Η προσέγγιση που σχετίζεται με τη θεωρία του Bayes έχει αναπτυχθεί για τη λύση τέτοιων δυσκολιών. Οι παράμετροι που αναφέρονται στη διάρκεια ζωής θεωρούνται τυχαίες μεταβλητές, πράγμα που δίνει τη δυνατότητα σε έναν μηχανικό να συνδυάζει την υποκειμενική κρίση που βασίζεται στη διαίσθηση, στην εμπειρία ή στην έμμεση πληροφόρηση με τα παρατηρούμενα δεδομένα, έτσι ώστε να αποκτήσει μία ισορροπημένη εκτίμηση και να την αναβαθμίσει με περισσότερες διαθέσιμες πληροφορίες. Η τυχαιότητα δεν είναι το μόνο στοιχείο της αβεβαιότητας. Σε πολλά πεδία εφαρμογών, σχετικά με την ασάφεια του περιβάλλοντος και την αδιαφορία των παρατηρητών, είναι μερικές φορές αδύνατο να αποκομίσουμε ακριβείς παρατηρήσεις για τη διάρκεια ζωής. Όσο πιο πολύπλοκο είναι το σύστημα που θέλουμε να γίνει καταμέτρηση της διάρκειας ζωής του, τόσο πιο δύσκολη γίνεται η διαδικασία. Το πρόβλημα των υποθετικών δοκιμών με ασαφή δεδομένα ερευνήθηκε από τους Grzegorzewski και Hryniewicz (2001). Η χρήση των Bayesian Networks βοηθάει στο να δοθεί σαφήνεια και να καθοριστούν οι λειτουργίες που αναφέρονται στις παραμέτρους και στην κατανομή τους με χρήση ασαφών δεδομένων.

Στις μελέτες ασφάλειας των αυτοκινητοδρόμων έχουν κατά καιρούς χρησιμοποιηθεί μοντέλα πρόβλεψης συγκρούσεων καθώς και διάφορα στατιστικά μοντέλα. Αυτά μπορούν να συνεισφέρουν στην αναγνώριση των κύριων παραγόντων ή να καθορίσουν τις σχέσεις μεταξύ των ατυχημάτων και των επεξηγηματικών μεταβλητών όπως είναι η ροή της κίνησης, οι τύποι του ελέγχου της κίνησης και οι γεωμετρικές μεταβλητές των αυτοκινητοδρόμων με σκοπό τη μείωση του αριθμού και της σοβαρότητας των συγκρούσεων μηχανοκίνητων οχημάτων που συμβαίνουν σε διάφορα σημεία της ασφάλτου. Ο Xie et al (2006) προτείνουν την εφαρμογή των Bayesian Neural Networks (BNN) για την πρόβλεψη των ατυχημάτων μηχανοκίνητων οχημάτων και επιχειρούν μια σύγκριση του συγκεκριμένου μοντέλου με τα back-propagation neural networks (BPNN) και τα negative binomial regression models (NB). Για να είναι εφικτή η σύγκριση των μοντέλων έγινε συλλογή δεδομένων μέσω ενός ερευνητικού προγράμματος σχετικό με την εκτίμηση της ασφάλειας, κατά μήκος αγροτικών δρόμων στην περιοχή του Τέξας (Lord και Bonneson, 2006). Σε αυτήν τη σειρά δεδομένων υπήρξαν 88 τοποθεσίες αποτελούμενες από αγροτικούς δρόμους δύο κατευθύνσεων και οι οποίες βρίσκονται στο κεντρικό Τέξας. Κατά τη διάρκεια 5 χρόνων έχουν καταγραφεί 122 σοβαρές συγκρούσεις στις υπό μελέτη περιοχές. Τα δεδομένα διαχωρίστηκαν με τυχαίο τρόπο σε δύο μέρη, το πρώτο από τα οποία αποτέλεσε τη βάση για την κατασκευή του δικτύου και το άλλο για τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας του. Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν ότι στις περισσότερες περιπτώσεις το μοντέλο NB παρήγαγε υποδεέστερες ικανότητες πρόβλεψης σε σχέση με τα δύο neural network models. Επίσης, παρόλο που το μοντέλο BPNN μερικές φορές μπορεί να παρέχει καλύτερη πρόβλεψη από το μοντέλο BNN, στις περισσότερες περιπτώσεις συμβαίνει το ακριβώς αντίθετο.

Η διεξαγωγή εγκληματολογικής έρευνας σε περιπτώσεις πυρκαγιάς αποτελεί έναν εξαιρετικά απαιτητικό τομέα επιδεξιότητας. Τα διαθέσιμα στοιχεία σε αυτές τις περιπτώσεις είναι συχνά ελλιπή ή ασαφή και η αβεβαιότητα αποτελεί στοιχείο κλειδί. Οι ειδικοί αναζητούν δεδομένα και βγάζουν νοήματα από πληροφορίες διαφορετικών πηγών. Οι Biedermann, Taroni et al (2004) επικεντρώθηκαν στην αποδεικτική αξία των καταλοίπων ποσοτήτων ενός εύφλεκτου υγρού στα συντρίμια μιας πυρκαγιάς. Αυτή η θεώρηση διαφέρει από την αντίστοιχη των επιθεωρητών οι οποίοι διεξάγουν



μία πλήρη έρευνα με σκοπό την παροχή απαντήσεων στην τελική ερώτηση της αιτίας της πυρκαγιάς. Ωστόσο, η προσέγγιση που πραγματοποιήθηκε μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν ένα εργαλείο στήριξης αυτής της διαδικασίας. Επιπροσθέτως, η χρήση των Bayesian Networks δείχνει ότι μια τελική ερώτηση όπως αυτή που αφορά την αιτία της πυρκαγιάς δεν μπορεί να απευθυνθεί αξιόπιστα χωρίς τη διατύπωση και τη θεώρηση μεταβατικών προτάσεων. Ένα πλεονέκτημα είναι ότι η συγκεκριμένη προσέγγιση αποτελεί μια διαφανή διαδικασία με όλες τις μεταβλητές να αναπαρίστανται. Αυτές οι μεταβλητές αναπαριστούν γεγονότα του παρελθόντος, ενώ συγκεκριμένη γνώση σχετικά με την παρελθοντική κατάσταση ενός τομέα είναι συνήθως μη διαθέσιμη. Αυτή η αβεβαιότητα είναι αναπόφευκτη και γι' αυτόν το λόγο επιδιώκεται η διαχείριση της συνοχής της.

## **2.9: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΝΑΥΤΙΚΗ/ΘΑΛΑΣΣΙΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ**

Οι Trucco, Cagno et al (2007) επιχείρησαν να εντάξουν τους ανθρώπινους και τους οργανωτικούς παράγοντες (HOF) στην ανάλυση του ρίσκου. Η προσέγγιση τους αναπτύχθηκε και απευθύνθηκε στον τομέα της ναυτικής βιομηχανίας, αλλά μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε άλλους τομείς. Κατασκευάστηκε ένα Bayesian Network με σκοπό τη μοντελοποίηση του συστήματος ναυτικών μεταφορών (MTS), λαμβάνοντας υπόψη τους διάφορους παράγοντες που εμπλέκονται καθώς και την αμοιβαία αλληλεξάρτησή τους. Το συγκεκριμένο μοντέλο χρησιμοποιήθηκε σε μια περίπτωση μελέτης για την ποσοτικοποίηση των HOF στην ανάλυση ρίσκου που έλαβε χώρα κατά τα πρωταρχικά στάδια σχεδίασης του High Speed Craft (HSC). Η μελέτη επικεντρώθηκε σε μια σύγκρουση στην ανοιχτή θάλασσα εφαρμοσμένης μέσω μιας αυθεντικής μεθόδου ενοποίησης της Fault Trees Analysis (FTA) για τα τεχνικά στοιχεία με ένα Bayesian Belief Network για τις επιρροές των οργανωτικών λειτουργιών και κανονισμών, όπως ορίζονται από τον IMO και την FSA. Η προσέγγιση επέτρεψε την αναγνώριση της συσχέτισης των πιθανοτήτων μεταξύ των βασικών γεγονότων στην περίπτωση ενός ατυχήματος σύγκρουσης καθώς και το δίκτυο πίστης των λειτουργικών και οργανωτικών συνθηκών. Η ένωση μπορεί να αξιοποιηθεί με διαφορετικούς τρόπους, ειδικά για την υποστήριξη αναγνώρισης και εκτίμησης των επιλογών ελέγχου ρίσκου καθώς και σε οργανωτικό επίπεδο. Οι δεσμευμένες πιθανότητες για το Bayesian Belief Network εκτιμήθηκαν μέσω της κρίσης ειδικών και συγκεντρώθηκαν από διεθνές συνέδριο στο οποίο συμμετείχαν ευρωπαϊκές χώρες. Τέλος, πραγματοποιήθηκε ανάλυση ευαισθησίας στο μοντέλο για την αναγνώριση των ρυθμίσεων του MTS που οδηγούν σε σημαντική μείωση της πιθανότητας ατυχήματος κατά τη λειτουργία του HSC. Η προτεινόμενη προσέγγιση είναι συνεπής και θα πρέπει να χρησιμοποιείται προσεκτικά ως τεχνική ανάλυσης ανθρώπινου λάθους όταν η διαδικασία εκμαίευσης του ειδικού είναι κρίσιμη για την εκτέλεση ποσοτικοποιημένων αναλύσεων στην περίπτωση έλλειψης δεδομένων και στατιστικών στοιχείων.

Στην εργασία των Norrington et al. (2007) παρουσιάζεται μία μεθοδολογία μοντελοποίησης αξιοπιστίας έρευνας και λειτουργιών διάσωσης σχετικά με τα συντονιστικά κέντρα ακτοφυλακής. Ποικίλες πηγές βρίσκονται από κυβερνητικές αναφορές και συνεντεύξεις από το προσωπικό επίβλεψης. Η διευκόλυνση της ενσωμάτωσης των πληροφοριών γίνεται με την προσέγγιση μέσω δικτύων πίστης. Υπάρχουν περιστατικά ναυσιπλοΐας που έχουν υπάρξει με το πέρασμα των χρόνων, όπως από το πασίγνωστο ατύχημα του Τιτανικού, τα οποία είχαν σαν αποτέλεσμα μεγάλες και καταστροφικές συνέπειες για το περιβάλλον λόγω των πετρελαίων που

διασκορπίστηκαν στη θάλασσα. Τέτοια μεγάλης κλίμακας περιστατικά έχουν την τάση να αυξήσουν τη δημόσια επίγνωση της ασφάλειας της ναυτιλίας και να οδηγήσουν σε σημαντικές ερευνήσεις των βελτιώσεών τους. Διαθέσιμα δεδομένα είναι εγκατεστημένα στο διαδίκτυο. Η έρευνα ρίσκου στη ναυσιπλοΐα έχει την τάση να επικεντρώνεται στην εκτίμηση ρίσκου προσάραξης και σύγκρουσης και να ανακαλυφθούν μέθοδοι μείωσης αυτών. Η μελέτη των Van der Meer et al. (2005) έχει να κάνει με την έρευνα μεταβλητών, οι οποίες συνεισφέρουν σε μία επιτυχημένη λειτουργία ναυτιλιακών ερευνών. Τα δεδομένα αυτής της έρευνας βασίζονταν στην περίοδο 1995-1999, ενώ η μελέτη των Norrington et al. (2007) κάνει χρήση δεδομένων από το 1995 έως το 2004. Η διαδικασία κατασκευής ενός Bayesian Belief Network έχει σαν αποτέλεσμα ένα βαθύτερο νόημα εγκυρότητας των μετρήσεων που χρησιμοποιούνται με την ανάλυση των δευτερευόντων δεδομένων. Αποκτάται πιο αξιόπιστο συμπέρασμα με την εξερεύνηση λύσεων ανάμεσα σε πλήρεις μεθόδους μέσω της θεωρίας του Bayes και σε εμπειρικές μεθόδους. Εν συνεχεία, γίνεται συλλογή και έρευνα των λεπτομερών στατιστικών στοιχείων για τη δημιουργία τέτοιων δικτύων. Γενικά, τα Bayesian Belief Networks παρέχουν επεξηγηματικές λεπτομέρειες ώστε να υποστηρίξουν περισσότερες αποτελεσματικές βελτιώσεις λειτουργίας, έχοντας ως θέμα την εγκυρότητα του μοντέλου που καταλήξαμε.

Ο William H. Moore (1992) αναφέρει στο δημοσίευσμά του μία εμπειριστατωμένη ανάλυση σχετικά με την προσάραξη του δεξαμενοπλοίου Exxon Valdez σε ακτή της Αλάσκας (Prince William Sound), επικεντρώνοντας το ενδιαφέρον στην εξέταση των ανθρώπινων και οργανωτικών παραγόντων. Το πλοίο αυτό είχε στη διάθεσή του την πιο εξελιγμένη τεχνολογία των tankers και οι καταστροφικές συνέπειες της χρήσης αυτών οδήγησαν στο να ληφθεί και να αναλυθεί ένα πολύ σημαντικό στοιχείο της ναυσιπλοΐας, ο ανθρώπινος παράγοντας. Γίνεται αναφορά αναλυτικής κατασκευής δικτύου (influence diagrams) του ατυχήματος σχετικά με τις αιτίες και τα αποτελέσματα, μεθόδων για ανάλυση των πιθανοτήτων ρίσκου των ανθρώπινων σφαλμάτων (Human and Organizational Errors). Σύμφωνα με το VTS (Vessel Traffic System), το οποίο αποτελεί ένα σύστημα που σχετίζεται με τον τρόπο με τον οποίο διανέμονται οι εργασίες και οι διάφορες ευθύνες στους εκάστοτε αρμόδιους υπαλλήλους, ώστε να επέλθει η μείωση των ατυχημάτων στο χώρο των θαλάσσιων μεταφορών. Συμπεριλαμβάνει ένα σύστημα επιτήρησης με ραντάρ, σύστημα επικοινωνίας του εσωτερικού των πλοίων με τους εξωγενείς παράγοντες και ένα κέντρο διαχείρισης του όλου συστήματος λειτουργίας. Δεν υπήρχαν εμφανή δεδομένα για τις διαδρομές που ακολουθούσαν τα πλοία. Σχετικά με τις υπάρχουσες πληροφορίες του U.S. Coast Guard, έχουν παρατηρηθεί τρεις παράγοντες (HOE factors) που οδηγούν στα ναυτικά ατυχήματα (η μείωση του εργατικού δυναμικού, η υποτίμηση και η έλλειψη επάρκειας του VTS, η χρήση άπειρου προσωπικού για την ανάθεση καθηκόντων). Λαμβάνοντας υπόψη τα κύρια γεγονότα και αποφάσεις που οδήγησαν στην προσάραξη και κάνοντας χρήση μιας ταξινομημένης ακολουθίας ανθρώπινων λαθών, ώστε να εντοπιστούν οι αιτίες, προχωρούν στην κατασκευή διαγραμμάτων επιρροής (influence diagrams) για τον καθορισμό της εξάρτησης των συμβάντων μεταξύ τους και το πώς αυτά λειτουργούν καταλήγοντας στο ανεπιθύμητο γεγονός. Έπειτα, παράγονται κατανομές δεσμευμένων πιθανοτήτων κάνοντας χρήση στατιστικών τεχνικών βασισμένες στη θεωρία του Bayes και τελικά εξάγονται εκτιμήσεις για να καθοριστούν πιθανότητες αποτυχίας και αναμενόμενα οφέλη αυτής της μεθόδου. Χρησιμοποιούνται, εκτός από αξιόπιστες διαθέσιμες πληροφορίες, εξειδικευμένες γνώμες ειδικών, αν αυτό κριθεί αναγκαίο.

Τα Bayesian Networks έχουν πρόσφατα χρησιμοποιηθεί από τη νορβηγική FSA για την εκτίμηση της ασφάλειας των επιβατηγών πλοίων (2005). Η συγκεκριμένη μελέτη είχε ως βασικό στόχο την εκτίμηση των επιλογών ελέγχου ρίσκου (RCOs) στον τομέα της θαλάσσιας πλοήγησης. Για την αποφυγή συγκρούσεων και προσaráξεων, η μελέτη υποδεικνύει ότι τα παρακάτω RCOs παρέχουν σημαντικά βελτιωμένη ασφάλεια θαλάσσιας πλοήγησης με έναν επικερδή τρόπο:

- Το σύστημα ηλεκτρονικής απεικόνισης χαρτών και το σύστημα πληροφοριών (ECDIS).
- Το σύστημα ελέγχου πορείας (track control).
- Το σύστημα αυτόματης αναγνώρισης (AIS) συνδυασμένο με τη λειτουργία ραντάρ.
- Ο βελτιωμένος σχεδιασμός γεφυρών.
- Η βελτιωμένη εκμάθηση του πλοηγού.

Αυτά τα πέντε επικερδή RCOs με αξιωσημείωτη προοπτική εκμετάλλευσης για τη μείωση της απώλειας ζωών προωθούνται ως προϋποθέσεις του IMO. Μερικά από αυτά έχουν ήδη τεθεί σε εφαρμογή στα περισσότερα κρουαζιερόπλοια. Τα μέτρα, ωστόσο, δεν λαμβάνονται από τον IMO. Η εκτίμηση των οικονομικών ωφελειών βασίζεται στην εφαρμογή ενός μόνο RCO κάθε φορά. Επιπροσθέτως, υπήρξαν και κάποια άλλα RCOs τα οποία αποδείχτηκαν επικερδή. Ωστόσο, το κόστος αυτών σε συνδυασμό με τη συνεισφορά τους στη διάσωση ζωών κυμαίνονται σε χαμηλά επίπεδα:

- Το σύστημα αυτόματης καταχώρησης πληροφοριών
- Η εφαρμογή των γραμμών καθοδήγησης του BRM
- Το σύστημα αξιοπιστίας βελτιωμένης πλοήγησης.

Επίσης, στη συγκεκριμένη μελέτη έγινε εκτίμηση και των παρακάτω RCOs:

- Η ασφάλεια επάνω στο πλοίο και το κέντρο ασφάλειας.
- Η παρεύρεση δύο αξιωματικών στη γέφυρα.

Οι δύο τελευταίοι παράγοντες αποδείχτηκαν στην πορεία της μελέτης ότι δεν είναι επικερδείς. Παρ' όλα αυτά απαιτείται περαιτέρω έρευνα για να καταλήξουμε σε ένα τελικό συμπέρασμα που θα ενισχύσει τη συγκεκριμένη άποψη.

Σε ένα ακόμη έγγραφο του IMO γίνεται εκτίμηση της επίδρασης του συστήματος ECDIS, του ENC και του συστήματος ελέγχου πορείας (track control) με χρήση των δικτύων πίστης. Αποδείχτηκε ότι τα Bayesian Networks αποτελούν ένα εξαιρετικό εργαλείο για την εξέταση της επίδρασης ενός θέματος σύνθετα συσχετισμένου με διάφορα άλλα στοιχεία και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση της πιθανότητας προσάραξης καθώς και για το ποσοστό θνησιμότητας ανά άτομο. Ένα από τα πλεονεκτήματα των δικτύων είναι, επίσης, η δυνατότητα αξιολόγησης των διαφόρων RCOs. Δεν μπορεί να αποφευχθεί το γεγονός ότι η αβεβαιότητα των εκτιμήσεων με χρήση των δικτύων είναι μεγάλη λόγω του ότι σε πολλές περιπτώσεις, τα στατιστικά δεδομένα δεν είναι διαθέσιμα όταν ορίζονται οι δεσμευμένες πιθανότητες διαφόρων στοιχείων και έτσι η κρίση των ειδικών παίζει πρωτεύοντα ρόλο στη διαμόρφωσή τους. Η εκτίμηση της μείωσης του ρίσκου στην περίπτωση που χρησιμοποιείται μόνο το σύστημα ελέγχου πορείας δείχνει ότι αν το σύστημα

ECDIS δεν χρησιμοποιείται, μία μέθοδος ελέγχου πορείας που επιτρέπει εύκολη ρύθμιση δρομολογίου είναι αποτελεσματική ως προς τη μείωση του ρίσκου. Η επίδραση του ENC εξετάστηκε υποβάλλοντας το μοντέλο της προσάραξης ενός επιβατηγού πλοίου στις πορείες τεσσάρων πλοίων φορτίου των οποίων οι τοποθεσίες αναχώρησης είναι τέσσερα διεθνή λιμάνια στην Ιαπωνία. Σαν αποτέλεσμα για τη βελτίωση του ποσοστού επιτυχίας αναγνώρισης του χάρτη από το σύστημα ECDIS, το ENC είναι σημαντικό και καθίσταται προφανές ότι η κάλυψη του ENC πρέπει να λαμβάνεται υπ' όψη όταν εξετάζουμε την επίδραση του ECDIS.

## Κεφάλαιο 4 : 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 αξιολογικό τρόπο και σαν υπολογιστική προσομοίωση (Leonard and Hsu, 1999).

Στατιστικές χρησιμοποιούν θεωρητικά μοντέλα και τεχνικές, βοηθώντας τους 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 ενδιαφέρον 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, δechόντουσαν 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 επιλεγθεί 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  $p(\cdot)$  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:

### 1. Κλασσική πιθανότητα (classical probability)

Αυτή καθορίζεται από  $k$  αποτελέσματα και το διάστημα με τα  $k$  αυτά στοιχεία που συμβολίζεται  $S=[e_1, e_2, \dots, e_k]$ . 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”).

### 2. Πιθανότητα συχνοτήτων (frequency probability)

Αυτή καθορίζεται από την εξίσωση  $p(A)= \text{prob}(Y \in A)$  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  $r_m(A)$ , η οποία δηλώνει τη σχετική συχνότητα (την αναλογία των φορών που παρουσιάζεται το  $y \in A$ ) των  $y$  που ανήκουν στο  $A$ , κατά τη διάρκεια των  $m$  εκτελέσεων του πειράματος  $E$ .

### 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  $\theta$ , της οποίας οι τιμές ανήκουν σε ένα παραμετρικό διάστημα  $\Theta$ . Τότε ένα μεγάλο ερώτημα είναι αν μπορούμε να αναπαραστήσουμε αυτή την πληροφορία από μία υποκειμενική κατανομή πιθανότητας που έχει να κάνει με το  $\Theta$ . Κάποιες εκδοχές βασισμένες στο Bayes υποστηρίζουν ότι θα μπορούσαμε να αναπαριστούμε την πληροφορία μας με μία υποκειμενική κατανομή πιθανοτήτων του  $\Theta$ , 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 συχνότητας. 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 κατανομημένη 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.

## Κεφάλαιο 5 : 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.

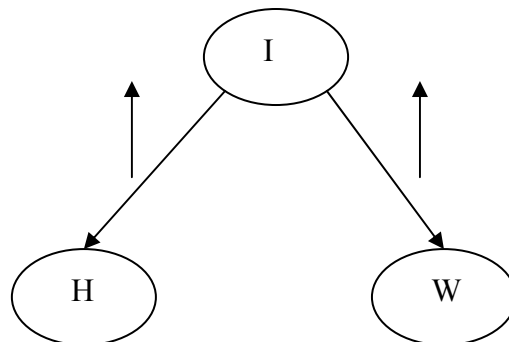
### 4.1: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ

#### 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 ατσαμής 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 I έχει την επίδραση της αύξησης της βεβαιότητας των H 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 2, 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 2:** 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.

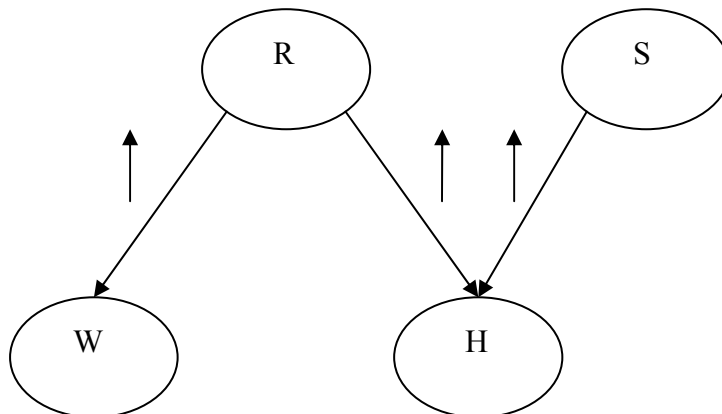
Στη συνέχεια, όταν η γραμματέας του τον πληροφορεί ότι οι δρόμοι δεν μπορεί να είναι παγωμένοι, το γεγονός ότι ο Watson έχει τρακάρει δεν μπορεί να αλλάξει την προσδοκία του όσον αφορά τις συνθήκες που επικρατούν στους δρόμους και κατά συνέπεια το ατύχημα του Watson δεν έχει καμία επίδραση στο H.

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 3, 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 3:** Ένα δίκτυο μοντέλο για το παράδειγμα του βρεγμένου γρασιδιού.

Όταν 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  $A$  προκαλεί με βεβαιότητα  $x$  το γεγονός  $B$ .**

Από αυτό συμπεραίνουμε ότι:

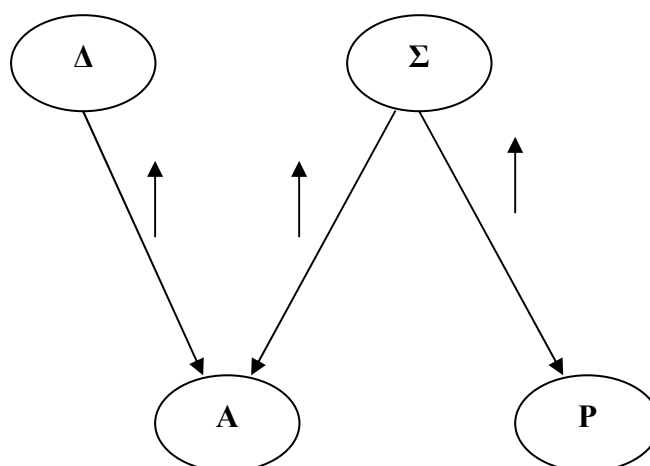
**Εάν γνωρίζουμε ότι το  $A$  έχει συμβεί, τότε το  $B$  έχει συμβεί με βεβαιότητα  $x$ .**

Εάν η συλλογιστική μας εφαρμοστεί προς την αντίθετη κατεύθυνση στις συνδέσεις απαιτείται πιο επιδέξιος χειρισμός. Ως τώρα έχουμε πει ότι η βεβαιότητα του αιτίου  $A$  αυξάνεται όταν το αποτέλεσμα  $B$  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 (**A**). Πεισμένος 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** (**P**) 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 3.



**Σχήμα 4:** 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 B 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 A απ' ό τι το Δ, και πληροφορίες για το A 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 Δ. Για να είναι δυνατή η εφαρμογή αυτής της συλλογιστικής, απαιτούνται πρωταρχικές βεβαιότητες στα Σ και Δ.

## 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 A στο B λέμε ότι το B είναι παιδί του A και ότι το A είναι γονιός του B (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.

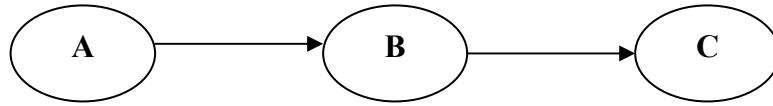
Σε ένα αιτιολογικό δίκτυο μια μεταβλητή αναπαριστά ένα σύνολο από πιθανές καταστάσεις ενός ζητήματος. Η μεταβλητή βρίσκεται ακριβώς σε μία από αυτές τις καταστάσεις: το ποια είναι αυτή μπορεί να είναι άγνωστο σε εμάς.

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.

### Σειριακές συνδέσεις

Θεωρούμε την κατάσταση που περιγράφεται στο Σχήμα 5. 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).

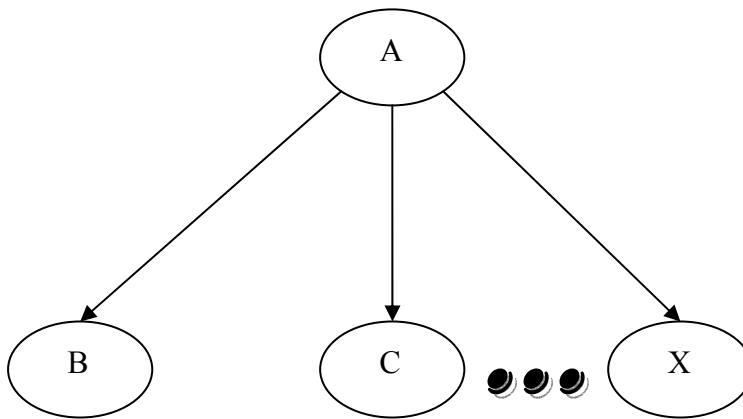


**Σχήμα 5:** Σειριακή σύνδεση. Όταν το B πάρει στιγμιαία τιμή, διακόπτεται η επικοινωνία μεταξύ των A και C.

### Αποκλίνουσες συνδέσεις

Η κατάσταση που περιγράφεται στο Σχήμα 6 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.



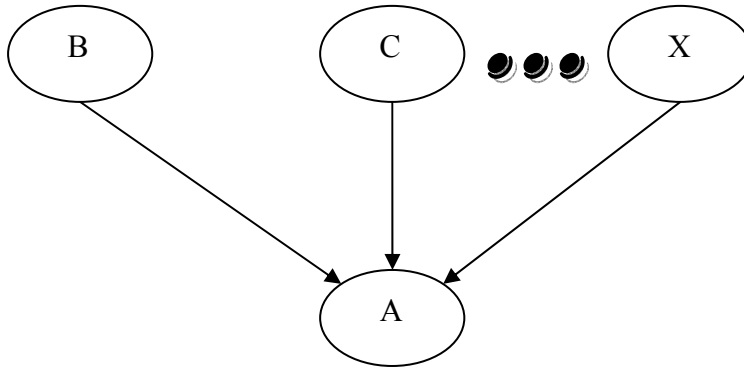
**Σχήμα 6:** Αποκλίνουσα σύνδεση.

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.



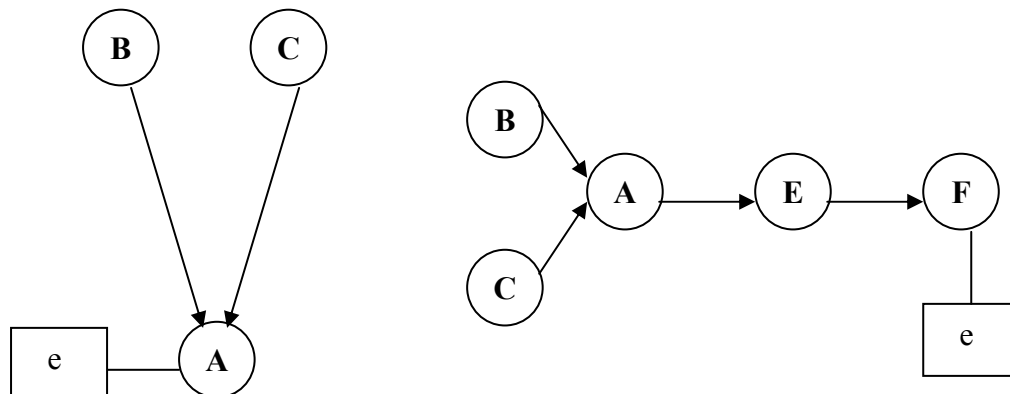


**Σχήμα 7:** Συγκλίνουσα σύνδεση.

Μία απλή εφαρμογή του μοντέλου του Σχήματος 7 αποτελεί το παράδειγμα της παραγράφου 4.1.4 (βλέπε Σχήμα 4).

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 8:** Παραδείγματα όπου οι γονείς του A είναι εξαρτημένα γεγονότα.

#### 4.2.1: D-ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ

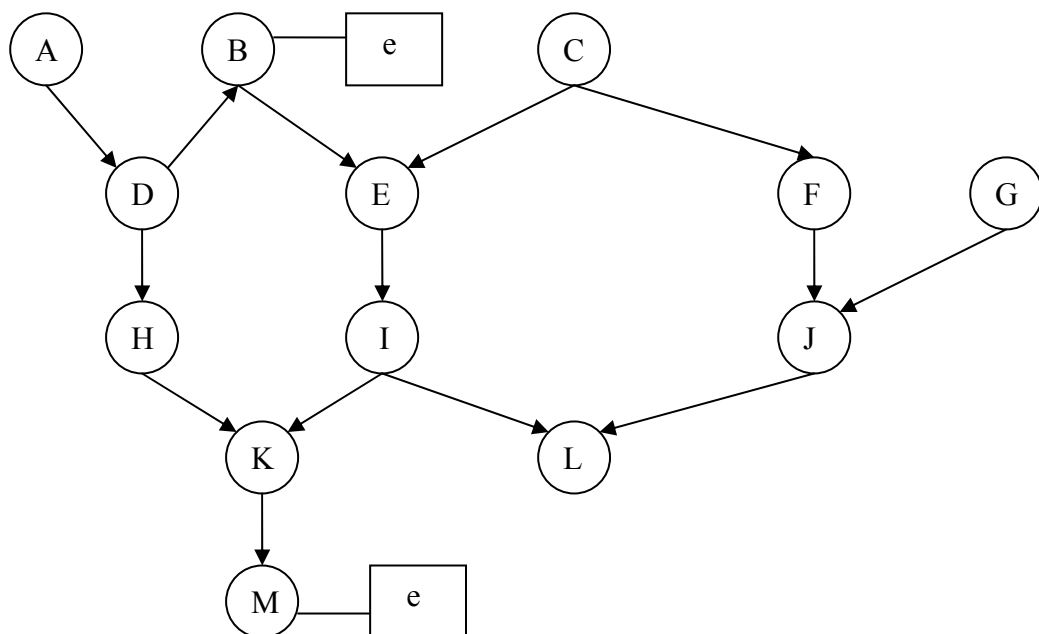
Οι τρεις περιπτώσεις που εξετάστηκαν παραπάνω καλύπτουν όλους τους τρόπους με τους οποίους οι αποδείξεις μπορούν να μεταδοθούν μέσω μιας μεταβλητής και ακολουθώντας τους κανόνες είναι δυνατό να αποφασίσουμε για κάθε ζεύγος μεταβλητών σε ένα αιτιολογικό δίκτυο εάν αυτά είναι εξαρτημένα δοσμένων των αποδείξεων 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 9 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 B και το M 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 9:** Ένα αιτιολογικό δίκτυο με τα B και M να έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές.

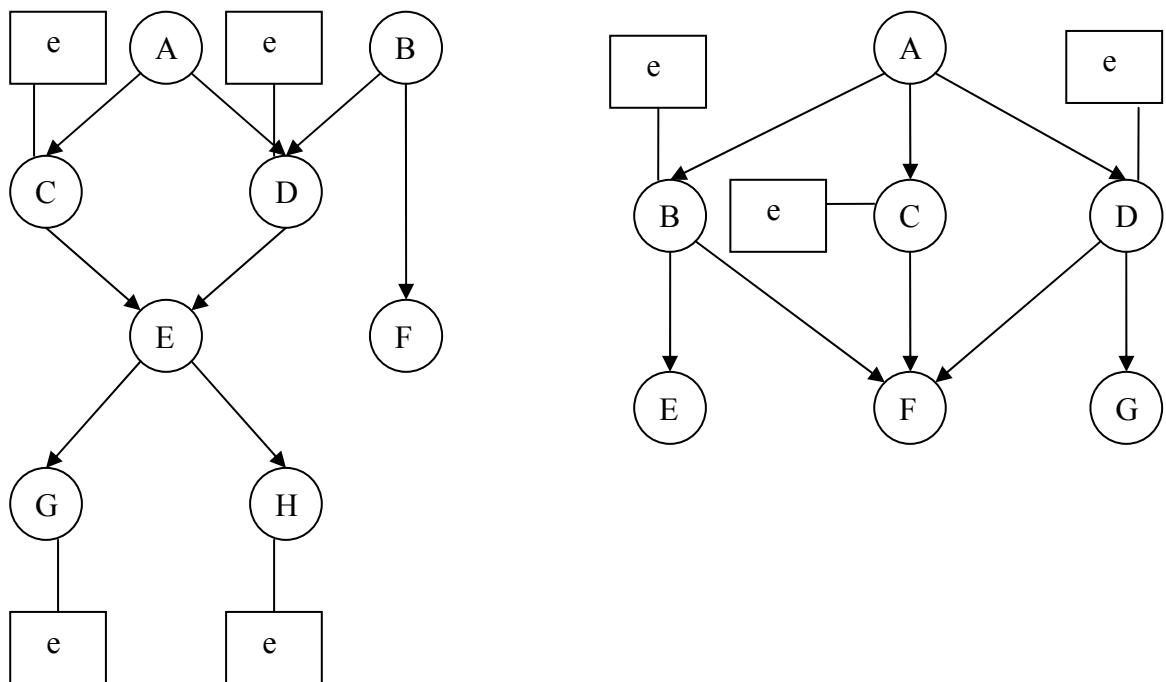
Το Σχήμα 10 δίνει δύο επεξηγηματικά παραδείγματα. Στο παράδειγμα που βρίσκεται αριστερά του σχήματος ισχύει το εξής: παρόλο που όλοι οι γείτονες του E έχουν πάρει στιγμιαίες τιμές, αυτό είναι d-συνδεδεμένο με τα F, B, A. Ενώ στο διπλανό παράδειγμα του σχήματος το F είναι d-διαχωρισμένο από τις υπόλοιπες 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 10:** 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:

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

#### 4.3.2: 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 ανεπίωτη 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:

$$P(A/B)P(B) = P(A, B) \quad (1)$$

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:

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

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**:

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

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

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

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 αβυσσινιακών 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  $B_1, \dots, B_n$  είναι πιθανά σενάρια που επιδρούν το κάθε ένα με διαφορετικό τρόπο στο γεγονός A, και γνωρίζουμε το A. Τότε η  $P(A/B_i)$  αποτελεί ένα μέτρο του πόσο πιθανό είναι το  $B_i$  να είναι η αιτία. Συγκεκριμένα, εάν όλα τα  $B_i$  έχουν την ίδια πρωταρχική πιθανότητα, ο νόμος του Bayes γράφεται:

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

Όπου k είναι ανεξάρτητο από το i.

### 4.3.3: ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΙΚΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ

Η εφαρμογή της προηγούμενης παραγράφου για τον θεμελιώδη νόμο βασίστηκε στις συχνοτήτες. Αυτό δε σημαίνει ότι θεωρούμε τις πιθανότητες βασισμένες μόνο σε συχνοτήτες. 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 κάλη 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.

#### 4.3.4: 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  $a_1, \dots, a_n$  τότε η  $P(A)$  είναι μια κατανομή πιθανότητας για αυτές τις καταστάσεις:

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

Όπου  $x_i$  είναι η πιθανότητα του  $A$  να βρίσκεται στην κατάσταση  $a_i$ .

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

Εάν η μεταβλητή  $B$  έχει καταστάσεις  $b_1, \dots, b_m$  τότε η  $P(A/B)$  είναι ένας  $n \times m$  πίνακας που περιέχει αριθμούς  $P(a_i/b_j)$  (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  $n \times m$  πίνακας. Αποτελείται από μια πιθανότητα για κάθε σχηματισμό  $(a_i/b_j)$  (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  $n \cdot m$  συνδυασμούς  $(a_i/b_j)$ :

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

Αυτό σημαίνει ότι στον πίνακα  $P(A/B)$ , για κάθε  $j$ , η στήλη για το  $b_j$  πολλαπλασιάζεται με  $P(b_j)$  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  $a_i$  είναι μια κατάσταση του  $A$ . Υπάρχουν ακριβώς  $m$  διαφορετικά γεγονότα για τα οποία το  $A$  βρίσκεται στην κατάσταση  $a_i$ , και συγκεκριμένα τα

αμοιβαίως αποκλειόμενα γεγονότα  $(a_i, b_1), \dots, (a_i, b_m)$ . Συνεπώς, με βάση το αξίωμα (β):

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

**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):

$$P(A) = \sum_B P(A, B) \quad (5)$$

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).

#### 4.3.5: 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:

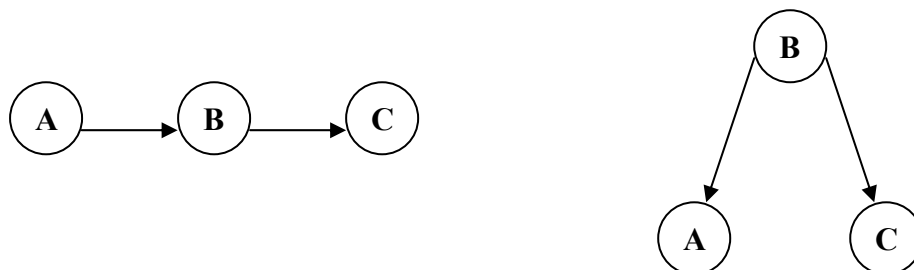
$$P(A/B) = P(A/B, C) \quad (6)$$

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 αποκλινοσών συνδέσεων (βλέπε Σχήμα 11).



**Σχήμα 11:** 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 του Σχήματος 11.

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 του Σχήματος 11.

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

#### 4.3.6: ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΩΝ BAYESIAN NETWORKS

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

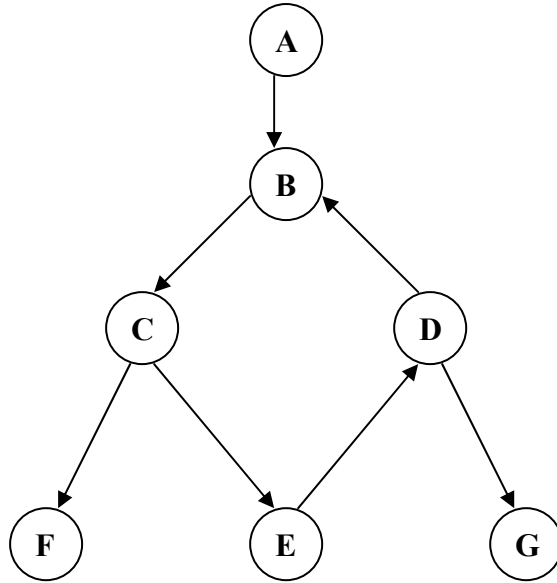
Υποθέτουμε ότι το  $A$  είναι ένας γονιός του  $B$ . Χρησιμοποιώντας τον πιθανολογικό λογισμό θα ήταν φυσικό να υποθέσουμε ότι η  $P(B/A)$  θα είναι η δύναμη της σύνδεσης. Ωστόσο, εάν το  $C$  είναι επίσης γονιός του  $B$ , τότε οι δύο δεσμευμένες πιθανότητες  $P(B/A)$  και  $P(B/C)$  μόνες δεν δίνουν 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 12).

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:

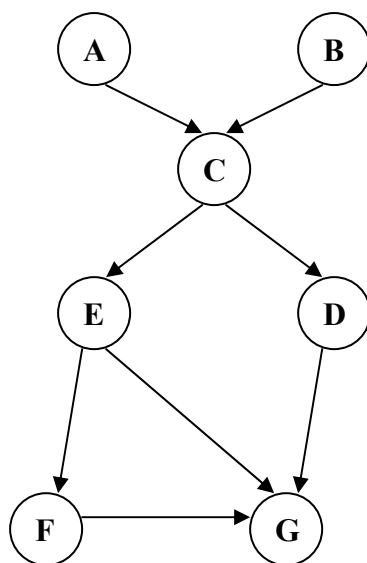
- Ένα σύνολο μεταβλητών και ένα σύνολο από κατευθυνόμενα τόξα μεταξύ των μεταβλητών.
- Κάθε μεταβλητή έχει ένα πεπερασμένο σύνολο από αμοιβαίως αποκλειόμενες καταστάσεις.
- Οι μεταβλητές μαζί με τις κατευθυνόμενες ακμές σχηματίζουν ένα κατευθυνόμενο ακυκλικό γράφημα (DAG). Ένα κατευθυνόμενο γράφημα είναι ακυκλικό εάν δεν υπάρχει κανένα κατευθυνόμενο μονοπάτι  $A_1 \rightarrow \dots \rightarrow A_n$  τέτοιο ώστε  $A_1 = A_n$ .
- Σε κάθε μεταβλητή  $A$  με γονείς  $B_1, \dots, B_n$  υπάρχει προσκολλημένος ένας πίνακας δεσμευμένων πιθανοτήτων  $P(A/B_1, \dots, B_n)$ .



**Σχήμα 12:** 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 13:** 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.

#### 4.3.7: Ο ΝΟΜΟΣ ΤΗΣ ΑΛΥΣΙΔΑΣ (CHAIN RULE)

Υποθέτουμε ότι  $U=(A_1,\dots,A_n)$  είναι ένας χώρος μεταβλητών. Εάν έχουμε πρόσβαση στον πίνακα των πιθανοτήτων της τομής  $P(U)=P(A_1,\dots,A_n)$ , τότε μπορούμε επίσης να υπολογίσουμε το  $P(A_i)$  όπως επίσης και το  $P(A_i/e)$ , 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.

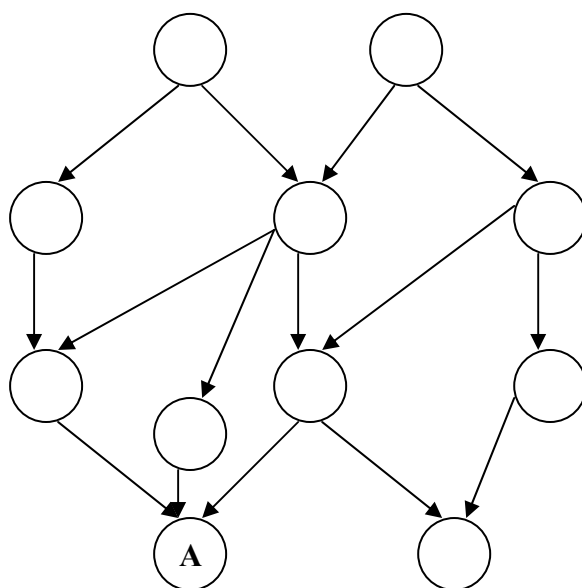
**Θεώρημα (ο νόμος της αλυσίδας):** Υποθέτουμε ότι το BN είναι ένα Bayesian network για τον  $U=\{A_1,\dots,A_m\}$ . Τότε η **κατανομή πιθανότητας της τομής  $P(U)$  (joint distribution)** είναι προϊόν όλων των δεσμευμένων πιθανοτήτων που ορίζονται στο BN:

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

Όπου  $pa(A_i)$  είναι το σύνολο των γονιών του  $A_i$ .

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 14, 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 14:** 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:

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

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

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

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

**Πίνακας 4:** Δεσμευμένες πιθανότητες για τα  $H$  και  $W$ .

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

**Πίνακας 5:** Πίνακας πιθανοτήτων τομής για τα  $P(W,I)$  και  $P(H,I)$ .

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

#### 4.4: 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.

##### 4.4.1: 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  $P(W,I)$ ,  $P(H,I)$ :

$$P(W = y, I = y) = P(W = y / I = y)P(I = y) = 0.8 \cdot 0.7 = 0.56$$

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:

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

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  $P(H,I)$ .

	$I=y$	$I=n$		$I=y$	$I=n$	
$H=y$	$0.8 \cdot 0.95$	$0.1 \cdot 0.05$	=	$H=y$	0.76	0.005
$H=n$	$0.2 \cdot 0.95$	$0.9 \cdot 0.05$		$H=n$	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  $P(H,I)$ .

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

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

#### 4.4.2: 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  $(\alpha, \beta)$  στο δεξί μέρος του πίνακα αναπαριστούν τα  $(H=y, H=n)$ .

	$R=y$	$R=n$		$R=y$	$R=n$
$S=y$	1	0.2	$S=y$	(1,0)	(0.9, 0.1)
$S=n$	0	0.8	$S=n$	(1,0)	(0,1)
	$P(W R)$			$P(H R, S)$	

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

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

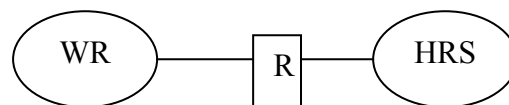
Εφόσον τα R και S είναι ανεξάρτητα (βλέπε Σχήμα 3) έχουμε:

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

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  $(\alpha,\beta)$  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 15:** 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)

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

	$R=y$	$R=n$		$R=y$	$R=n$
$S=y$	$\frac{1}{0.272}(0.02,0)$	$\frac{1}{0.272}(0.072,0)$	$\approx$	$S=y$	(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  $P^*(W,R) = P(W,R) \frac{P^*(R)}{P(R)}$ .

	$R=y$	$R=n$		$R=y$	$R=n$
$W=y$	$0.2 \cdot \frac{0.736}{0.2}$	$0.16 \cdot \frac{0.264}{0.8}$	$=$	$W=y$	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 αντανakλά 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 15)

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

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



**Πίνακας13:**  $P^{**}(R,S)=P(R,S/H=y,W=y)$ .

	$R=y$	$R=n$
$S=y$	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 ψεκαστές έχουν ξεχαστεί ανοιχτοί. Αυτό καθρεφτίζεται στην πιθανότητα  $P(W=y|R=n)=0.2$ .

## Κεφάλαιο 6 : 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<sup>ο</sup>:** Αναγνώριση των βασικών μεταβλητών του προβλήματος και προσδιορισμός του τρόπου με τον οποίο αυτά 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

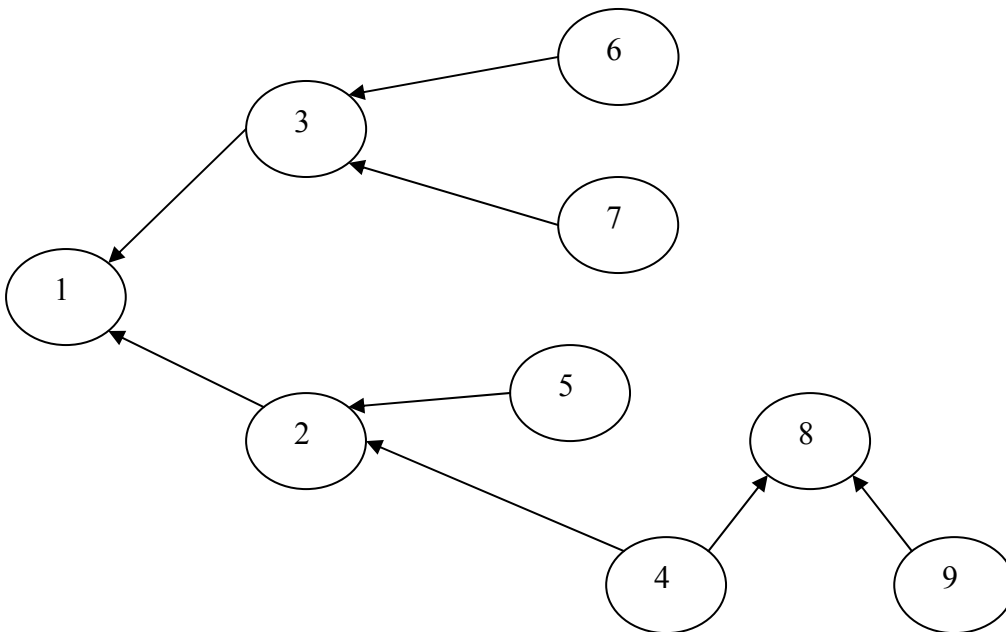
Τα παραπάνω γεγονότα συνδέονται μεταξύ τους και επηρεάζουν το ένα το άλλο. Κάποια από αυτά προκαλούνται από συγκεκριμένα γεγονότα (γονείς) και τα θεωρούμενα παιδιά αυτών των γεγονότων. Με βάση την εκφώνηση της άσκησης προσδιορίζουμε τα ζεύγη γεγονότων που θεωρούνται γονείς των υπολοίπων γεγονότων.

- 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<sup>ο</sup>: 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?)

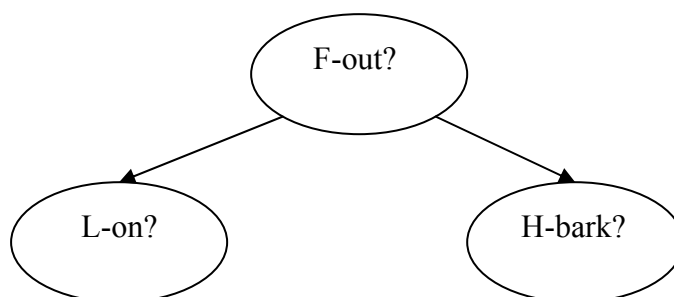
«Όταν πάω σπίτι το βράδυ, θέλω να γνωρίζω αν η οικογένειά μου είναι μέσα, πριν ανοίξω την πόρτα. Συχνά, όταν η γυναίκα μου λείπει, αφήνει ανοιχτό το φως στην εξώπορτα. Αρκετές φορές, βέβαια, αφήνει ανοιχτό το φως όταν περιμένει επισκέψεις. Ακόμα, έχουμε ένα σκύλο, ο οποίος βρίσκεται στην πίσω αυλή όταν 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 16:** Ένα αιτιολογικό δίκτυο για το παραπάνω παράδειγμα (F-out?).

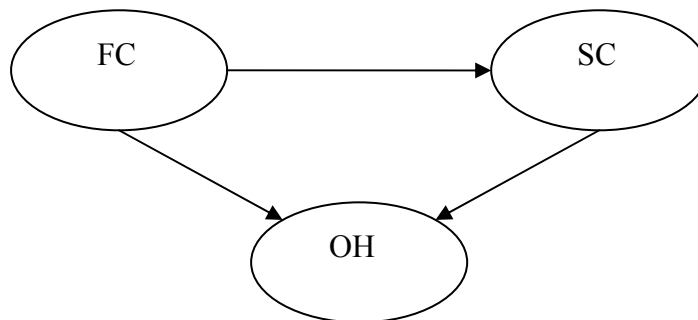
### 5.1.2: ΕΝΑ ΑΠΛΟΠΟΙΗΜΕΝΟ ΠΑΙΧΝΙΔΙ ΠΟΚΕΡ

«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).

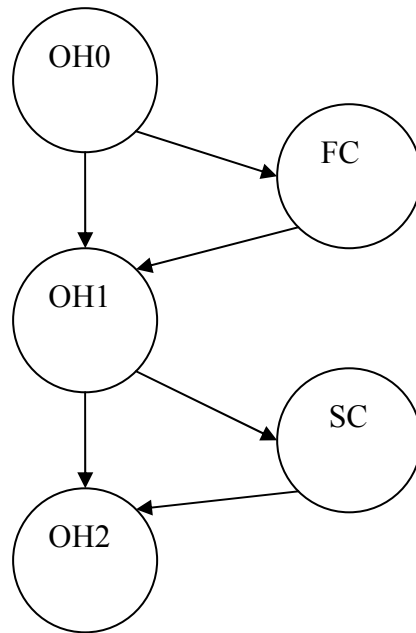
Η μοναδική πληροφορία που αποκτάμε είναι ο αριθμός των καρτών που πετάνε οι παίχτες κατά τη διάρκεια των δύο γύρων. Η πληροφορία αυτή είναι σχετική με το τι χαρτιά μπορεί να έχει ο αντίπαλος στο χέρι (π.χ. αν έχουν περάσει τρεις άσοι, τότε ο αντίπαλος παίχτης δεν μπορεί να έχει δύο άσους).

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 17:** 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 18:** 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.

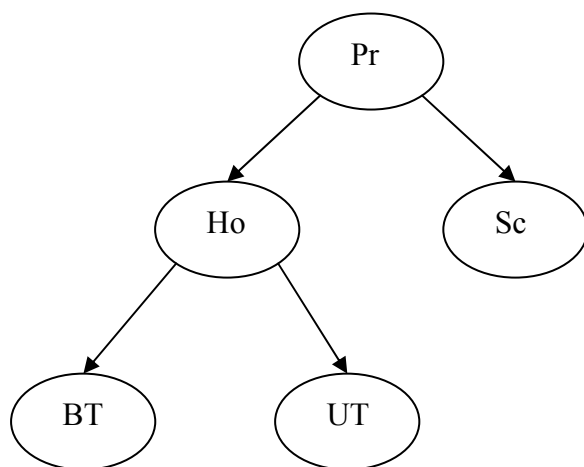
Κάτι άλλο που μπορεί να συμβεί είναι να υπάρχουν δύο μεταβλητές A και B εξαρτώμενες μεταξύ τους, αλλά αυτή η εξάρτηση να μην επηρεάζει κάποιες άλλες μεταβλητές. Από την άλλη πλευρά, δεν υπάρχει αιτιατή καθοδήγηση εξαιτίας της εξάρτησης. Αυτό είναι σαν μία ένδειξη πως μία μεταβλητή μεσολάβησης θα μπορούσε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

### 5.1.3: ΓΟΝΙΜΟΠΟΙΗΣΗ

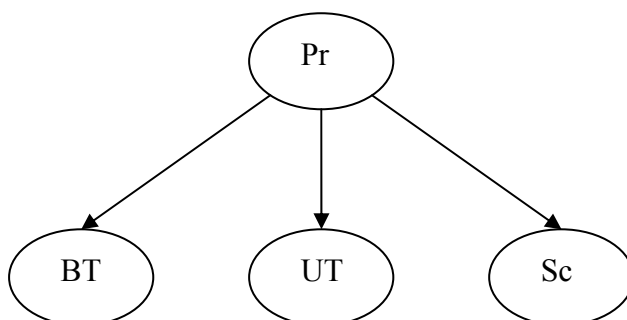
«Μετά από έξι εβδομάδες από την εισαγωγή του σπερματοζωαρίου στη μήτρα μιας αγελάδας, έγιναν τρία τεστ για να καταλήξουν σε κάποια αποτελέσματα: εξετάσεις αίματος (BT), ούρων (UT) και λεπτομερής εξέταση (Sc). Τα αποτελέσματα των εξετάσεων (αίματος και ούρων) κινούνται γύρω από μία ορμονική κατάσταση (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 19). 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 20). 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 19:** Ένα δίκτυο για την εξέταση της εγκυμοσύνης του ζώου.

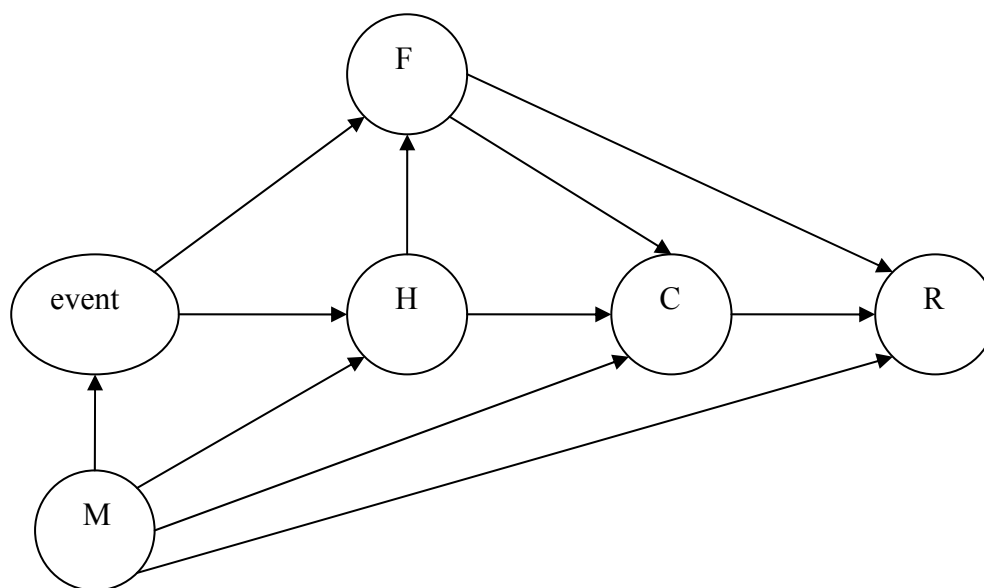


**Σχήμα 20:** Ένα δίκτυο για την εξέταση της εγκυμοσύνης, χωρίς να ληφθεί υπόψη η μεταβλητή Ho.

#### 5.1.4: ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΡΙΣΚΟΥ

Σκοπός μας είναι με το παρακάτω μοντέλο του Σχήματος 21 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 21:** 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.

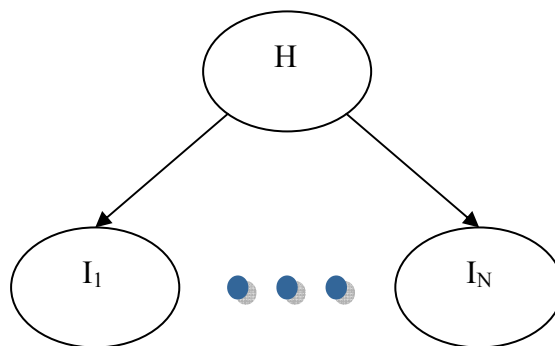
### 5.1.5: ΑΠΛΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΟΥ ΒAYES

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



- Έστω, πιθανές καταστάσεις συγχωνεύονται σε μία υποθετική μεταβλητή **H** με αρχική πιθανότητα **P(H)**.
- Για όλες τις μεταβλητές πληροφοριών **I**, έχουμε τις δεσμευμένες πιθανότητες **P(I/H)** (πιθανότητα του I δοσμένης της H).
- Για κάθε σύνολο στοιχείων  $f_1, \dots, f_N$  των μεταβλητών  $I_1, \dots, I_N$  υπολογίζουμε την πιθανότητα που παράγεται:  $L(H/ f_1, \dots, f_N) = P(f_1/H)P(f_2/H) \dots P(f_N/H)$ . Αυτό το παράγωγο ονομάζεται πιθανότητα για τη μεταβλητή H δεδομένων των  $f_1, \dots, f_N$ . Η τελική πιθανότητα (posterior probability) της H υπολογίζεται από τον τύπο  $\mu P(H)L(H/ f_1, \dots, f_N)$ , όπου  $\mu$  είναι μία σταθερά κανονικοποίησης.

Το παρακάτω μοντέλο θεωρεί πως οι μεταβλητές πληροφοριών είναι ανεξάρτητες (Σχήμα 22). 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 22:** 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.

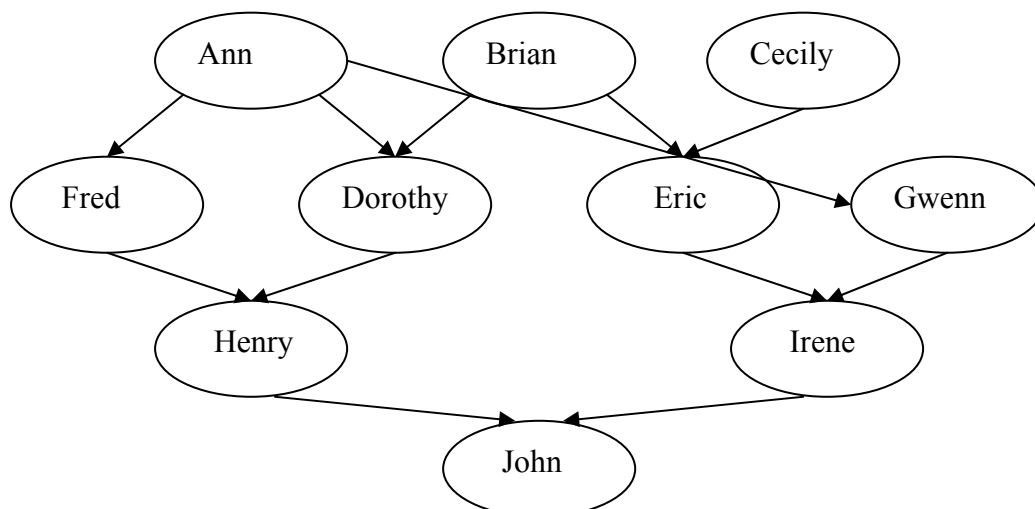
## 5.2: ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΔΕΣΜΕΥΜΕΝΩΝ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ

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 Eric είναι οι γονείς του Henry και η Irene 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 23 φαίνονται οι σχέσεις μεταξύ όλων των παραπάνω αλόγων.



**Σχήμα 23:** 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 (aa), να είναι φορέας του γονιδίου (aA) ή να είναι υγιές (AA). Αναγράφονται, δηλαδή, τα τρία υποθετικά γεγονότα που είναι δυνατόν να ισχύουν για το κάθε άτομο σύμφωνα με τα γονίδια τους.

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

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

	aa	aA	AA
aa	(1,0,0)	(0.5,0.5,0)	(0,1,0)
aA	(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 άτομα εκτός από τον John, έχουμε επιπρόσθετες γνώσεις. Αφού είναι σε αναπαραγωγή δεν πρέπει να νοσούν (aa). 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 aa). Στους υπολογισμούς των πιθανοτήτων μόνο ο John θεωρείται ότι μπορεί να νοσεί, ενώ οι γονείς είναι είτε φορείς είτε υγιείς (aA,AA). Υπολογίζονται άμεσα οι δεσμευμένες πιθανότητες, οι οποίες φαίνονται στον Πίνακα 13 που ακολουθεί.

**Πίνακας 15:** Η P(παιδί/πατέρας,μητέρα), όταν οι γονείς δεν νοσούν.

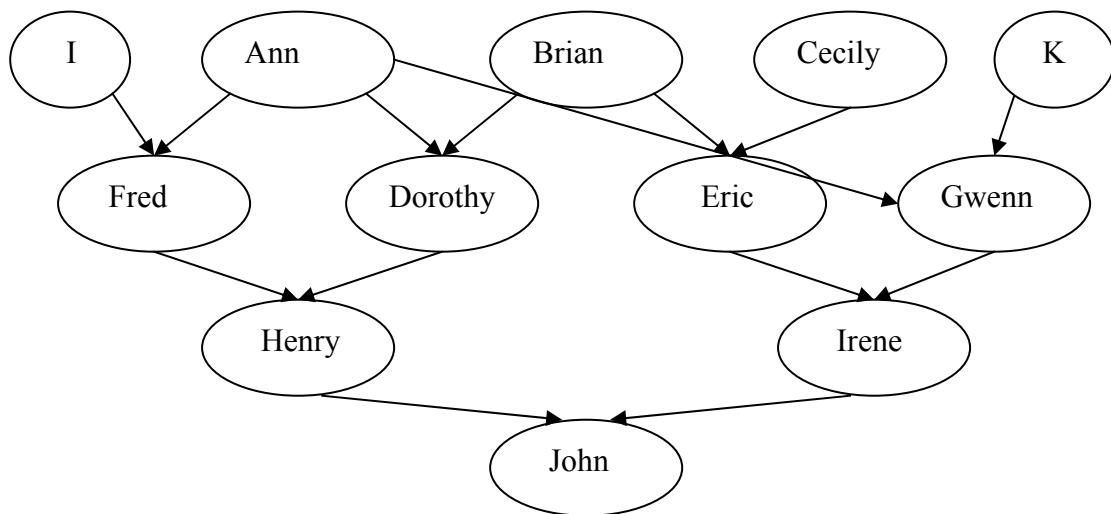
	aA	AA
aA	(0.25,0.5,0.25)	(0,0.5,0.5)
AA	(0,0.5,0.5)	(0,0,1)

Για τα υπόλοιπα, λοιπόν, άτομα ισχύει πως το γονίδιο [aa] δεν είναι δυνατόν να υφίσταται. Προχωρούμε έτσι στην απομάκρυνση του τύπου του γονιδίου [aa] από την υπάρχουσα κατανομή των πιθανοτήτων και γίνονται οι υπολογισμοί βάσει των συνδυασμών που παραμένουν, χωρίς δηλαδή κανένα άτομο 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  $P(\text{child}/aA,aA)=(0.25,0.5,0.25)$ , 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 [aa].

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

	$aA$	$AA$
$aA$	(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 του Σχήματος 24.



**Σχήμα 24:** 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 ΠΑΙΧΝΙΑΙ 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

προηγούμενος, 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.

- Αν έχουμε έναν άσο (1a), τότε τον διατηρούμε στην κατοχή μας.
- 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.
- 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)
- 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.
- 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), (1a, 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)
<b>OH1</b>	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
	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.

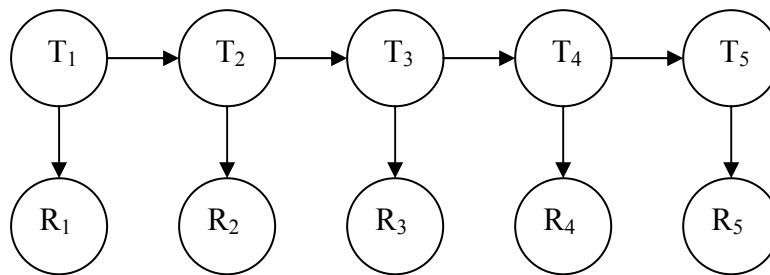
### 5.2.3: ΜΕΤΑΔΟΣΗ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΜΕΣΩ ΧΟΡΔΩΝ

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 όλης διαδικασίας. Δίνεται μοντέλο το οποίο μπορεί να καθορίσει τις πιθανότητες για τα μεταδιδόμενα σύμβολα, έχοντας δεδομένα τα σύμβολα  $(a,b)$ .

Υπάρχουν πέντε μεταβλητές υπόθεσης  $(T_1, \dots, T_5)$  με καταστάσεις  $a$  και  $b$  και πέντε μεταβλητές πληροφοριών  $(R_1, \dots, R_5)$  με καταστάσεις  $a, b, c$ . Επιπλέον, υπάρχει μία αιτιολογική σχέση μεταξύ των μεταβλητών  $T_i$  και  $R_i$ . Επίσης, υπάρχει αιτιολογική συνάφεια μεταξύ των μεταβλητών  $T_i$  και  $T_{i+1}$  ( $i=1, \dots, 4$ ), όπως φαίνεται στο Σχήμα 25. Θα μπορούσαμε να θεωρήσουμε περισσότερες σχέσεις ανάμεσα στα σύμβολα, αλλά τη δεδομένη στιγμή το αποφεύγουμε.



**Σχήμα 25:** Ένα μοντέλο με μετάδοση συμβόλων μέσω χορδών.

Οι δεσμευμένες πιθανότητες μπορούν να καθοριστούν εμπειρικά. Οι πιθανότητες  $P(R_i / T_i)$  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  $P(T_{i+1} / T_i)$  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  $a$ ; 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.

First 2 letters	Last 3 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  $T_1$  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:** Δύο δεσμευμένες πιθανότητες σχετικές με τις υποθετικές μεταβλητές.

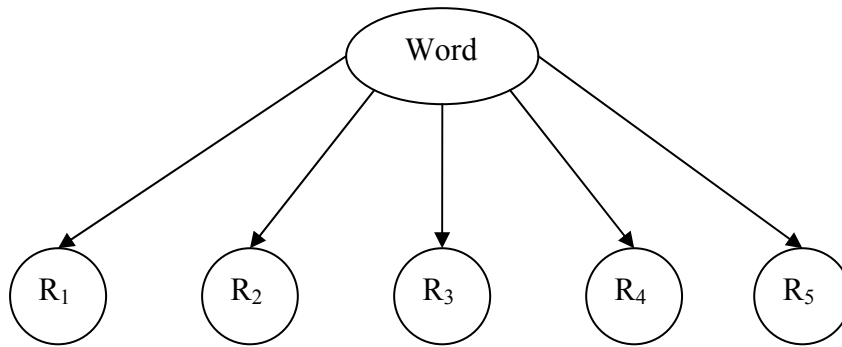
	$a$	$b$		$a$	$b$
$a$	0.6	0.4	$a$	0.4	0.74
$b$	0.4	0.6	$b$	0.6	0.26
	P( $T_2/ T_1$ )			P( $T_3/ T_2$ )	

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 (a,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  $T_i$  που ορίσαμε αρχικά.





**Σχήμα 26:** 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:  $P(\text{F-out?})=(0.2,0.8)$

**P(L-on?/F-out?):** Καθώς περιγράψαμε 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:  $P(\text{L-on?/F-out?}=y)=(0.99,0.01)$

Όπως αναφέραμε πιο πριν, το φως είναι κλειστό όταν η οικογένεια βρίσκεται στο σπίτι της. Παρόλα αυτά, όταν αναμένουμε 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:  $P(\text{L-on?/F-out?}=n)=(0.1,0.9)$ .

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.

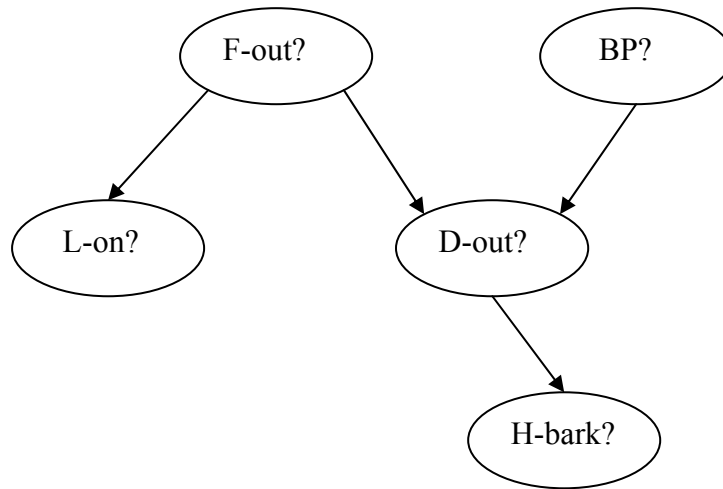
Τι συμβαίνει αν η οικογένεια λείπει και ο σκύλος έχει διαταραχές; Από πριν έχουμε ορίσει μία πιθανότητα ο σκύλος να είναι έξω ( $D-out=yes$ ) της τάξης του 20%, χωρίς να έχει στομαχικές διαταραχές ( $BP?=no$ ) και η οικογένεια να μη λείπει από το σπίτι ( $F-out?=no$ ). Ακόμα, θεωρούμε ότι η πιθανότητα 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 27:** 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.

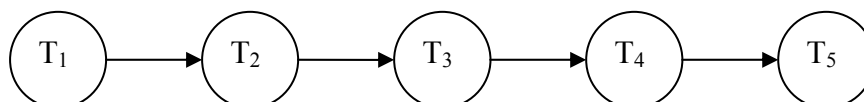
Υπάρχουν δύο τύποι καταστάσεων εκμάθησης:

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

(β) η διαδικασία της τροποποίησης του μοντέλου όταν εμφανίζονται με αλληπάλλληλο 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 συχνότητας για την κατανομή των πιθανοτήτων στο μοντέλο. Παρακάτω φαίνεται το μοντέλο  $M_{Simp}$  το οποίο δείχνει τη μοντελοποίηση των σχέσεων μεταξύ των γραμμάτων που διαμορφώνουν τις εκάστοτε λέξεις.



**Σχήμα 28:** Το δίκτυο πίστης  $M_{Simp}$ .

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:

$$P^*(T_1, T_2, T_3, T_4, T_5) = P(T_1)P(T_2/T_1) P(T_3/T_2) P(T_4/T_3) P(T_5/T_4)$$

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

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

First 2 letters	Last 3 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  $\mathbf{P}$  μία αληθής κατανομή και  $\mathbf{P}^*$  μία άλλη κατανομή της μεταβλητής **Word**. Δύο τέτοιου είδους μέτρα είναι συχνά για χρήση:

(α) Ευκλείδεια απόσταση (Euclidean distance):  $\text{Dist}_Q(\mathbf{P}, \mathbf{P}^*) = \sum_{w \in \text{Word}} (P(w) - P^*(w))^2$

(β) Διασταυρωμένη εντροπία (Cross entropy):  $\text{Dist}_L(\mathbf{P}, \mathbf{P}^*) = \sum_{w \in \text{Word}} P(w) \log \frac{P(w)}{P^*(w)}$

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  $\text{Act}_w$  (**Word**) που καθορίζει τον πίνακα που περιέχει μηδενικές πιθανότητες εκτός από την αληθή λέξη  $w$  και  $\mathbf{P}^*$  (**Word**) είναι οι προβλεπόμενες πιθανότητες.

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

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

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

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

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:

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

Άλλος κανόνας αποτελεσμάτων είναι ο λογαριθμικός (logarithmic score):

$$LS(w, P^*) = -\log P^*(w)$$

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 αναπαριστούν ένα πίνακα με τομές πιθανοτήτων με μία αποδεκτή απόσταση της πιθανότητας  $P(\text{Word})$ . 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,  $Size(M_{\text{Simp}}) = 18$ .

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

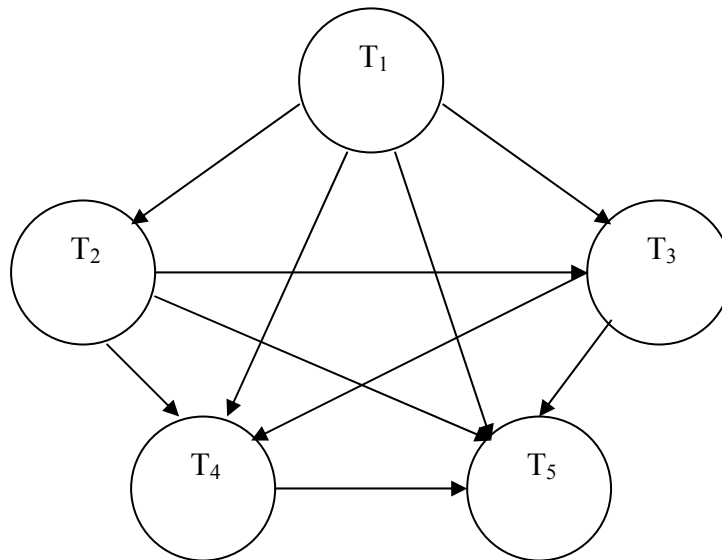
$$\text{Acc}(\mathbf{P}, \mathbf{M}^*) = \text{Size}(\mathbf{M}^*) + k \text{Dist}(\mathbf{P}, \mathbf{P}^*)$$

Το  $\mathbf{P}^*$  είναι το σύνολο των τομών των πιθανοτήτων των μεταβλητών  $U$ , που καθορίζονται από το  $\mathbf{M}^*$  και  $k$  ένας θετικός πραγματικός αριθμός.

Στο προαναφερθέν παράδειγμα με τα σύμβολα και τις λέξεις χρησιμοποιείται το αποτέλεσμα της εξίσωσης  $\text{Dist}_Q(\mathbf{P}, \mathbf{P}^*) = \sum_{w \in \text{Word}} (P(w) - P^*(w))^2$  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  $\text{Acc}$ .

Καταρχήν, θα πρέπει να ερευνήσουμε όλα τα πιθανά DAGs (directed acyclic graph) σχετικά με τις μεταβλητές  $T_1, T_2, T_3, T_4, T_5$ . 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  $T_i$  στο  $T_j$  επιτρέπεται μόνο αν το  $i$  είναι μικρότερο του  $j$  ( $i < j$ ) (Σχήμα 29).

Ξεκινάμε με το μεγαλύτερο μοντέλο  $\mathbf{M}_{\text{Max}}$  συναντώντας τον παραπάνω περιορισμό.

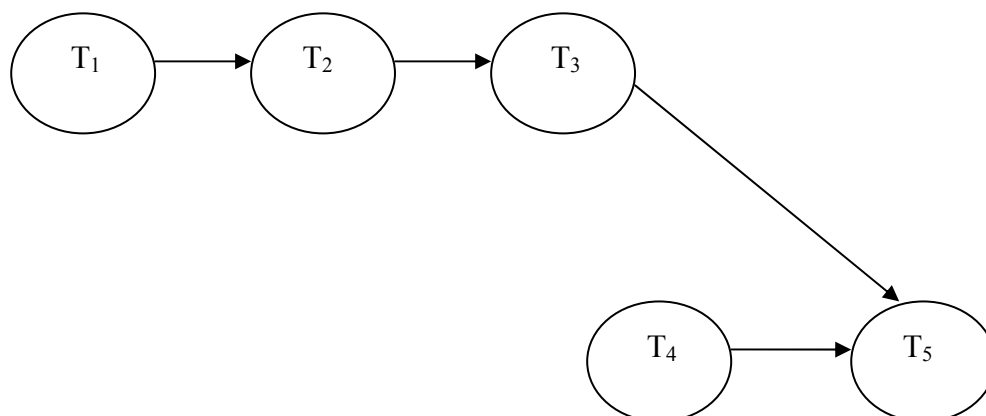


**Σχήμα 29:** Το μοντέλο  $\mathbf{M}_{\text{Max}}$ .

Έστω η δεσμευμένη πιθανότητα  $\mathbf{P}(\text{Word}/\mathbf{M}_{\text{Max}})$  η οποία υποδηλώνει την κατανομή που καθορίζεται από το μοντέλο  $\mathbf{M}_{\text{Max}}$ . Από τον υπολογισμό παρακάτω παρατηρούμε πως  $\mathbf{P}(\text{Word}/\mathbf{M}_{\text{Max}}) = \mathbf{P}(\text{Word})$ :

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(\text{Word}) &= \mathbf{P}(T_1, T_2, T_3, T_4, T_5) \\ &= \mathbf{P}(T_5 / T_1, T_2, T_3, T_4) \mathbf{P}(T_1, T_2, T_3, T_4) \\ &= \mathbf{P}(T_5 / T_1, T_2, T_3, T_4) \mathbf{P}(T_4 / T_1, T_2, T_3) \mathbf{P}(T_1, T_2, T_3) \\ &= \mathbf{P}(T_5 / T_1, T_2, T_3, T_4) \mathbf{P}(T_4 / T_1, T_2, T_3) \mathbf{P}(T_3 / T_1, T_2) \mathbf{P}(T_2 / T_1) \mathbf{P}(T_1) \\ &= \mathbf{P}(\text{Word}/\mathbf{M}_{\text{Max}}) \end{aligned}$$

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  $M_{Max}$ ), δεν χρειάζεται να συνεχιστεί αυτό εφόσον το μοντέλο απορριφθεί. Το αποτέλεσμα αυτής της έρευνας είναι το παρακάτω μοντέλο, το οποίο καλείται  $M_{Min}$  και αποτελεί ένα καλό παράδειγμα σε αυτά που προαναφέρθηκαν.



**Σχήμα 30:** Το μοντέλο  $M_{Min}$ .

Οι δεσμευμένες πιθανότητες για το παραπάνω μοντέλο δίδονται στους παρακάτω πίνακες. Ισχύει:  $P(T_1) = P(T_4) = (0.5, 0.5)$

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

	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>a</i>	<i>b</i>		
<i>a</i>	0.6	0.4	<i>a</i>	0.25	0.75	<i>a</i>	(0.45, 0.55)	(0.4, 0.6)
<i>b</i>	0.4	0.6	<i>b</i>	0.75	0.25	<i>b</i>	(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:

$$Acc(P, M_{Min})=20,14 \text{ και } Acc(P, M_{Simp})=21,37$$

### 5.3.4: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ

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  $\mathbf{M}_{\text{Min}}$  είναι πολύ κοντά στην πιθανότητα  $\mathbf{P}$ , βασίζεται το αποτέλεσμά του στο μοντέλο  $\mathbf{M}_{\text{Simp}}$ .

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

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

Αφού το  $\mathbf{P}(\mathbf{DB})$  είναι ανεξάρτητο από το  $\mathbf{M}$ , δεν παίζει κανένα ρόλο στον προσδιορισμό 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  $\mathbf{P}(\mathbf{DB}/\mathbf{M})$  μπορεί να παίζει 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  $\mathbf{DB}$ . 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).

### 5.3.5: 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

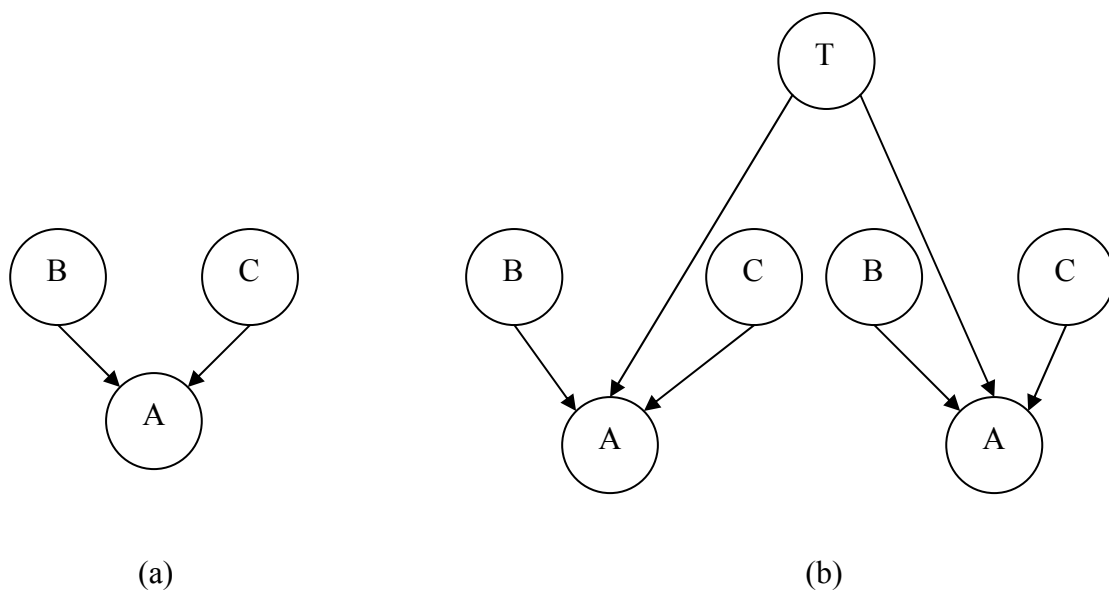


αβεβαιότητας καλείται **δεύτερης τάξης αβεβαιότητα (second order uncertainty)**. Η δεύτερης τάξης αβεβαιότητα καλεί έναν αυτόματο τρόπο αποδοχής και προσαρμογής των δεσμευμένων πιθανοτήτων στον αληθινό κόσμο, όπως αυτό παρουσιάζεται γύρω από τις εκάστοτε περιπτώσεις που συναντάμε.

Στον Σχήμα 31(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 επιπλέον μεταβλητής **T**, η οποία θεωρείται γονέας της **A** (Σχήμα 31(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  $P^*(T)$ . 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  $P^*(T)$  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 31:** Αποδοχή γύρω από τη μεταβλητή **T**.

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:  $(a_i, c_j)$  και  $(a'_i, c'_j)$ . Τότε η αβεβαιότητα της  $P(A/ a_i, c_j)$  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:

$$P(A/ b_i, c_j) = (x_1, x_2, x_3)$$

Το ζεύγος των μεταβλητών  $(B, C)$  έχει καταστάσεις  $(b_i, c_j)$ . 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:  $(n_1, n_2, n_3) = (sx_1, sx_2, sx_3)$ .

Όταν εισάγεται μία νέα περίπτωση για τις μεταβλητές  $(B, C)$  και έχοντας υπόψη μας τη μεταβλητή  $A$  (για παράδειγμα, με κατάσταση αυτής της μεταβλητής  $a_1$ ), τότε τα  $n_1$  και  $s$  υπολογίζονται σαν μία παράμετρος, εξάγοντας μία νέα κατανομή:

$$(x_1^*, x_2^*, x_3^*) = \left( \frac{n_1}{s+1}, \frac{n_2}{s+1}, \frac{n_3}{s+1} \right)$$

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  $P(b_i, c_j / e) = x$  και  $P(A/b_i, c_j, e) = (y_1, y_2, y_3)$ . Μία απλή προσέγγιση είναι να κάνουμε κατανομή της μάζας της πιθανότητας  $x$  γύρω από την πιθανότητα  $P(A/b_i, c_j)$  σχετικά με τη συνεχή κατανομή  $(y_1, y_2, y_3)$ . Ισχύει:

$$(y_1x, y_2x, y_3x) = P(A/ b_i, c_j, e) P(b_i, c_j / e) = P(A, b_i, c_j / e)$$

Τότε έχουμε:

$$(n_1^*, n_2^*, n_3^*) = (n_1 + P(a_1, b_i, c_j / e), n_2 + P(a_2, b_i, c_j / e), n_3 + P(a_3, b_i, c_j / e))$$

Σημειώνεται εδώ ότι το μέγεθος του δείγματος εκτιμάται από τη δεσμευμένη πιθανότητα  $P(b_i, c_j / e)$ .

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  $e=\{B=b_i, C=c_j\}$ . Τότε η περίπτωση αυτή δε μας λέει τίποτα το σημαντικό σχετικά με τη δεσμευμένη πιθανότητα  $P(A/ b_i, c_j)$ , 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.

## Κεφάλαιο 7 : 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 υπάρχοντων 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: ΧΡΗΣΗ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΩΝ ΣΤΟΥΣ ΠΙΝΑΚΕΣ ΤΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΠΙΣΤΗΣ

Πριν προχωρήσουμε στην ενημέρωση των πιθανοτήτων (updating), θα γίνει μία σύντομη και πιο επίσημη εισαγωγή αναφορικά με τις πολλαπλασιαστικές διαδικασίες (multiplication) των πινάκων με τα στατιστικά στοιχεία πίστης.

#### 6.1.1: ΠΟΛΛΑΠΛΑΣΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΔΙΑΙΡΕΣΗ

Έστω  $\mathbf{t}$  και  $\mathbf{t}'$  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 δύο πινάκων.

	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$		$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$		$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$
$b_1$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$b_1$	$x'_1$	$x'_2$	$x'_3$	$b_1$	$x_1 x'_1$	$x_2 x'_2$	$x_3 x'_3$
$b_2$	$y_1$	$y_2$	$y_3$	$b_2$	$y'_1$	$y'_2$	$y'_3$	$b_2$	$y_1 y'_1$	$y_2 y'_2$	$y_3 y'_3$
$b_3$	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$b_3$	$z'_1$	$z'_2$	$z'_3$	$b_3$	$z_1 z'_1$	$z_2 z'_2$	$z_3 z'_3$
	<u><math>t</math></u>				<u><math>t'</math></u>				<u><math>t^* t'</math></u>		

Αν δύο πίνακες είναι δοσμένοι γύρω από διαφορετικά σύνολα μεταβλητών, μπορούμε να εκτελέσουμε την πράξη του πολλαπλασιασμού. Έστω,  $t_{AB}$  ένας πίνακας με μεταβλητές [A,B] και  $t_{AC}$  ένας πίνακας με μεταβλητές [A,C]. Τότε, ο πίνακας  $t_{ABC}$  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 (a,b,c):

$$t_{AB} * t_{AC}(a,b,c) = t_{AB}(a,b) * t_{AC}(a,c)$$

Παρακάτω στον Πίνακα 26 δίδεται ένα παράδειγμα.

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

	$\alpha_1$	$\alpha_2$		$\alpha_1$	$\alpha_2$		$\alpha_1$	$\alpha_2$
$b_1$	$x_1$	$x_2$	$c_1$	$y_1$	$y_2$	$b_1$	$(x_1 y_1, x_1 y_3)$	$(x_2 y_2, x_2 y_4)$
$b_2$	$x_3$	$x_4$	$c_2$	$y_3$	$y_4$	$b_2$	$(x_3 y_1, x_3 y_3)$	$(x_4 y_2, x_4 y_4)$
	<u><math>t_{AB}</math></u>			<u><math>t_{AC}</math></u>			<u><math>t_{AB} * t_{AC}</math></u>	

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  $t_v$  ένας πίνακας γύρω από το ενδεχόμενο  $V$  και  $W$  ένα υποσύνολο του  $V$ . Ένας πίνακας  $t_w$  που αναφέρεται στο γεγονός  $W$  μπορεί να κατασκευαστεί με τη διαδικασία υπολογισμού που καλείται marginalization. Για κάθε μορφή της μεταβλητής  $w^*$ , έστω  $t_w(w^*)$  είναι το άθροισμα όλων των  $t_v(u^*)$ , όπου  $u^*$  είναι μία μορφή του  $V$  που συμπίπτει με τη  $w^*$ . Η σημειογραφία της προηγούμενης αναφοράς είναι η εξής:

$$t_w = \sum_{V \setminus W} t_v$$

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

- Έστω  $W$  και  $V$  αποτελούν ανεξάρτητα σύνολα από μεταβλητές και έστω  $t_w$  και  $t_v$  πίνακες των γεγονότων  $W$  και  $V$  αντίστοιχα. Τότε:

$$\sum_V (t_w * t_V) = t_W * \sum_V t_V$$

Στον Πίνακα 27 φαίνεται ένα παράδειγμα των παραπάνω.

**Πίνακας 27:**  $\sum_A (t_B * t_A) = t_B * \sum_A t_A$

$t_B$	$t_A$	$t_B * t_A$		
$y_1$	$x_1$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$
$y_2$	$x_2$	$b_1$	$(y_1x_1)$	$(y_1x_2)$
$y_3$	$x_3$	$b_2$	$(y_2x_1)$	$(y_2x_2)$
		$b_3$	$(y_3x_1)$	$(y_3x_2)$
				$(y_3x_3)$
$b_1$		$y_1x_1 + y_1x_2 + y_1x_3$		$y_1$
$b_2$		$y_2x_1 + y_2x_2 + y_2x_3$		$y_2$
$b_3$		$y_3x_1 + y_3x_2 + y_3x_3$		$y_3$
				$(x_1 + x_2 + x_3)$
		$\sum_A (t_B * t_A)$		$t_B * \sum_A t_A$

## 6.2: ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ (PROBABILITY UPDATING) ΣΤΟΥΣ ΠΙΝΑΚΕΣ ΤΟΜΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ

Έστω  $A$  μία μεταβλητή με  $P(A)=(x_1, \dots, x_n)$ . 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:  $P(A,e)=(0, \dots, 0, x_i, 0, \dots, x_j, 0, \dots, 0)$ .

Η αρχική πιθανότητα του  $e$  είναι  $P(e)= x_i + x_j$ , 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  $e=(0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ .

**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:

$$P(B) = \sum_{U \in \{B\}} P(U)$$

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 τιμών 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  $\{f_1, \dots, f_m\}$ , κάθε ένα από αυτά μπορεί να εισαχθεί στους υπολογισμούς σε διαφορετικές περιπτώσεις και  $P(U, e)$  είναι προϊόν της  $P(U)$  και των findings  $f_i$ . Μπορούμε να εξηγήσουμε τις παραπάνω θεωρήσεις στο ακόλουθο θεώρημα.

**Θεώρημα:** Έστω ένα σύνολο από μεταβλητές  $U$  και  $e = \{f_1, \dots, f_m\}$ . Τότε:

$$P(U, e) = P(U) \cdot f_1 \cdot \dots \cdot f_m \quad \text{και} \quad P(U, e) = \frac{P(U, e)}{P(e)},$$

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

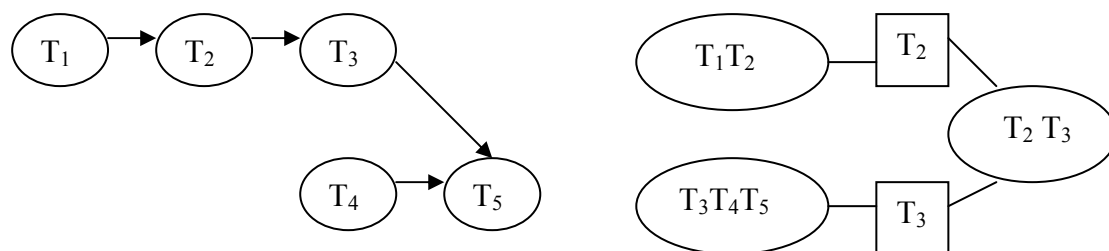
εισάγουμε ένα στοιχείο ως απόδειξη και να εκτελέσουμε τη διαδικασία υπολογισμού πιθανοτήτων για το δίκτυο που μελετάμε, χωρίς να χρειάζεται αναγκαστικά να υπολογίσουμε το  $\mathbf{P}(\mathbf{U})$ . Αυτό έχει αποδειχθεί αρκετά δύσκολη περίπτωση. Για αυτό μπορούμε να δουλέψουμε με άλλου είδους αναπαράσταση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

**Ορισμός:** Ένα cluster tree του συνόλου  $\mathbf{U}$  είναι ένα δένδρο από ομάδες μεταβλητών του  $\mathbf{U}$ . Οι κόμβοι (nodes) είναι υποσύνολα του  $\mathbf{U}$  και η συνένωση όλων των κόμβων αυτών αποτελεί το  $\mathbf{U}$  (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 32 δίδεται ένα cluster tree για το δίκτυο  $\mathbf{M}_{\min}$  που περιγράψαμε παραπάνω.



**Σχήμα 32:** Το δίκτυο  $\mathbf{M}_{\min}$  και το αντίστοιχο δένδρο ομαδοποίησης.

Τώρα, έστω BN ένα Bayesian network γύρω από το σύνολο  $\mathbf{U}$ . Ένα cluster tree που πηγάει 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  $pa(A) \cup \{A\}$  και πολλαπλασιάζουμε τη δεσμευμένη πιθανότητα  $\mathbf{P}(A|pa(A))$  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:

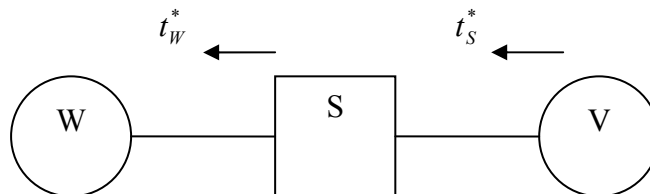
**Θεώρημα:** Έστω BN ένα Bayesian network γύρω από το  $U$ . Τότε κάθε cluster tree που ανταποκρίνεται στο αντίστοιχο BN είναι μία αναπαράσταση του  $P(U)$  και η πιθανότητα  $P(U)$  είναι ένα προϊόν όλων των πινάκων των cluster trees, οι οποίοι διαχωρίζονται από το παραγόμενο αποτέλεσμα των πινάκων 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  $W$  και  $V$  γειτονικοί κόμβοι σε ένα cluster tree,  $S$  ο διαχωριστής τους (separator) και  $t_W$ ,  $t_S$ ,  $t_V$  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 33:** Αφομοίωση πληροφορίας του  $W$  από το  $V$ .

Στο Σχήμα 33 είναι εμφανές πως υπολογίζεται το  $t_S^*$  και εν συνεχεία το  $t_W^*$ .

**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:

$$\sum_{W \setminus S} t_W = t_S = \sum_{V \setminus S} t_V$$

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  $t_V$  σε  $t_V^*$ . Τότε ισχύουν οι παρακάτω ισότητες, οι οποίες προκύπτουν από τους πίνακες για τις μεταβλητές  $\mathbf{V}$  και  $\mathbf{W}$ , σύμφωνα με τη νέα πληροφορία που έχουμε για την  $\mathbf{V}$  και η οποία διαδίδεται και στο  $\mathbf{W}$  μέσω του διαχωριστή  $\mathbf{S}$ .

$$\sum_{W \setminus S} t_W^* = \sum_{W \setminus S} t_W \frac{t_S^*}{t_S} = \frac{t_S^*}{t_S} \sum_{W \setminus S} t_W = \frac{t_S^*}{t_S} t_S = t_S^* = \sum_{V \setminus S} t_V^*$$

(β) Η μεταβλητή  $\mathbf{W}$  μπορεί να αφομοιώσει από την  $\mathbf{V}$  διαμέσου της  $\mathbf{S}$ , αν το σύνολο των στοιχείων του πίνακα  $t_W$  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.

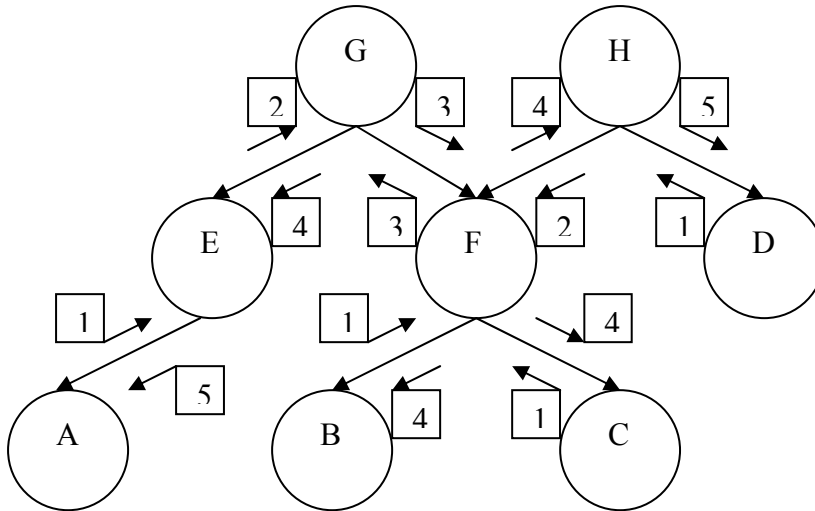
**Θεώρημα:** Έστω  $\mathbf{T}$  ένα υποστηρικτικό δένδρο ομαδοποίησης. Τότε το προϊόν όλων των πινάκων με τα στοιχεία αυτού του δένδρου που διαχωρίζεται από το προϊόν των πινάκων που αποτελούνται από τον εκάστοτε διαχωριστή δεν επηρεάζεται υπό τη λειτουργία της απορρόφησης πληροφοριών ανάμεσα σε δύο 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  $\mathbf{P}(\mathbf{A})$  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  $\mathbf{V}$  στέλνει ένα μήνυμα σε κάθε γειτονικό κόμβο  $\mathbf{W}$  όταν ο κόμβος αυτό απορροφά πληροφορία από τον κόμβο  $\mathbf{V}$ .

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

Θεωρούμε σαν παράδειγμα το παρακάτω δένδρο 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 34:** 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.

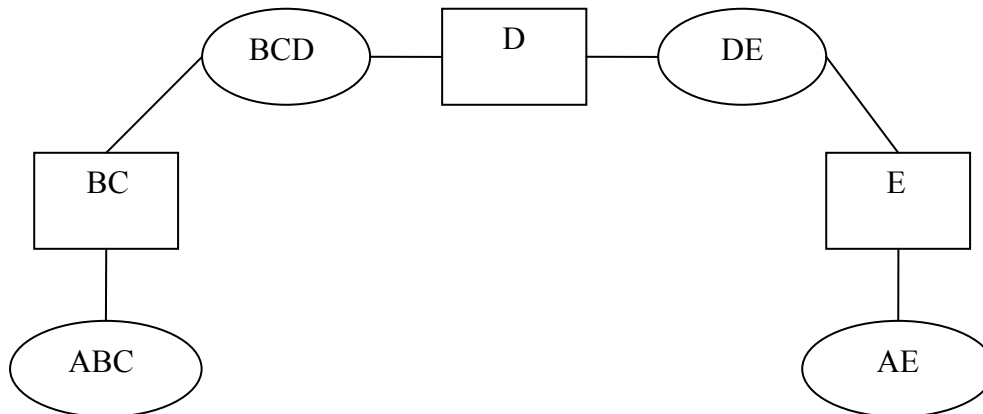
**ΘΕΩΡΗΜΑ 4.4:** Έστω **T** ένα υποστηρικτικό δένδρο ομαδοποίησης και υποθέτουμε ότι τα μηνύματα διαδίδονται σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο καθορίζεται να περνάνε. Τότε:

- 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  $\sum_{V \setminus \{A\}} t_V = \sum_{W \setminus \{A\}} t_W$ . 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  $t_A$  των στοιχείων της  $A$  που απομονώνεται από τον πίνακα  $t_{ABC}$  των στοιχείων του κόμβου  $(A, B, C)$  είναι διαφορετικός από εκείνο τον πίνακα  $t_A$  με τα στοιχεία της  $A$  που απομονώνεται από τον πίνακα  $t_{AE}$  των στοιχείων του κόμβου  $(A, E)$ .



**Σχήμα 35:** 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:

$$\sum_{V \setminus I} t_V = \sum_{W \setminus I} t_W$$

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 δέντρο 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  $V \cap W$ .

**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) του

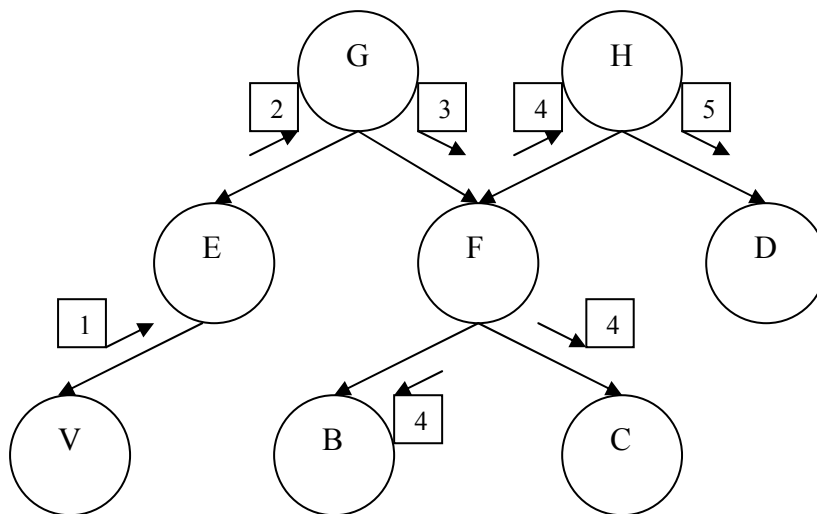
Σχήματος 32 είναι αδύνατο να κατασκευαστεί ένα δέντρο με τις ιδιότητες ενός δέντρου διακλάδωσης.

**Θεώρημα:** Έστω  $T$  ένα συνεχές δέντρο διακλάδωσης γύρω από το σύνολο μεταβλητών  $U$  και  $t_U$  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  $t_V$ . Τότε:

$$t_V = \sum_{UV} t_U$$

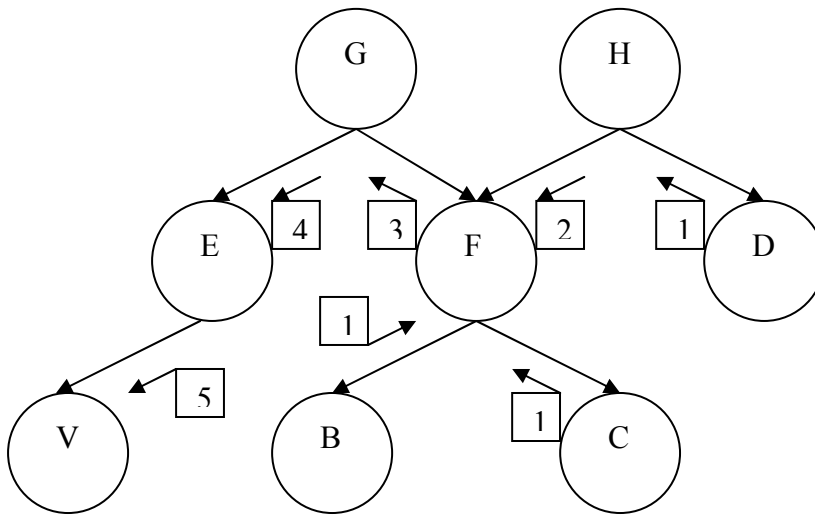
#### 6.4.1: ΔΙΑΔΟΣΗ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΜΕΣΩ ΤΟΥ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ GENIE

Έστω ότι έχουμε ένα συνεχές δέντρο 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.



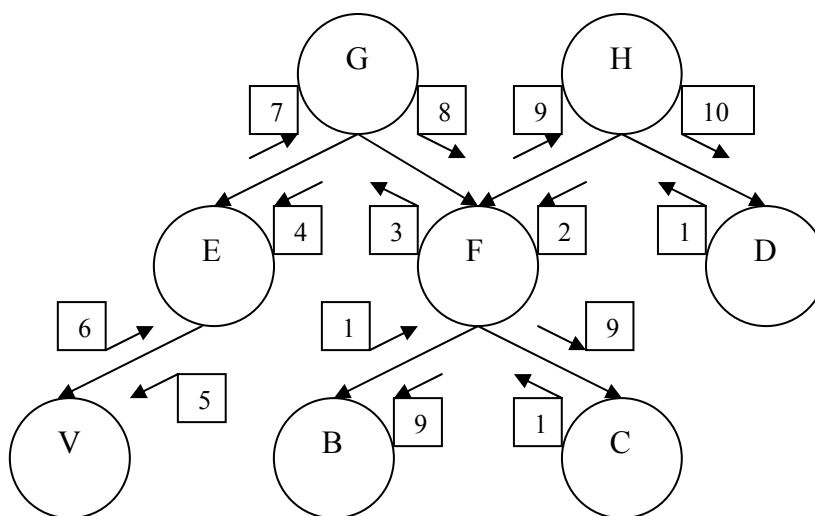
**Σχήμα 36:** Μετάδοση μηνυμάτων μέσω κατανεμημένης απόδειξης.

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 37:** 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 διαδίδονται 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.

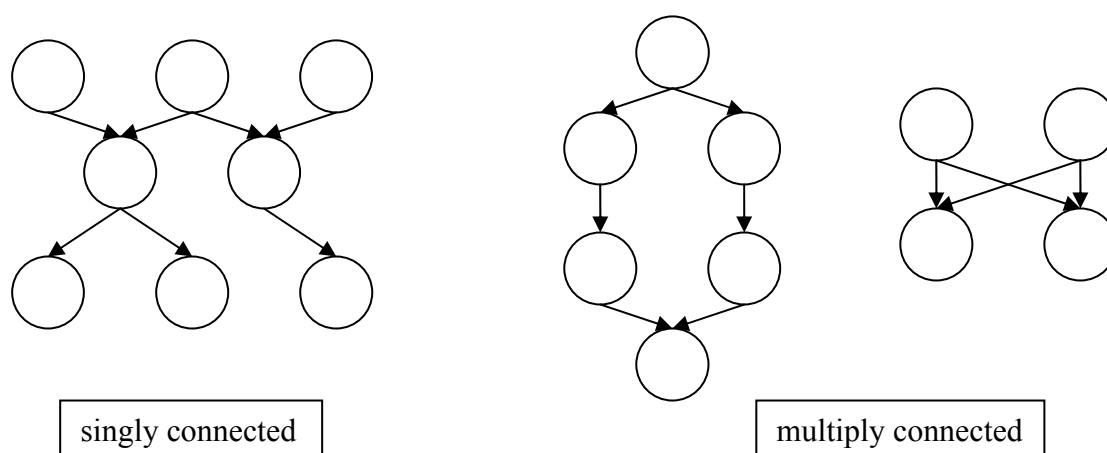


**Σχήμα 38:** Υπολογισμός και ενημέρωση πιθανοτήτων μέσω της λειτουργίας των προαναφερθέντων αλγορίθμων.

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.

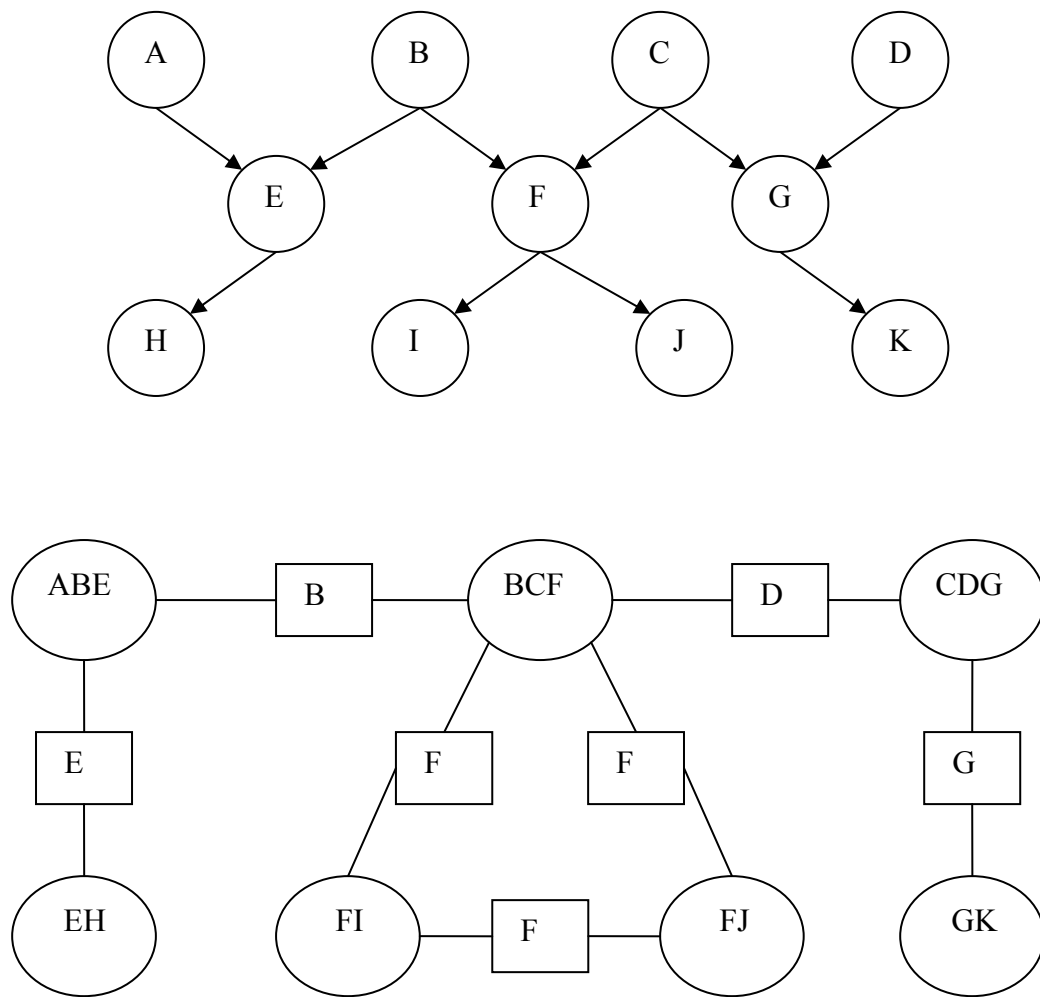
## 6.5: ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΩΝ ΔΕΝΤΡΩΝ ΔΙΑΚΛΑΔΩΣΗΣ (JUNCTION TREES)

Το Σχήμα 39 δείχνει κάποια παραδείγματα από **singly** και **multiply connected** κατευθυνόμενα άκυκλα γραφήματα (DAGs).



**Σχήμα 39:** Παραδείγματα DAGs.

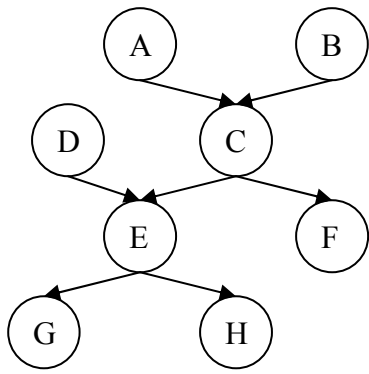
Για DAGs που θεωρούνται **singly connected** είναι εύκολο να κατασκευάσουμε δέντρα διακλάδωσης. Για κάθε μεταβλητή  $A$  με γονείς  $pa(A)$  διαμορφώνεται μία κλίκα (cluster), η οποία αποτελείται όπως προαναφέρθηκε από το σύνολο των προαναφερθέντων μεταβλητών. Ανάμεσα από δύο κλίκες με μία οδό επικοινωνίας 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 40 που ακολουθεί ένας τέτοιος διαχωριστής είναι ο  $F$ .



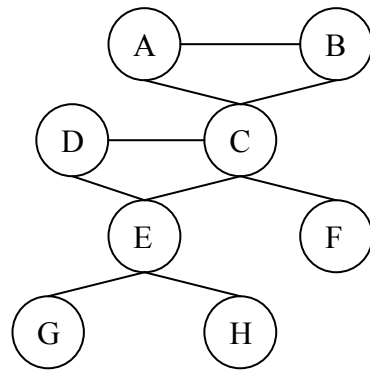
**Σχήμα 40:** Ένα απλά συνδεδεμένο DAG και το αντίστοιχο γράφημα διακλάδωσης.

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 ( $pa(A) \cup \{A\}$ ). 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 των 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.

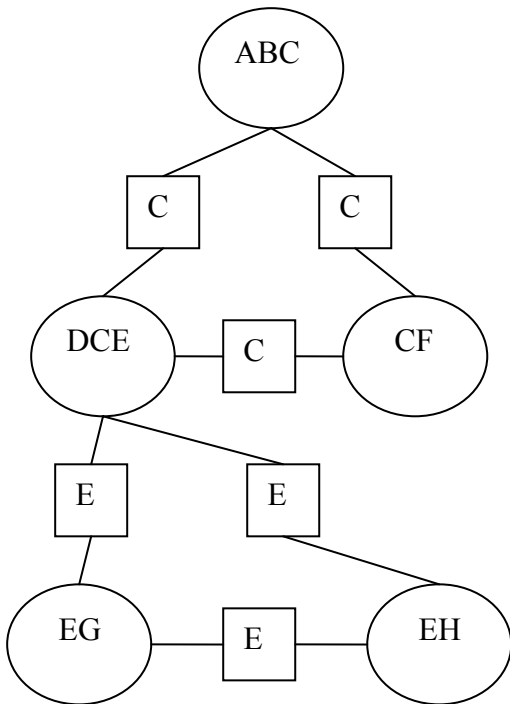




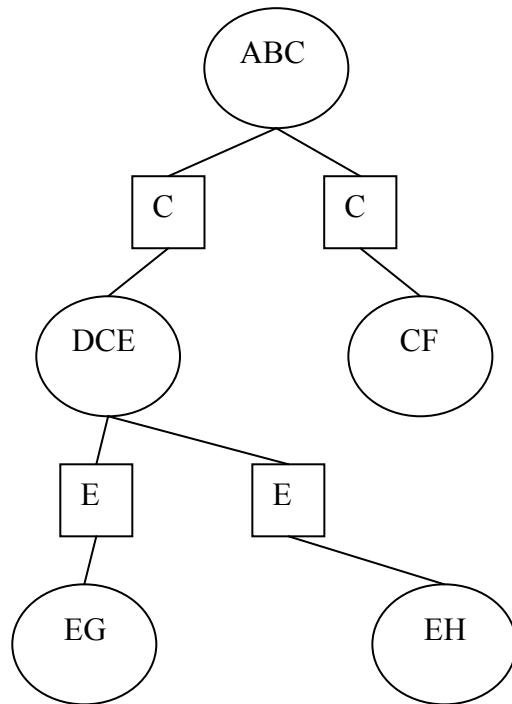
(α) DAG



(β) Moral graph



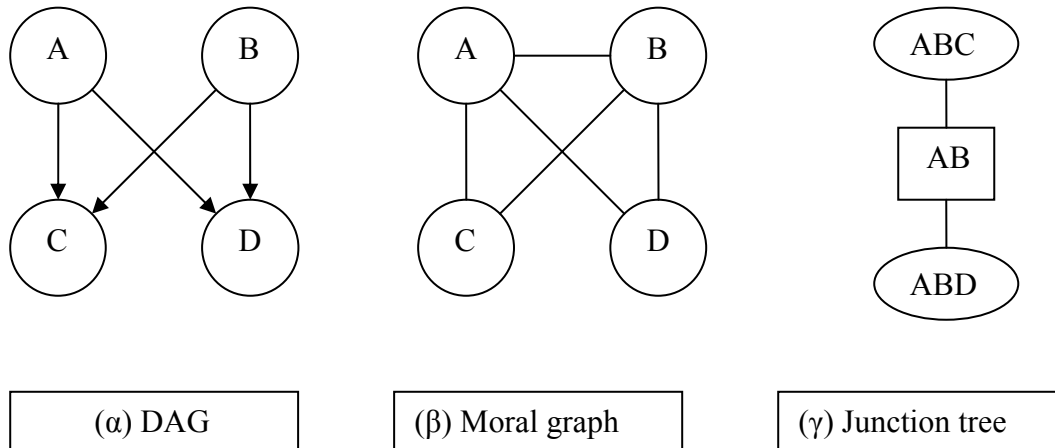
(γ) Junction graph



(δ) Junction tree

**Σχήμα 41:** Δομή ενός δέντρου διακλάδωσης για ένα απλά συνδεδεμένο DAG.

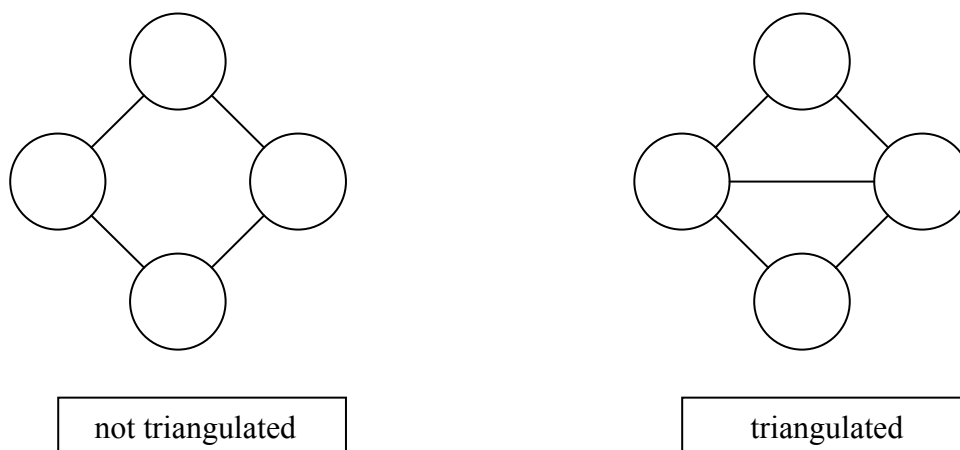
Το Σχήμα 42 μας δείχνει την κατασκευή ενός δέντρου διακλάδωσης που αναφέρεται σε ένα απλό multiply connected DAG. Φαίνεται με σαφήνεια πως ο διαχωριστής των μεταβλητών που απαρτίζουν το παρακάτω γράφημα είναι ο (AB). Η διαδικασία με την οποία παίρνουμε ένα δέντρο διακλάδωσης ξεκινώντας από ένα τέτοιο DAG είναι η ίδια με εκείνη που φαίνεται στα αμέσως προηγούμενα σχήματα.



**Σχήμα 42:** Δομή ενός δέντρου διακλάδωσης για ένα πολλαπλά συνδεδεμένο DAG.

### 6.6: ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΗ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ (STOCHASTIC SIMULATION)

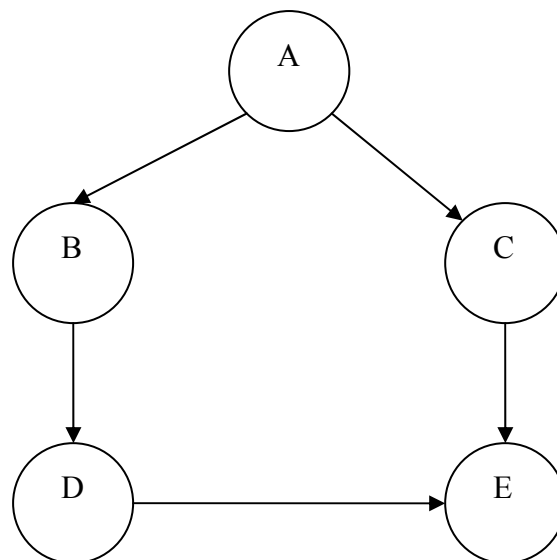
Η μέθοδος της διάδοσης των πιθανοτήτων απαιτεί πίνακες με στοιχεία των κλικών που απαρτίζουν ένα τριγωνοποιημένο γράφημα. Παρακάτω δείχνεται ένα σχήμα τριγωνοποιημένου γραφήματος κι ένα μη-τριγωνοποιημένου σχήματος, ώστε να γίνει κατανοητός ο παραπάνω όρος (triangulated graph).



**Σχήμα 43:** 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 44. Επίσης, προσδιορίζουμε και τις δεσμευμένες πιθανότητες που εξάγονται από τις θεωρούμενες μεταβλητές.



**Σχήμα 44:** 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 27:** Οι δεσμευμένες πιθανότητες του παραπάνω δικτύου (**P(A)=(0.4,0.6)**).

B	y	n	C	y	n	D	y	n	D	y	n
y	0.3	0.8	y	0.7	0.4	y	0.5	0.1	y	(0.9,0.1)	(0.999,0.001)
n	0.7	0.2	n	0.3	0.6	n	0.5	0.9	n	(0.999,0.001)	(0.999,0.001)
<i>P(B/A)</i>			<i>P(C/A)</i>			<i>P(D/B)</i>			<i>P(E/C,D)</i>		

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 φορών.

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:  $P(\mathbf{B}/\mathbf{A})=P(\mathbf{B}/\mathbf{y})=(\mathbf{0.3},\mathbf{0.7})$ . 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.

## Κεφάλαιο 8 : ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΠΟΥ ΒΑΣΙΖΟΝΤΑΙ ΣΤΑ ΔΙΚΤΥΑ ΠΙΣΤΗΣ

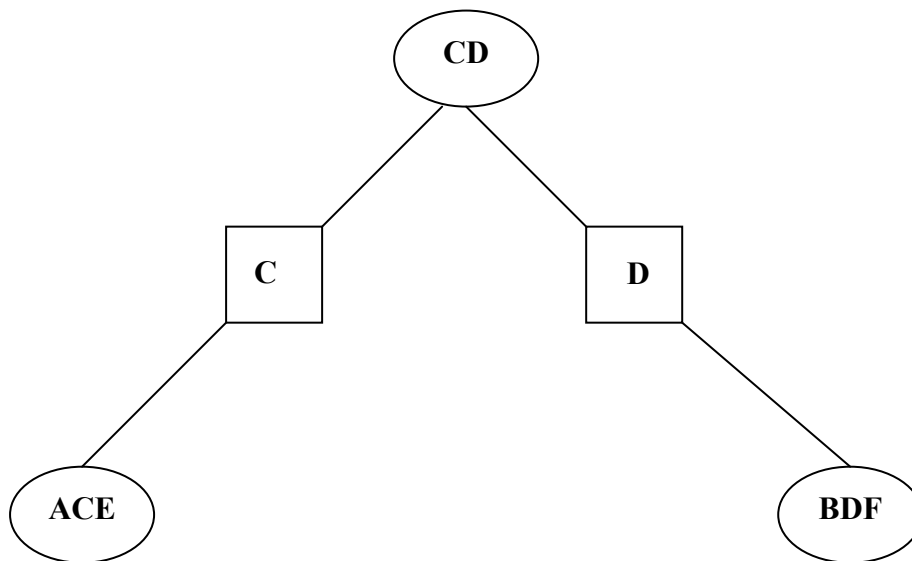
Ο κύριος λόγος για τον οποίο κατασκευάζουμε ένα δίκτυο πίστης είναι για την εκτίμηση της κατάστασης μιας συγκεκριμένης μεταβλητής δεδομένης κάποιας απόδειξης. Στα παραπάνω δώσαμε μία μέθοδο η οποία έκανε εύκολη την πρόσβαση στην  $P(A/e)$  για κάθε μεταβλητή  $A$ . Ωστόσο, αυτό μπορεί να μην είναι εφικτό. 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 του Σχήματος 25. Υποθέτουμε ότι λαμβάνεται η αλληλουχία **baaca**.

- (i) Ποια είναι η πιθανότητα η διαδιδόμενη λέξη να είναι **baaba**;



**Σχήμα 45:** 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 ζευγάρι 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: λαμβάνουμε το άθροισμα όλων των καταχωρήσεων σε οποιονδήποτε πίνακα.

Σε αυτήν την παράγραφο θα παρουσιάσουμε μεθόδους για τον υπολογισμό πινάκων πιθανοτήτων για όλες τις διατάξεις ενός συνόλου μεταβλητών.

### 7.1.1: ΔΥΟ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ

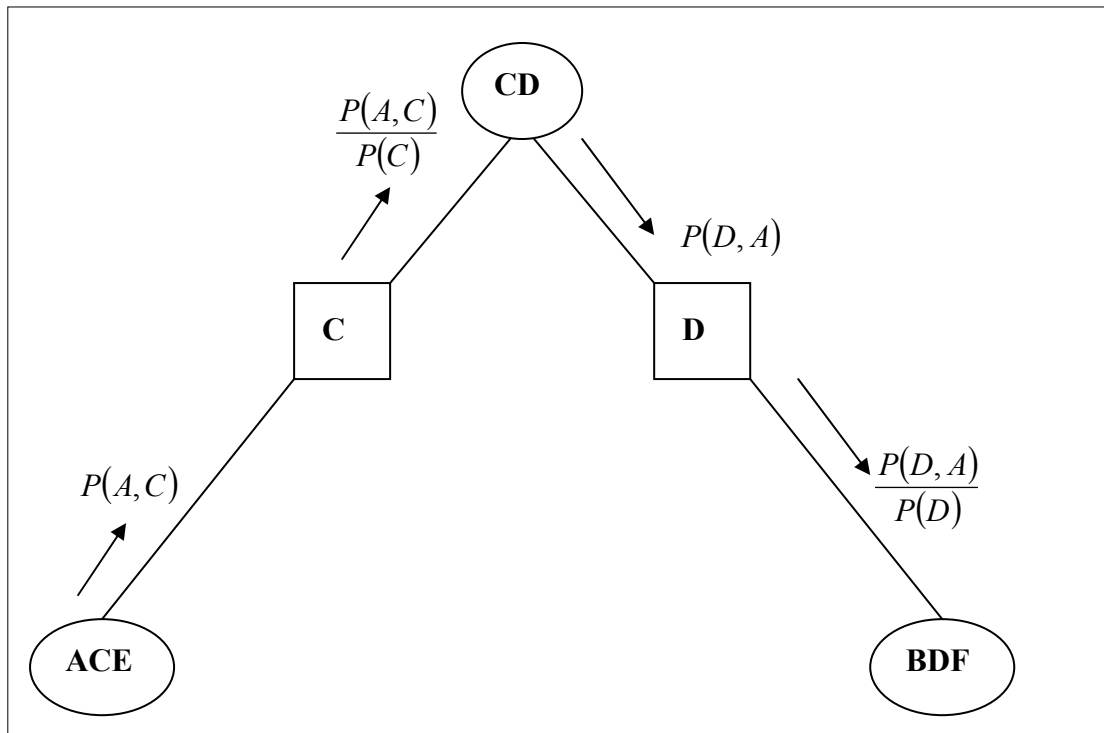
Στο Σχήμα 46 παρουσιάζεται μία κατάσταση όπου θέλουμε να υπολογίσουμε την  $P(A,B)$ . Για ευκολία θεωρούμε ότι το δέντρο διακλαδώσεων είναι συνεπές, δηλαδή:

$$P(C) = \sum_{A,E} P(A,C,E) = \sum_D P(C,D)$$

Και

$$P(D) = \sum_B P(B,D,F) = \sum_{B,F} P(B,D,F)$$

Ένας τρόπος υπολογισμού της  $P(A,B)$  τον ορίζουμε ως **καύση μεταβλητών**. Για κάθε κατάσταση  $a$  του  $A$  εισάγουμε το  $a$  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  $a$  του  $A$  και συνεπώς η  $P(B,D,F,A)$  όπως και η  $P(A,B)$  είναι διαθέσιμες.



**Σχήμα 46:** Διάδοση της μεταβλητής  $A$ . 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  $\frac{P(D,A)}{P(D)}$ .

### 7.1.2: 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).

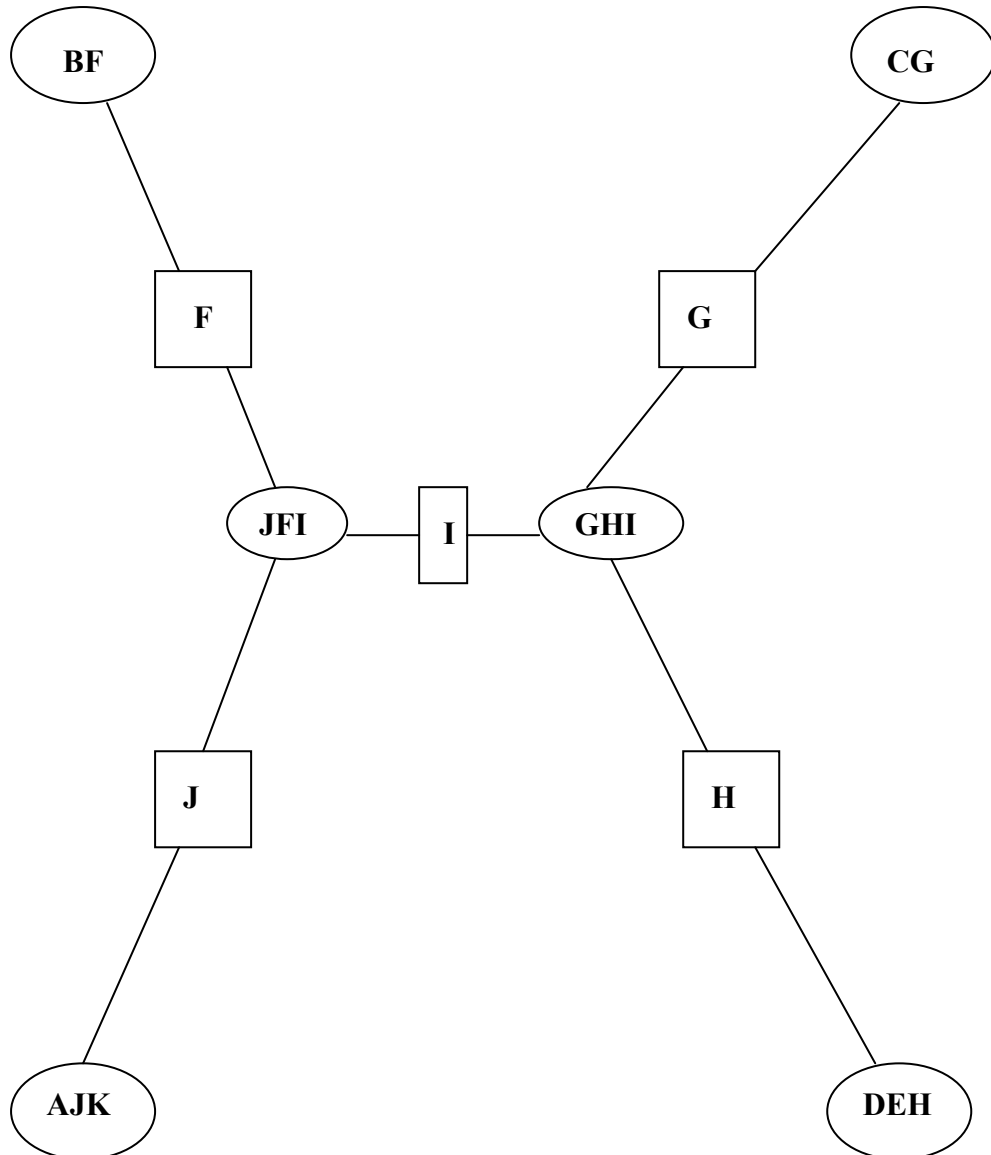
Όταν εφαρμόζουμε την τεχνική καύσης μεταβλητών, οποιοσδήποτε κόμβος μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως συγκεντρωτικός κόμβος. Συνήθως ο καλύτερος κόμβος είναι αυτός που περιέχει τον περισσότερο χώρο από το σύνολο των μεταβλητών. Σε αυτήν την περίπτωση ο κόμβος  $(D,E,H)$  αποτελεί την καλύτερη επιλογή. Τώρα, 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 47:** Ένα δέντρο διακλαδώσεων από το οποίο θα υπολογίσουμε την  $P(A,B,C,D,E)$ . Κάθε μεταβλητή έχει τρεις καταστάσεις.



### 7.1.3: 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  $t_w$  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.

$$t^*_S = \sum_{Z \setminus (S \cup Y)} t_w \quad t^*_{V'} = t_V \frac{t^*_S}{t_S}$$

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  $Y \cap V = \emptyset$ . Υποθέτουμε ότι  $t_V = P(V)$ ,  $t_W = P(Z)$  (όπου  $Y \subseteq Z$ ) και  $t_S = P(S)$ . 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 του Σχήματος 43 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 27:** Από την πρόταση είναι εύκολο να δούμε ότι  $t_{D,E,H}=P(A,B,C,D,H)$ .

	$a_1$	$a_2$		$b_1$	$b_2$
$b_1$	0.3	0.2	$c_1$	0.1	0.35
$b_2$	0.1	0.4	$c_2$	0.4	0.15
	$P(A,B)$			$P(B,C)$	

## 7.2: 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  $(a_2,b_2)$  και ότι η (B,C) διάταξη της μέγιστης πιθανότητας είναι  $(c_2,b_1)$ . 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:

$$\begin{aligned}
 \max_{A,B,C} P(A,B,C) &= \max_{A,B,C} \frac{P(A,B)P(B,C)}{P(B)} \\
 &= \max_{A,B} \left( \max_C \frac{P(A,B)P(B,C)}{P(B)} \right) \\
 &= \max_{A,B} \frac{P(A,B)}{P(B)} \max_C P(B,C) \\
 &= \max_{A,B} P(A,B) \frac{\max_C P(B,C)}{P(B)} \\
 &= \max_{A,B} (P(A,B)(0.8,0.7)) \\
 &= \max_{A,B} (0.24,0.16,0.07,0.28) \\
 &= 0.28
 \end{aligned}$$

Έτσι, η πιο πιθανή διάταξη έχει την πιθανότητα 0.28 και έχει τις καταστάσεις  $(a_2, b_2)$  στις δύο πρώτες θέσεις. Τώρα είναι εύκολο να ελέγξουμε στον πίνακα της  $P(b_2, C)$  ότι το  $C$  βρίσκεται στην κατάσταση  $c_1$ .

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  $\{a, \dots, b\}$  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  $w^*$ :

$$V * w^* = \{u^* \mid u^* \text{ μια διάταξη του } V, w^* \subseteq u^*\}$$

Η μέθοδος της διάδοσης βασίζεται στις παρακάτω λειτουργίες βαθμονόμησης.

**Βαθμονόμηση μεγίστου:** Έστω  $V$  και  $W$  γείτονες με τον διαχωριστή  $S$  και με τους πίνακες  $t_V$ ,  $t_W$  και  $t_S$  αντίστοιχα. Το  $V$  λέμε ότι βαθμονομεί μέγιστα το  $W$  μέσω των παρακάτω υπολογισμών:

$$t^*_S = \max_{W \setminus S} t_W \quad t^*_V = t_V \frac{t^*_S}{t_S}$$

Έτσι, η μόνη διαφορά μεταξύ της κανονικής βαθμονόμησης και της βαθμονόμησης μεγίστου είναι ότι το  $\sum$  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:

$$\max_{V \setminus S} t_V = t_S = \max_{W \setminus S} t_W$$

**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  $t_W$  είναι το μέγιστο όριο του  $t_V$  εάν

$$t_W = \max_{V \setminus W} t_V$$

Δηλαδή,  $t_W(w^*) = \max_{y^* \in V^* \setminus w^*} t_V(y^*)$ .

**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.

### 7.3: ΑΝΤΙΦΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Ένα Bayesian network αναπαριστά έναν κλειστό κόσμο με ένα πεπερασμένο σύνολο μεταβλητών και αιτιολογικών σχέσεων. Οι αιτιολογικές σχέσεις δεν είναι καθολικές, αλλά αντανakλούν 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.

#### 7.3.1: ΣΕΙΣΜΟΜΕΤΡΟ

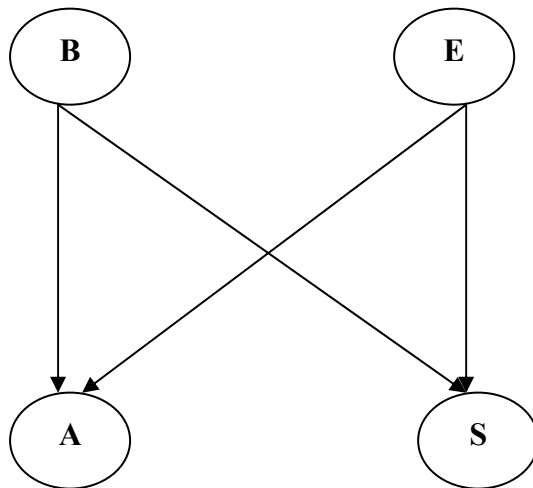
Ο Watson πραγματοποιεί συχνά τηλεφωνήματα στον Holmes αναφορικά με το σύστημα συναγερμού που λειτουργεί σε περίπτωση διάρρηξης, ωστόσο, έως τώρα ο σκοπός της ενεργοποίησης του συναγερμού ήταν μικροί σεισμοί. Κάθε φορά, ο Holmes σπεύδει σπίτι του, για να διαπιστώσει ότι όλα είναι σε τάξη. Έτσι, τώρα ο 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 48 και οι πίνακες δίνονται στον Πίνακα 28.

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 48:** 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 28:** Δεσμευμένες πιθανότητες για το δίκτυο του σεισμόμετρου. Πρωταρχικές πιθανότητες για το B: (0.5,0.5) 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)		

## **Κεφάλαιο 9 : ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΠΡΟΣΑΡΑΞΗΣ (GROUNDING 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 συσχετίζονται 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 παραπάνω 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 προσάραξης. 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.

## 8.2.1: ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ ΤΩΝ ΚΟΜΒΩΝ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Παρακάτω καταγράφονται οι εκάστοτε κόμβοι του δικτύου οι οποίοι περιγράφουν μία συγκεκριμένη λειτουργία σχετικά με τις εκάστοτε αρμοδιότητες του πληρώματος που αντιστοιχεί στο κάθε πλοίο που μελετάται, καθώς και των υπολοίπων παραγόντων που μπορούν να επηρεάσουν το αποτέλεσμα της προσάραξης ενός πλοίου.

### A. Visual detection (Οπτική ανίχνευση: με κίτρινο χρώμα στο δίκτυο)

1. **Weather:** Ο κόμβος (node) αυτός περιγράφει τις πιο σημαντικές συνθήκες καιρού σχετικά με τη λειτουργία ενός μεγάλου επιβατηγού πλοίου. Οι καταστάσεις (states) για αυτόν τον κόμβο είναι οι ακόλουθες:
  - Good (καλός καιρός): Τυπικά καλή ορατότητα χωρίς επικίνδυνους ανέμους.
  - Storm/rain (καταιγίδα/βροχή): Ισχυροί άνεμοι με βροχές που μπορεί να μειώσουν τη ορατότητα.
  - Windy (καιρός με ανέμους): Ισχυροί άνεμοι που δεν μειώνουν την ορατότητα.
  - Fog (ομίχλη): Σημαντική μείωση της ορατότητας.

Το άθροισμα των πιθανοτήτων για όλες τις καταστάσεις είναι ίσο με τη μονάδα. Η κατανομή πιθανοτήτων στις διαφορετικές καταστάσεις που σχετίζονται με τον καιρό είναι βασισμένες σε γνώμες και κρίσεις ειδικών και σε δεδομένα γεωγραφικών περιοχών που θεωρούνται προορισμοί των επιβατηγών πλοίων. Όπως θα δούμε παρακάτω στην ανάλυση της βάσης δεδομένων του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας, ο καιρός παίζει σημαντικό ρόλο όσον αφορά τα αίτια τα οποία οδηγούν σε ατυχήματα των πλοίων.

2. **Visibility:** Ο κόμβος αυτός προσδιορίζει την κατανομή πιθανοτήτων για την ορατότητα, εξαρτώμενη από τον καιρό. Οι καταστάσεις που καθορίζονται εδώ είναι οι ακόλουθες:
  - $> 1$  nm (ορατότητα από ένα ναυτικό μίλι και άνω)
  - $< 1$  nm (ορατότητα μικρότερη από ένα ναυτικό μίλι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες σε αυτόν τον κόμβο βασίζονται στις τιμές του DNV (2005). Ο καλός καιρός ισοδυναμεί με καλή ορατότητα ( $> 1$  nm), ενώ ο ομιχλώδης καιρός προξενεί ελάχιστη ορατότητα ( $< 1$  nm). Καιρός με καταιγίδα προξενεί σε απόσταση άνω του ενός ναυτικού μιλίου 25% ορατότητα.

3. **Daylight:** Αυτός ο κόμβος υποδεικνύει το φως της ημέρας και καθορίζεται κατανομή πιθανοτήτων για ημέρα-νύχτα, όταν το πλοίο είναι σε λειτουργία. Η κατάσταση (state) «νύχτα» ορίζεται με τη μεγαλύτερη τιμή πιθανότητας. Κατά μέσο όρο, μεγάλα επιβατηγά πλέουν περισσότερο κατά τη διάρκεια της νύχτας παρά της ημέρας. Οι καταστάσεις καθορίζονται παρακάτω:
  - Day (ημέρα)
  - Night (νύχτα)



Οι δεσμευμένες πιθανότητες σε αυτόν τον κόμβο βασίζονται από τα στοιχεία που μας δίδονται από τη δημοσίευση του DNV (2005).

- 4. Bridge view:** Ο κόμβος αυτός αναφέρεται στο οπτικό πεδίο από τη γέφυρα του εκάστοτε πλοίου που μελετάται. Το οπτικό πεδίο επηρεάζεται από το σχεδιασμό του παραθύρου στη γέφυρα, από την ποιότητα των υαλοκαθαριστήρων, το αλάτι που μπορεί να έχουν τα παράθυρα από τα νερά των θαλασσών κ.τ.λ. Οι καταστάσεις είναι οι εξής:
- Good (καλό οπτικό πεδίο)
  - Standard (συνηθισμένο οπτικό πεδίο)

Ομοίως, τα στοιχεία των πιθανοτήτων τα λαμβάνουμε από αυτά του DNV (2005).

- 5. Marking:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει την κατάσταση των ναυτικών χαρακτηριστικών σαν παγκόσμιο στατιστικό μέσο όρο για τις περιοχές που βρίσκονται ή προορίζονται να περάσουν και να φτάσουν τα πλοία. Οι καταστάσεις είναι:
- Standard (συνηθισμένη)
  - Poor (όχι ικανοποιητική)

Με τον ίδιο τρόπο όπως και παραπάνω ορίζουμε τις αρχικές πιθανότητες στο δίκτυο.

- 6. Able to visual detect:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει αν οι εξωγενείς παράγοντες κάνουν πιθανό το ενδεχόμενο να ανιχνευθεί οπτικά και εγκαίρως κάτι που πλησιάζει προς το μέρος του πλοίου. Οι καταστάσεις είναι:
- Yes (ναι)
  - No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες που παίρνουμε και εδώ από το προαναφερόμενο δημοσίευμα του DNV (2005), στηρίζονται σε μία πιθανότητα της τάξης του 0.0005 (1 στις 2000 φορές), πως ο αξιωματικός φυλακής (OOW: officer on watch) δεν έχει τη δυνατότητα να ανιχνεύσει οπτικά τον κίνδυνο με καλή ορατότητα κατά τη διάρκεια που υπάρχει το φως της ημέρας. Οι άλλες πιθανότητες στον πίνακα των πιθανοτήτων αυτού του κόμβου αποτελούν μία ρύθμιση από την ομάδα προγραμματισμού και μελέτης του συγκεκριμένου θέματος.

- 7. Familiarisation:** Εδώ περιγράφεται αν ο αξιωματικός φυλακής στη γέφυρα έχει την εμπειρία της πλεύσης στην εκάστοτε περιοχή. Οι καταστάσεις είναι:
- Familiar (εξοικειωμένος με την πορεία του πλοίου)
  - Quite familiar (αρκετά εξοικειωμένος)
  - Not familiar (καθόλου εξοικειωμένος, για αυτό το λόγο χρειάζεται έναν πλοηγό πάνω στο πλοίο)

Οι αρχικές πιθανότητες όπως και προηγουμένως εισάγονται βάσει των στατιστικών μελετών που δημοσιεύθηκαν από το DNV (2005).

- 8. Visual detection:** Η οπτική ανίχνευση μας δείχνει αν ο αξιωματικός φυλακής έχει τη δυνατότητα να διακρίνει τον κίνδυνο. Για το σενάριο της σύγκρουσης, ο κίνδυνος είναι να αποτύχουμε στον εντοπισμό ενός πλοίου που πλησιάζει στο υπό

μελέτη πλοίο μας, ενώ για την προσάραξη ο κίνδυνος είναι να μην εντοπιστεί το γεγονός ότι το πλοίο κατευθύνεται σε ξέρα, βράχια κ.λ.π.

Η δυνατότητα εξαρτάται φυσικά από το αν είναι δυνατό να παρατηρηθεί ο κίνδυνος. Παρόλα αυτά, η προσοχή για το πόσο οικεία είναι η περιοχή και αν χρησιμοποιούνται υποστηρικτικά μέσα ναυσιπλοΐας, θα επηρεάσει αυτόν τον κόμβο. Τέτοια μέσα υποστήριξης που εξάγονται από τη ναυτιλία είναι το ECDIS (Electronic Chart Display: ηλεκτρονικός χάρτης που μας ενημερώνει για την πορεία του πλοίου μας) και το track control (έλεγχος πορείας), τέτοια ώστε να βοηθούν στη γρηγορότερη ανίχνευση του εκάστοτε κινδύνου.

Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες αυτού του κόμβου είναι βασισμένες από τα στοιχεία του DNV (2005). Τα αριθμητικά δεδομένα στηρίζονται σε μία πιθανότητα με τιμή τη μονάδα (1) όπου ο κίνδυνος είναι εντοπισμένος από έναν αξιωματικό υπηρεσίας με μεγάλη προσοχή και ευθύνη, ο οποίος είναι γνώστης της εκάστοτε περιοχής που πλέει το πλοίο που εξετάζουμε. Αν ο αξιωματικός φυλακής στη γέφυρα είναι σε αρκετό βαθμό γνώστης της περιοχής, η πιθανότητα για οπτικό εντοπισμό μειώνεται κατά 0.5% με πιθανότητα 0.995. Οι άλλες πιθανότητες του κόμβου αυτού είναι καθορισμένες από την ομάδα που μελετάει το συγκεκριμένο πρόγραμμα.

## **B. Navigational aid detection (Εντοπισμός μέσω υποστηρικτικών μέσων ναυσιπλοΐας: με ανοιχτό πράσινο χρώμα στο δίκτυο)**

**9. Radar function:** Στον κόμβο αυτόν περιγράφεται αν το σύστημα του ραντάρ είναι σε λειτουργία. Αυτό επηρεάζεται από τις εργασίες (ρουτίνες) συντήρησης.

Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι πιθανότητες αυτών των καταστάσεων βασίζονται σε στοιχεία του DNV (2005).

**10. Radar tuning:** Σε αυτόν τον κόμβο δηλώνεται αν συντονίζεται σωστά το ραντάρ σχετικά με τις συνθήκες εξωτερικού περιβάλλοντος (καιρός, συνθήκες κύματος κ.τ.λ.). Επίσης, περιγράφεται αν το ραντάρ είναι διευθετημένο στη βέλτιστη ακτίνα λειτουργίας. Οι καταστάσεις είναι:

- Adjusted to conditions (προσαρμοσμένο στις συνθήκες)
- Not adjusted (όχι προσαρμοσμένο)

**11. Signal quality:** Η ποιότητα του σήματος στην οθόνη του ραντάρ επηρεάζεται από τις καιρικές συνθήκες και το συντονισμό του συστήματος του ραντάρ. Οι καταστάσεις είναι:

- Good (καλή)
- Poor (φτωχή)

Ομοίως, οι δεσμευμένες πιθανότητες σε αυτόν τον κόμβο είναι βασισμένες από τα στοιχεία του DNV (2005). Έχει εκτιμηθεί ότι μία στις χίλιες φορές το ραντάρ έχει φτωχή ποιότητα σήματος σε καλό καιρό και με το ραντάρ προσαρμοσμένο στις

υπάρχουσες συνθήκες. Φτωχή ποιότητα σήματος σημαίνει πως ίσως είναι απίθανο να εντοπιστεί ο κίνδυνος μέσω του ραντάρ. Οι άλλες πιθανότητες του πίνακα δεσμευμένων πιθανοτήτων ορίζονται από ομάδα μελέτης του προβλήματος.

**12. Able to radar detection:** Σχετικά με την αξιοπιστία του ραντάρ και την ποιότητα του σήματος, αυτός ο κόμβος καθορίζει την πιθανότητα να εντοπιστούν κίνδυνοι εγκαίρως. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται από τα στοιχεία του DNV (2005). Αν το ραντάρ είναι σε λειτουργία και η ποιότητα του σήματος είναι φτωχή, υπάρχει μία πιθανότητα του 0.5 όπου ο κίνδυνος δε θα ανιχνευθεί στην οθόνη του ραντάρ.

**13. Navigational aids in use:** Ο κόμβος αυτός εκφράζει πως η χρήση του ECDIS και του track control θα βοηθήσουν στη γρηγορότερη οπτική ανίχνευση και ανίχνευση μέσω ραντάρ. Οι καταστάσεις είναι:

- More time to detection (περισσότερο χρόνο για εντοπισμό)
- No more time to detection (λιγότερο χρόνο για εντοπισμό)

Αυτός ο κόμβος είναι φτιαγμένος έτσι ώστε να συγκεντρώνει τους κόμβους «ECDIS used» και «Track control used» σε έναν κόμβο. Αυτή η προσέγγιση αποτελεί ένα λογισμικό τέχνασμα ώστε να μειωθεί η ποσότητα των πιθανοτήτων που εισάγουμε αρχικά στο δίκτυο. Αν ο αριθμός των τόξων πάνω σε έναν κόμβο μειωθεί, το μέγεθος και η πολυπλοκότητα των πινάκων με τις δεσμευμένες πιθανότητες επίσης μειώνεται. Ο κόμβος έχει μόνο λογικές τιμές αρχικών πιθανοτήτων (π.χ. οι τιμές είναι 1 ή 0). Αυτό σημαίνει ότι έχουμε δύο καταστάσεις αυτού του κόμβου (αιτία) και η τιμή της κάθε μίας πιθανότητας θα είναι 0% ή 100%. Δηλαδή, μπορεί να ισχύει η μία ή η άλλη κατάσταση.

**14. Radar detection:** Η ανίχνευση μέσω ραντάρ καθορίζει αν ο αξιωματικός έχει τη δυνατότητα να ανιχνεύσει τον κίνδυνο μέσω του ραντάρ. Η δυνατότητα αυτή είναι φυσικά εξαρτώμενη με το αν είναι πιθανό να διακρίνει τον κίνδυνο μέσα από το ραντάρ. Παρόλα αυτά, η προσοχή που πρέπει να δοθεί από τον κάθε αρμόδιο για τις διάφορες εργασίες που είναι εξουσιοδοτημένος να φέρει εις πέρας και αν τα υποστηρικτικά μέσα της ναυσιπλοΐας χρησιμοποιούνται, θα επηρεάσουν τον κόμβο αυτόν. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται από τα στοιχεία του DNV (2005) και διαμορφώνονται από την πιθανότητα του 0.005 (1 στις 200 φορές) ότι ο κίνδυνος δεν εντοπίζεται από τα σήματα που προέρχονται από το ραντάρ για ένα αξιωματικό υπηρεσίας με χαρακτηριστικό το υψηλό επίπεδο προσοχής που διαθέτει.

**15. ECDIS used:** Στον κόμβο αυτό φαίνεται αν το ECDIS είναι σε χρήση ή όχι. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι πιθανότητες εδώ λαμβάνονται και αυτές από το DNV (2005).

**16. GPS signal:** Το GPS (Global Positioning System) είναι ένα σύστημα δορυφορικής αναγνώρισης και προβολής τοποθεσίας στην οποία κινείται το σκάφος και ο συγκεκριμένος κόμβος περιγράφει τη λειτουργικότητα του σήματος από το σύστημα αυτό. Αυτό επηρεάζεται από τις συνηθισμένες πορείες εργασιών συντήρησης. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι πιθανότητες εδώ λαμβάνονται και αυτές από το DNV (2005).

**17. Other ECDIS failure:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει την αξιοπιστία του συστήματος του ECDIS (λογισμικό κ.τ.λ.), εξαιρουμένου των αποτυχιών του συστήματος GPS. Αυτό επηρεάζεται από τις εργασίες συντήρησης. Οι καταστάσεις είναι:

- No failure (όχι αποτυχία)
- Failure (αποτυχία)

Οι πιθανότητες για τις αποτυχίες του ECDIS είναι βασισμένες στα στοιχεία του DNV. Οι διευθετήσεις για την επιρροή που ασκεί ο κόμβος maintenance routines βασίζονται και αυτές στο DNV (2005).

**18. Able to ECDIS detection:** Αν γίνεται χρήση του συγκεκριμένου συστήματος εντοπισμού βάσει ηλεκτρονικών χαρτών (updating routines: αναβάθμιση των εκάστοτε εργασιών), εδώ περιγράφεται αν είναι τεχνικά πιθανό να εντοπιστούν κίνδυνοι μέσω του ECDIS εγκαίρως. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες του κόμβου αυτού βασίζονται σε στοιχεία του DNV (2005). Αν το ECDIS είναι σε λειτουργία, αλλά η αναβάθμιση των χαρτών είναι φτωχή, υπάρχει μία πιθανότητα 0.001 (1 στις 1000 φορές) όπου ο κίνδυνος δε θα εντοπιστεί διαμέσου του ηλεκτρονικού χάρτη.

**19. Paper charts:** Αυτός ο κόμβος μας δείχνει αν υπάρχουν χάρτινοι χάρτες διαθέσιμοι επάνω στο πλοίο ή όχι. Οι καταστάσεις είναι:

- Available (διαθέσιμοι)
- Not available (όχι διαθέσιμοι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες βρίσκονται επίσης από το δημοσίευμα του DNV (2005). Όπως θα δούμε παρακάτω στο παράδειγμα του Sea Diamond το οποίο προσάραξε στο θαλάσσιο χώρο της Σαντορίνης, οι χάρτες που θα έπρεπε να χρησιμοποιηθούν δεν ήταν διαθέσιμοι.

**20. Grounding alarm:** Ο κόμβος περιγράφει αν ένας υπάρχων συναγερμός προσάραξης βοηθάει τον αξιωματικό υπηρεσίας να εντοπίσει τον κίνδυνο. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται και αυτές από το δημοσίευμα του DNV (2005).

**21. Chart detection:** Ο εντοπισμός μέσω χάρτη καθορίζει αν ο αξιωματικός φυλακής ανακαλύπτει πως το πλοίο κινείται προς την ξηρά, βράχο κ.τ.λ. μέσω της χρήσης τους. Η δυνατότητά του αυτή εξαρτάται από την προσοχή του, την ποιότητα του σχεδιασμού του ταξιδιού και από το αν οι χάρτες είναι λειτουργικοί και αναβαθμισμένοι. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες βασίζονται στο DNV (2005). Αν ο συναγερμός προσάραξης χτυπήσει, η πιθανότητα μειώνεται κατά 40% με τιμή 0.003.

**22. Navigation system detection:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει αν ο αξιωματικός φυλακής έχει εντοπίσει τον κίνδυνο σε κάποιον από τους χάρτες, σε ραντάρ ή εξαιτίας του συναγερμού προσάραξης. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Αυτός ο κόμβος μπαίνει στο δίκτυο ώστε να συγκεντρώσει τους κόμβους για ανίχνευση του κινδύνου από το ραντάρ, το ECDIS και το συναγερμό προσάραξης. Με αυτήν την προσέγγιση μειώνεται η ποσότητα των εισαγόμενων πιθανοτήτων. Αν ο αριθμός των τόξων επάνω στον κόμβο αυτόν μειωθεί, τότε μειώνεται και το μέγεθος και η πολυπλοκότητα των πινάκων που εμπεριέχουν τις δεσμευμένες πιθανότητες για τους εκάστοτε κόμβους.

**23. Detection:** Ο κόμβος αυτός συνδέεται με τους κόμβους «Visual detection» και «Navigation system detection» και περιγράφει αν ο αξιωματικός φυλακής έχει εντοπίσει τον κίνδυνο είτε μέσω οπτικών μέσων είτε με τη χρήση εξοπλισμού ναυσιπλοΐας. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Αυτός ο κόμβος συγκεντρώνει τους άλλους δύο που προαναφέρθηκαν, μειώνοντας την ποσότητα των εισαγόμενων πιθανοτήτων. Μειώνοντας τα τόξα που κατευθύνονται σε έναν κόμβο μειώνεται και το μέγεθος των πινάκων δεσμευμένων πιθανοτήτων. Οι τιμές αυτού του κόμβου είναι 1 ή 0. Δηλαδή, οι καταστάσεις εδώ υποδεικνύουν ότι η ανίχνευση του εκάστοτε κινδύνου πραγματοποιείται ή όχι.

## **Γ. Management factors (Παράγοντες διαχείρισης: με γκρι χρώμα στο δίκτυο)**

**24. Safety culture:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει πόσο καλά ο χειριστής του πλοίου διαχειρίζεται τα θέματα ασφαλείας και πόσο καλά αυτός τα προωθεί στους υπόλοιπους υπαλλήλους. Στα θέματα ασφαλείας περιλαμβάνεται η τεχνική ασφάλεια του πλοίου (π.χ. επίπεδο εξοπλισμού διάσωσης) και ο σχεδιασμός του. Επίσης, περιλαμβάνεται η λειτουργία των εκάστοτε διαδικασιών και οδηγιών, οι συνθήκες λειτουργίας, η εκπαίδευση, οι ασκήσεις για την αντιμετώπιση επικίνδυνων καταστάσεων κ.τ.λ. Οι καταστάσεις είναι:

- Excellent (άριστα)
- Standard cruise (συνηθισμένα)

Ο σκοπός αυτού του κόμβου είναι να μοντελοποιήσει την επιρροή στη ναυσιπλοΐα μιας πιθανής βελτίωσης του επιπέδου που χαρακτηρίζει την ασφάλεια των πλοίων σε άριστο επίπεδο (excellent).

**25. Maintenance routines:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει αν οι ρουτίνες συντήρησης των τεχνικών συστημάτων επάνω στο πλοίο ακολουθούνται ή όχι. Οι καταστάσεις είναι:

- Followed (ακολουθούμενες)
- Not followed (όχι ακολουθούμενες)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες αυτού του κόμβου λαμβάνονται από τα στοιχεία που μας δίδονται από το DNV (2005).

**26. Update routines:** Αυτός ο κόμβος στοχεύει κυρίως στην αναβάθμιση των ρουτινών στο πλοίο αναφορικά με τους χάρτες (αναβάθμιση συχνότητας, ποιότητα κ.τ.λ.). Οι καταστάσεις είναι:

- Good (καλή)
- Poor (φτωχή)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται και αυτές από τα δεδομένα στοιχεία του DNV (2005).

**27. Passage planning:** Εδώ περιγράφεται η ποιότητα του σχεδιασμού του ταξιδιού. «Φτωχή (Poor)» σημαίνει πως το ταξίδι δε σχεδιάστηκε σε ικανοποιητικό επίπεδο ή πως η σχεδιασμένη πορεία εκθέτει το πλοίο σε έναν υψηλότερο κίνδυνο από τον αναγκαίο. Ο κόμβος, ακόμα, απεικονίζει τη δυνατότητα ανίχνευσης επικίνδυνων καταστάσεων κατά την πορεία του πλοίου. Οι καταστάσεις είναι:

- Standard (συνηθισμένος σχεδιασμός)
- Poor (φτωχός σχεδιασμός)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες αυτού του κόμβου βασίζονται σε στοιχεία που δίδονται από το DNV (2005).

#### **Δ. Human factors (Ανθρώπινοι παράγοντες: με γαλάζιο χρώμα στο δίκτυο)**

**28. Duties:** Ο κόμβος αυτός υποδεικνύει τα καθήκοντα για τα οποία ο αξιωματικός φυλακής του πλοίου είναι υπεύθυνος. Οι καταστάσεις είναι:

- Normal (κανονικά σε φυσιολογικά επίπεδα καθήκοντα)
- High (υψηλά καθήκοντα)
- Extreme (μέγιστα υψηλά καθήκοντα)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες είναι βασισμένες στο DNV (2005).

**29. Tired:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει αν ο αξιωματικός φυλακής είναι κουρασμένος, το οποίο εξαρτάται από τα καθήκοντα που έχει αναλάβει. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Για τις δεσμευμένες πιθανότητες που εισάγονται στο δίκτυο ισχύει ό,τι για τα παραπάνω. Η θεώρηση είναι μία πιθανότητα 2% όπου ο αξιωματικός φυλακής θα είναι κουρασμένος κατά τη διάρκεια της επίβλεψής του, αν η επίβλεψη είναι το μοναδικό καθήκον του επάνω στο πλοίο (2005).

**30. Other distractions:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει αν ο αξιωματικός φυλακής είναι εκτεθειμένος σε πολλές ή λιγότερες ενέργειες που του αποσπούν την προσοχή του (π.χ. χρήση κινητών τηλεφώνων, δύσκολες καταστάσεις που μπορεί να λαμβάνουν χώρα επάνω στο πλοίο και συνομιλίες με άλλους ανθρώπους επάνω στη γέφυρα που να του αποσπούν την προσοχή από τα καθήκοντα τα οποία έχει αναλάβει σαν πλοηγός). Οι καταστάσεις είναι:

- Few (λίγες καταστάσεις που του αποσπούν την προσοχή)
- Many (πολλές καταστάσεις που του αποσπούν την προσοχή)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες για αυτόν τον κόμβο λαμβάνονται επίσης από το DNV (2005).

**31. Non navigational tasks:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει την ποσότητα των μη-ναυτιλιακών εργασιών (π.χ. συναγερμοί ειδοποίησης) που αποπροσανατολίζει τον αξιωματικό υπηρεσίας. Αυτές οι εργασίες δε σχετίζονται με τη ναυσιπλοΐα και μπορούν συνεπώς να απομακρυνθούν από τη γέφυρα του πλοίου. Οι καταστάσεις είναι:

- Few (λίγες)
- Many (πολλές)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες για αυτόν τον κόμβο λαμβάνονται επίσης από το DNV (2005).

**32. Distraction level:** Εδώ περιγράφεται το συνολικό επίπεδο των ενοχλητικών καταστάσεων. Οι καταστάσεις είναι:

- Low level of distractions (χαμηλό)
- Moderate level of distractions (μεσαίο)
- High level of distraction (υψηλό)

Λίγες μη ναυτιλιακές εργασίες και άλλες ενοχλητικές ενέργειες καθορίζονται ως χαμηλό επίπεδο ενοχλητικών καταστάσεων, ενώ πολλές τέτοιες ενέργειες ως υψηλό επίπεδο.

**33. Stress level:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει το επίπεδο της πίεσης και του στρες στο οποίο βρίσκεται ο αξιωματικός φυλακής, σχετικά με το βαθμό στον οποίο χαρακτηρίζεται από οικειότητα με τη θάλασσα, την αποδοτικότητά του και τις καταστάσεις που τον αποπροσανατολίζουν από τα καθήκοντά του. Οι καταστάσεις είναι:

- High (υψηλό)
- Standard (συνηθισμένο)

Με το μεσαίο επίπεδο καταστάσεων που αποσπούν την προσοχή στον αξιωματικό υπηρεσίας και πλέοντας σε μία αρκετά οικεία για αυτόν περιοχή, θεωρείται από το DNV (2005) πως η πιθανότητα για στρες και πίεση είναι 10%.

**34. Incapacitated:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει τις φυσικές ικανότητες του αξιωματικού υπηρεσίας. Η ικανότητα εκτιμάται να είναι μειωμένη αν ο αξιωματικός φυλακής είναι για παράδειγμα μεθυσμένος ή άρρωστος, ενώ ανίκανος αν αποκοιμηθεί, είναι απών κ.τ.λ. Οι καταστάσεις είναι:

- Capable (ικανός)
- Reduced capability (μειωμένη ικανότητα)
- Incapable (ανίκανος)

Οι πιθανότητες που εισάγονται σε αυτόν τον κόμβο λαμβάνονται από το DNV (2005). Οι πιθανότητες ανικανότητας στην αναφορά του δημοσιεύματος είναι εξακριβωμένες για εμπορικά πλοία, πιο συγκεκριμένα για δεξαμενόπλοια. Παρόλα αυτά, οι πιθανότητες για ανικανότητα για τη βιομηχανία των πλοίων αναμένεται να είναι μειωμένη.

**35. Personal condition:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει τη φυσική και πνευματική κατάσταση του αξιωματικού υπηρεσίας και υποδεικνύει αν αυτός είναι σε θέση να εκτελέσει τα καθήκοντά του σαν πλοηγός του πλοίου. Επίσης, είναι άμεσα εξαρτώμενος με τους κόμβους «Stress level», «Tired» και «Incapacitated». Οι καταστάσεις είναι:

- Fit (σε φόρμα)
- Unfit (όχι σε φόρμα)
- Not able to perform (ανίκανος να εκτελέσει τα καθήκοντά του)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται από το DNV (2005). Δηλώνεται πως ο αξιωματικός φυλακής είναι 100% σε φόρμα (fit), αν αυτός δεν είναι ανίκανος (not incapable), έχει συνηθισμένο επίπεδο στρες (standard stress level) και δεν είναι κουρασμένος (not tired). Αν ο αξιωματικός φυλακής είναι κουρασμένος ή έχει σε υψηλά επίπεδα στρες, η φόρμα του που έχει να κάνει με το πόσο μπορεί να ανταπεξέλθει στα καθήκοντά του μειώνεται κατά 10%.

**36. Competence:** Η επάρκεια σαν χαρακτηριστικό ενός ατόμου αναφέρεται σαν ένα συνδυασμό γνώσεων, ικανοτήτων και συμπεριφορών. Ο κόμβος αυτός αντικατοπτρίζει τις γνώσεις του αξιωματικού υπηρεσίας, το επίπεδο εκπαίδευσης, τον τρόπο με τον οποίο χρησιμοποιεί τις γνώσεις του και τη συμπεριφορά στην εκτέλεση των καθηκόντων του (π.χ. να ακολουθήσει διαδικασίες και οδηγίες σχετικές με τις εκάστοτε αρμοδιότητές του). Αυτό, ακόμα, απεικονίζει την τεχνική κατάρτιση στη χρήση του διαθέσιμου εξοπλισμού. Οι καταστάσεις είναι:

- Excellent (άριστη)
- Standard (συνηθισμένη)
- Low (χαμηλή)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται από το DNV (2005).

**37. Bridge design:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει αν η γέφυρα είναι έτσι σχεδιασμένη που να δίνει τη δυνατότητα στον αξιωματικό υπηρεσίας να εκτελέσει σωστά τα καθήκοντά του. Επίσης, απεικονίζεται ο τρόπος που διασυνδέονται τα διάφορα



μηχανήματα, ο σχεδιασμός του μέρους όπου γίνονται οι εκάστοτε εργασίες (εργονομικές συνθήκες) και η διάταξη της γέφυρας. Οι καταστάσεις είναι:

- Standard cruise (συνηθισμένο)
- Beyond standard (πάνω από το συνηθισμένο)
- Below standard (κάτω από το συνηθισμένο)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται από το DNV (2005).

**38. BRM:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει την ύπαρξη ενός συστήματος που καλείται BRM (Bridge Resource Management: διαχείριση πόρων στη γέφυρα), δηλαδή πως συνεργάζονται μεταξύ τους τα μέλη της γέφυρας. Το BRM καλύπτει τη βελτιστοποίηση των ανθρώπινων πόρων στη γέφυρα δεδομένου του τεχνικού συστήματος και του σχεδιασμού της γέφυρας. Μία βελτιστοποίηση των ανθρώπινων παραγόντων είναι έντονα συσχετισμένη με την επικοινωνία (communication level) και τις ευθύνες καθηκόντων (task responsibilities). Η ύπαρξη ενός συστήματος BRM σημαίνει πως το σύστημα αναπτύσσεται και εφαρμόζεται ανάλογα με τις προθέσεις. Οι καταστάσεις είναι:

- BRM system exists (υπάρχει αυτό το σύστημα)
- No BRM system (δεν υπάρχει αυτό το σύστημα)

Οι δεσμευμένες πιθανότητες λαμβάνονται από το DNV (2005).

**39. Attention:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει το πόσο προσεκτικός είναι ο αξιωματικός φυλακής όταν εκτελεί τα καθήκοντά του. Η προσοχή επηρεάζεται από το φυσικό μέρος των εργασιών (π.χ. bridge design: σχεδιασμός γέφυρας), την οργάνωση των εργασιών (BRM system) και την προσωπική του κατάσταση (personal condition). Οι καταστάσεις είναι:

- High attention (υψηλή προσοχή)
- Low attention (χαμηλή προσοχή)
- Not able to pay attention (αδυναμία να δοθεί η όποια προσοχή)

Με μεσαίο επίπεδο καταστάσεων που έχουν τη δυνατότητα να αποσπάσουν την προσοχή, συνηθισμένο σχεδιασμό γέφυρας και εφαρμοσμένο σύστημα BRM, η πιθανότητα για χαμηλή προσοχή θεωρείται 0.05. Χωρίς το σύστημα BRM, η πιθανότητα για χαμηλή προσοχή θεωρείται αυξανόμενη σε σχέση με την κατάσταση όπου εφαρμόζεται το προαναφερθέν σύστημα.

**40. Performance:** Εδώ περιγράφεται πόσο καλά ο αξιωματικός φυλακής εκτελεί τα καθήκοντά του. Αυτό περιλαμβάνει την προσωπική κατάσταση (personal condition), το σχεδιασμό γέφυρας (bridge design) και επάρκεια (competence). Οι καταστάσεις είναι:

- Excellent (άριστα)
- Standard (συνηθισμένα)
- Poor (φτωχά)

Για τις δεσμευμένες πιθανότητες ισχύει ό,τι και για τις πιθανότητες των προηγούμενων κόμβων. Εφόσον η βιομηχανία των κρουαζιερόπλοιων έχει παραδοσιακά επικεντρωθεί στην ασφάλεια χρησιμοποιώντας επαρκές προσωπικό,

θεωρείται πως υπάρχει μία πιθανότητα 80% για την κατάσταση «excellent», 20% για την κατάσταση «standard» και 0% για την κατάσταση «poor» με κατάσταση «standard» για τους κόμβους «bridge design» και «competence».

**41. Assessment:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει αν ο αξιωματικός φυλακής κάνει τη σωστή εκτίμηση της κατάστασης η οποία βασίζεται στις παρατηρήσεις του. Οι καταστάσεις είναι:

- Correct (σωστή)
- Wrong (λανθασμένη)
- No assessment (καμία εκτίμηση)

Αν ο κίνδυνος εντοπιστεί υπάρχει μία πιθανότητα  $2 \cdot 10^{-5}$  όπου η κατάσταση δε θα εκτιμηθεί σωστά δεδομένου της μη επαγρύπνησης (no vigilance).

**42. Action:** Ο κόμβος αυτός καθορίζει αν ο αξιωματικός φυλακής ενεργεί σωστά για την αποφυγή ενός ατυχήματος, δεδομένου ότι αυτός ή κάποιος άλλος έχει ανακαλύψει τον κίνδυνο. Οι καταστάσεις είναι:

- Correct action (σωστή αντίδραση)
- Wrong action (λανθασμένη αντίδραση)

Ομοίως, λαμβάνονται υπόψη οι πιθανότητες από το DNV (2005). Αν η κατάσταση εκτιμηθεί σωστά υπάρχει ακόμα μία πιθανότητα  $2 \cdot 10^{-5}$  για λανθασμένη αντίδραση σε περίπτωση εντοπισμού ενός κινδύνου, δεδομένης της μη επαγρύπνησης (no vigilance) και της έλλειψης ελέγχου πορείας (no track control).

#### **E. Technical reliability (Τεχνική αξιοπιστία: με κόκκινο χρώμα στο δίκτυο)**

**43. Steering failure:** Ο κόμβος αυτός υποδεικνύει την αξιοπιστία του συστήματος πηδαλιουχίας (βασισμένο σε στατιστικά/γενικά δεδομένα). Οι καταστάσεις είναι:

- Function (λειτουργία)
- Not function (όχι σε λειτουργία)

Οι πιθανότητες βασίζονται στα στοιχεία του DNV (2005).

**44. Mechanical failure:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει τις σοβαρές μηχανικές βλάβες, οι οποίες οδηγούν σε ακυβερνησία του πλοίου. Οι καταστάσεις είναι:

- Function (λειτουργία)
- Not function (όχι σε λειτουργία)

Ο κόμβος αυτός αποτελεί προσθήκη στο ήδη υπάρχον δίκτυο του DNV (2005). Οι αρχικές πιθανότητες που καταγράψαμε βασίζονται σε μία βάση δεδομένων του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας για ναυτικά ατυχήματα μεγάλων επιβατηγών πλοίων, από το 1992 έως το 2005, καθώς και στη συχνότητα των δρομολογίων αυτών των πλοίων που ταξίδεψαν αυτά τα χρόνια. Όπως παρατηρούμε από τη βάση δεδομένων που χρησιμοποιούμε, η κατάσταση μηχανικών βλαβών που θεωρήθηκαν αιτίες ατυχήματος εμφανίζεται αρκετά συχνά.

**45. Track control used:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει την ποσοστιαία αναλογία της στιγμής όπου το πλοίο πηδαλιουχείται από το track control (σύστημα οδήγησης

του πλοίου) και όχι χειροκίνητα από τον εκάστοτε κυβερνήτη. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Η πιθανότητα για την κατάσταση «yes» (δηλαδή, σε λειτουργία και χρήση ο έλεγχος πορείας) είναι 0.85, όπως φαίνεται στον αντίστοιχο πίνακα δεσμευμένων πιθανοτήτων στο δημοσίευμα του DNV (2005).

### **ΣΤ. Support (Ενίσχυση: με άσπρο χρώμα στο δίκτυο)**

**46. Communication level:** Σχετικά με την ύπαρξη του συστήματος BRM, ο κόμβος αυτός περιγράφει το επίπεδο και την ποιότητα επικοινωνίας ανάμεσα στο προσωπικό που βρίσκεται στη γέφυρα. Οι καταστάσεις είναι:

- Beyond standard (πέρα από το κανονικό)
- Standard (κανονικό)
- Substandard (κάτω από το κανονικό)

Οι πιθανότητες αυτές λαμβάνονται ομοίως από τις αναφορές του DNV (2005).

**47. Task responsibilities:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει αν υπάρχουν σαφείς ευθύνες εργασιών μεταξύ του πληρώματος, εξαρτώμενο αυτό από την ύπαρξη του συστήματος BRM. Οι καταστάσεις είναι:

- Clear (σαφείς)
- Unclear (ασαφείς)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους.

**48. Pilot vigilance:** Αυτός ο κόμβος μας δείχνει το αποτέλεσμα του να υπάρχει ένας πλοηγός που θα διορθώσει ανά πάσα στιγμή μία επικίνδυνη πορεία, το οποίο εξαρτάται από τις ευθύνες καθηκόντων (Task responsibilities) και το επίπεδο επικοινωνίας ανάμεσα στα άτομα του πληρώματος και του πλοηγού (Communication level). Οι καταστάσεις είναι:

- Able to correct (μπορεί να αντιδράσει σωστά)
- Not able to correct (δεν μπορεί να αντιδράσει)
- No pilot (δεν υπάρχει πλοηγός)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους (2005).

**49. Officer no.2 vigilance:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει αν ένα δεύτερος αξιωματικός φυλακής είναι παρών και έχει τη δυνατότητα να εντοπίσει τον κίνδυνο και να αντιδράσει σωστά σε μία κρίσιμη πορεία του πλοίου. Οι καταστάσεις είναι:

- Able to correct (μπορεί να αντιδράσει σωστά)
- Not able to correct (δεν μπορεί να αντιδράσει)
- Not present (δεν είναι παρών)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους.

**50. Internal vigilance:** Ο κόμβος αυτός υποδεικνύει την ύπαρξη ή όχι κάποιου μέσου επαγρύπνησης, το οποίο μπορεί να ειδοποιήσει τον αξιωματικό υπηρεσίας για πιθανό κίνδυνο. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους.

**51. Other internal vigilance:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει αν υπάρχει άλλο άτομο στη γέφυρα (π.χ. σκοπός) το οποίο να έχει τη δυνατότητα να διορθώσει μία επικίνδυνη πορεία του πλοίου ενημερώνοντας τον αξιωματικό υπηρεσίας έτσι ώστε η αναγκαίες ενέργειες να εκτελεστούν εγκαίρως. Αυτό το άτομο ίσως να μπορεί να ενεργήσει με παρέμβαση στο μέρος όπου βρίσκεται ο αρμόδιος αξιωματικός φυλακής. Αυτό είναι πολύ σημαντικό αν ο αξιωματικός φυλακής είναι ανίκανος να ανταπεξέλθει στις υποχρεώσεις του (incapacitated). Οι καταστάσεις είναι:

- Able to correct (μπορεί να αντιδράσει σωστά)
- Not able to correct (δεν μπορεί να αντιδράσει)
- No other vigilance (όχι άλλο άτομο για βοήθεια)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους.

**52. VTS presence:** Ο κόμβος αυτός δείχνει την ύπαρξη ή όχι του συστήματος διαχείρισης και παρακολούθησης της θαλάσσιας κυκλοφορίας (VTS: Vessel Traffic Service). Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους. Ενημερωτικά αναφέρουμε ότι το σύστημα αυτό χρησιμοποιείται στην Ελλάδα στη θαλάσσια περιοχή του Ιονίου πελάγους.

**53. VTS vigilance:** Εδώ δείχνεται αν η χρήση του VTS καθιστά δυνατή την ανίχνευση του κινδύνου και εν συνεχεία την ειδοποίηση του αξιωματικού υπηρεσίας για αυτό, ώστε αυτός να ενεργήσει εγκαίρως. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Για τις πιθανότητες ισχύουν τα ίδια με τους προηγούμενους κόμβους.

**54. Vigilance:** Αυτός ο κόμβος με τη γενική ονομασία της επαγρύπνησης υποδεικνύει αν υπάρχει κάποιος εσωτερικός ή εξωτερικός παράγοντας που να βοηθάει στην επαγρύπνηση και εγρήγορση των μελών του σκάφους, έτσι ώστε να ειδοποιηθεί και να αντιδράσει εγκαίρως ο αξιωματικός φυλακής. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Αυτός ο κόμβος μπορεί να λάβει μόνο λογικές πιθανότητες (1 ή 0).

## Z. Overall (Γενικά: με μωβ χρώμα στο δίκτυο)

**55. Type of waters:** Αυτός ο κόμβος περιγράφει τι είδους νερά υπάρχουν στην εκάστοτε θαλάσσια περιοχή στην οποία είναι δυνατόν το πλοίο να πλεύσει. Οι καταστάσεις είναι:

- Open waters (βαθιά νερά)
- Coastal waters (παράκτια νερά)
- Narrow waters (ρηχά νερά)

Οι αρχικές πιθανότητες των τύπων νερών καθορίζονται από άρθρα και δημοσιευμένες γνώμες ειδικών που αναφέρονται στο είδος των νερών που πλέουν ως επί το πλείστον τα επιβατηγά πλοία στην Ελλάδα. Τα στοιχεία αυτά έχουν δημοσιοποιηθεί σε αναφορές μέσω του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας.

**56. Loss of control:** Ο κόμβος αυτός περιγράφει την πιθανότητα για απώλεια ελέγχου του πλοίου εξαιτίας τεχνικών βλαβών ή ανθρώπινων λαθών. Αν ο έλεγχος χαθεί, τότε το πλοίο δεν μπορεί να αποφύγει την πορεία του προς τον εκάστοτε κίνδυνο, όπως για παράδειγμα προς την ξηρά, βράχια κ.τ.λ. (σενάριο προσάραξης) και προς ένα άλλο πλοίο (σενάριο σύγκρουσης). Οι καταστάσεις είναι:

- Loss of control (απώλεια ελέγχου)
- No loss of control (όχι απώλεια ελέγχου)

Αυτός ο κόμβος έχει μόνο λογικές τιμές πιθανοτήτων οι οποίες εισάγονται στο δίκτυο που κατασκευάζεται. Αν η σωστή αντίδραση είναι γεγονός και το σύστημα πηδαλίου λειτουργήσει σωστά, τότε η πιθανότητα απώλειας ελέγχου του σκάφους είναι 0.

**57. Grounding:** Ο κόμβος αυτός υποδηλώνει την πιθανότητα για προσάραξη του σκάφους. Οι καταστάσεις είναι:

- Yes (ναι)
- No (όχι)

Οι τιμές που λαμβάνονται εδώ για τις πιθανότητες είναι 0 ή 1 (λογικές τιμές).

### 8.2.2: ΟΡΙΣΜΟΣ ΑΡΧΙΚΩΝ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ (PRIOR PROBABILITIES)-ΔΙΚΤΥΟ ΠΡΟΣΑΡΑΞΗΣ

Παρακάτω παρατίθενται οι πίνακες δεσμευμένων πιθανοτήτων (CPT: Conditional Probability Table) όπως ορίστηκαν αρχικά στο δίκτυο (οι πίνακες εξάγονται απευθείας από το πρόγραμμα). Εν συνεχεία, παρουσιάζεται η τελική μορφή του δικτύου για τη μελέτη της προσάραξης.

- **Visual detection (Οπτική ανίχνευση: με κίτρινο χρώμα στο δίκτυο)**

Good	0.8
Storm_rain	0.02
Windy	0.16
Fog	0.02

### VISIBILITY

weather	Good	Storm_rain	Windy	Fog
Greater_than_1nm	1	0.75	1	0
Lower_than_1nm	0	0.25	0	1

### DAYLIGHT

Day	0.3
Night	0.7

### BRIDGE VIEW

Good	0.5
Standard	0.5

### MARKING

Standard	0.9
Poor	0.1

### ABLE TO VISUAL DETECT

visibility	Greater_than_1nm							
daylight	Day				Night			
marking	Standard		Poor		Standard		Poor	
bridge view	Good	Standard	Good	Standard	Good	Standard	Good	Standard
Yes	1	0.9995	0.999	0.9985	0.999	0.9985	0.95	0.94
No	0	0.0005	0.001	0.0015	0.001	0.0015	0.05	0.06

visibility	Lower_than_1nm							
daylight	Day				Night			
marking	Standard		Poor		Standard		Poor	
bridge view	Good	Standard	Good	Standard	Good	Standard	Good	Standard
Yes	0.9	0.88	0.9	0.88	0.8	0.75	0.8	0.75
No	0.1	0.12	0.1	0.12	0.2	0.25	0.2	0.25

### FAMILIARISATION

Familiar	0.9
Quite_familiar	0.05
Not_familiar	0.05

### VISUAL DETECTION

able to visual detect	Yes											
attention	High_attention					Low_attention						
familiarisation	Familiar		Quite_familiar		Not_familiar		Familiar		Quite_familiar		Not_familiar	
nav.aids in use	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...
Yes	1	1	0.995	0.99	0.992	0.984	0.95	0.9	0.92	0.84	0.9	0.8
No	0	0	0.005	0.01	0.008	0.016	0.05	0.1	0.08	0.16	0.1	0.2
able to visual d...	No											
attention	Not_able_to_pay_attention					High_attention						
familiarisation	Familiar		Quite_familiar		Not_familiar		Familiar		Quite_familiar		Not_familiar	
nav.aids in use	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...
Yes	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
No	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
attention	Low_attention					Not_able_to_pay_attention						
familiarisation	Familiar		Quite_familiar		Not_familiar		Familiar		Quite_familiar		Not_familiar	
nav.aids in use	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...
Yes	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
No	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

- Navigational aid detection (Εντοπισμός μέσω υποστηρικτικών μέσων ναυσιπλοΐας: με ανοιχτό πράσινο χρώμα στο δίκτυο)

### RADAR FUNCTION

maintenance routines	Followed	Not_followed
Yes	0.999923	0.99969
No	7.7e-005	0.00031

### RADAR TUNING

Adjusted_to_conditions	0.99
Not_adjusted	0.01

### SIGNAL QUALITY

weather	Good		Storm_rain		Windy		Fog	
	Adjusted_to...	Not_adjusted	Adjusted_to...	Not_adjusted	Adjusted_to...	Not_adjusted	Adjusted_to...	Not_adjusted
Good	0.999	0.99	0.8	0.5	1	0.9	1	1
Poor	0.001	0.01	0.2	0.5	0	0.1	0	0

### ABLE TO RADAR DETECTION

radar function	Yes		No	
	Good	Poor	Good	Poor
Yes	1	0.5	0	0
No	0	0.5	1	1

### NAVIGATIONAL AIDS IN USE

ECDIS used	Yes		No	
	Yes	No	Yes	No
More_time...	1	1	0	0
No_more_ti...	0	0	1	1

### RADAR DETECTION

able to radar detect	Yes					
	High_attention		Low_attention		Not_able_to_pay_att...	
nav.aids in use	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...
Yes	0.997	0.995	0.97	0.95	0	0
No	0.003	0.005	0.03	0.05	1	1

able to radar detect	No					
	High_attention		Low_attention		Not_able_to_pay_att...	
nav.aids in use	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...	More_time_t...	No_more_ti...
Yes	0	0	0	0	0	0
No	1	1	1	1	1	1

### ECDIS USED

Yes	1
No	1e-010

### GPS SIGNAL

maintenance routines	Followed	Not_followed
Yes	0.99938	0.9975
No	0.00062	0.0025

### OTHER ECDIS FAILURE

maintenance routines	Followed	Not_followed
No_failure	0.9974	0.99
Failure	0.0026	0.01

### ABLE TO ECDIS DETECTION

ECDIS used	Yes							
GPS signal	Yes				No			
other ECDIS failure	No_failure		Failure		No_failure		Failure	
update routines	Good	Poor	Good	Poor	Good	Poor	Good	Poor
Yes	1	0.999	0	0	0	0	0	0
No	0	0.001	1	1	1	1	1	1
ECDIS used	No							
GPS signal	Yes				No			
other ECDIS failure	No_failure		Failure		No_failure		Failure	
update routines	Good	Poor	Good	Poor	Good	Poor	Good	Poor
Yes	0	0	0	0	0	0	0	0
No	1	1	1	1	1	1	1	1

### PAPER CHARTS

Available	0.9998
Not_available	0.0002

### GROUNDING ALARM

Yes	0.8999
No	0.0001
No_Not_used	0.1

### CHART DETECTION

grounding alarm	High_attention							
attention	High_attention							
able to ECDIS detect	Yes				No			
paper charts	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	0.997	0.994	0.997	0.994	0.98	0.95	0	0
No	0.003	0.006	0.003	0.006	0.02	0.05	1	1
grounding alarm	Low_attention							
attention	Low_attention							
able to ECDIS detect	Yes				No			
paper charts	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	0.97	0.94	0.97	0.94	0.8	0.5	0	0
No	0.03	0.06	0.03	0.06	0.2	0.5	1	1
grounding alarm	Not_able_to_pay_attention							
attention	Not_able_to_pay_attention							
able to ECDIS detect	Yes				No			
paper charts	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	0	0	0	0	0	0	0	0
No	1	1	1	1	1	1	1	1



grounding alarm	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>								
attention	...	<input type="checkbox"/>	High_attention							
able to ECDIS detect	...	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
paper charts	...	<input type="checkbox"/>	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	...	<input type="checkbox"/>	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	...	...	0.995	0.99	0.995	0.99	0.98	0.97	0	0
No	...	...	0.005	0.01	0.005	0.01	0.02	0.03	1	1
grounding alarm	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	No							
attention	...	<input checked="" type="checkbox"/>	Low_attention							
able to ECDIS detect	...	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
paper charts	...	<input type="checkbox"/>	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	...	<input type="checkbox"/>	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	...	...	0.95	0.9	0.95	0.9	0.7	0.4	0	0
No	...	...	0.05	0.1	0.05	0.1	0.3	0.6	1	1
grounding alarm	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	No							
attention	...	<input checked="" type="checkbox"/>	Not_able_to_pay_attention							
able to ECDIS detect	...	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
paper charts	...	<input type="checkbox"/>	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	...	<input type="checkbox"/>	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	...	...	0	0	0	0	0	0	0	0
No	...	...	1	1	1	1	1	1	1	1
grounding alarm	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	High_attention							
attention	...	<input type="checkbox"/>	High_attention							
able to ECDIS detect	...	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
paper charts	...	<input type="checkbox"/>	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	...	<input type="checkbox"/>	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	...	...	0.995	0.99	0.995	0.99	0.98	0.97	0	0
No	...	...	0.005	0.01	0.005	0.01	0.02	0.03	1	1
grounding alarm	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	No_Not_used							
attention	...	<input checked="" type="checkbox"/>	Low_attention							
able to ECDIS detect	...	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
paper charts	...	<input type="checkbox"/>	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	...	<input type="checkbox"/>	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	...	...	0.95	0.9	0.95	0.9	0.7	0.4	0	0
No	...	...	0.05	0.1	0.05	0.1	0.3	0.6	1	1
grounding alarm	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	No_Not_used							
attention	...	<input checked="" type="checkbox"/>	Not_able_to_pay_attention							
able to ECDIS detect	...	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
paper charts	...	<input type="checkbox"/>	Available		Not_available		Available		Not_available	
passage planning	...	<input type="checkbox"/>	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor	Standard	Poor
Yes	...	...	0	0	0	0	0	0	0	0
No	...	...	1	1	1	1	1	1	1	1

### NAVIGATION SYSTEM DETECTION

chart detection	<input type="checkbox"/>	Yes		No	
radar detection		Yes	No	Yes	No
Yes		1	1	1	0
No		0	0	0	1

### DETECTION

visual detection	<input type="checkbox"/>	Yes		No	
nav.system detection		Yes	No	Yes	No
Yes		1	1	1	0
No		0	0	0	1

- Management factors (Παράγοντες διαχείρισης: με γκρι χρώμα στο δίκτυο)

### SAFETY CULTURE

Excellent	0
Standard_c...	1

### MAINTENANCE ROUTINES

safety culture	Excellent	Standard_cr...
Followed	0.9	0.8
Not_followed	0.1	0.2

### UPDATE ROUTINES

safety culture	Excellent	Standard_cr...
Good	0.95	0.9
Poor	0.05	0.1

### PASSAGE PLANNING

safety culture	Excellent	Standard_cr...	safety culture	Excellent	Standard_cr...
Good	0.95	0.9	Standard	0.99	0.95
Poor	0.05	0.1	Poor	0.01	0.05

- Human factors (Ανθρώπινοι παράγοντες: με γαλάζιο χρώμα στο δίκτυο)

### DUTIES

safety culture	Excellent	Standard_cr...
Normal	0.45	0.1
High	0.5	0.8
Extreme	0.05	0.1

### TIRED

duties	Normal	High	Extreme
Yes	0.02	0.05	0.1
No	0.98	0.95	0.9

### OTHER DISTRACTIONS

safety culture	Excellent	Standard_cr...
Few	0.82	0.8
Many	0.18	0.2

### NON NAVIGATIONAL TASKS

safety culture	Excellent	Standard_cr...	safety culture	Excellent	Standard_cr...
Few	0.5	0.4	Few	0.5	0.4
Many	0.5	0.6	Many	0.5	0.6

### DISTRACTION LEVEL

other distractions	Few		Many	
non-navigational tasks	Few	Many	Few	Many
Low_level_of_distractions	1	0	0.7	0
Moderate_level_of_distractions	0	0.5	0.3	0
High_level_of_distractions	0	0.5	0	1

### STRESS LEVEL

Low_level_of_distractions											
distraction level	Familiar			Quite_familiar			Not_familiar				
familiarisation	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low		
High	0.02	0.03	0.1	0.03	0.05	0.2	0.1	0.15	0.3		
Standard	0.98	0.97	0.9	0.97	0.95	0.8	0.9	0.85	0.7		
Moderate_level_of_distractions											
distraction level	Familiar			Quite_familiar			Not_familiar				
familiarisation	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low		
High	0.05	0.08	0.2	0.07	0.1	0.3	0.15	0.15	0.5		
Standard	0.95	0.92	0.8	0.93	0.9	0.7	0.85	0.85	0.5		
High_level_of_distractions											
distraction level	Familiar			Quite_familiar			Not_familiar				
familiarisation	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low		
High	0.5	0.6	0.7	0.6	0.7	0.9	0.7	0.9	1		
Standard	0.5	0.4	0.3	0.4	0.3	0.1	0.3	0.1	0		

### INCAPACITATED

Capable	0.99995
Reduced_c...	1e-005
Incapable	4e-005

### PERSONAL CONDITION

High							
stress level	Capable		Reduced_capability		Incapable		
incapacitated	Yes	No	Yes	No	Yes	No	
tired							
Fit	0.7	0.9	0	0	0	0	
Unfit	0.3	0.1	1	1	0	0	
Not_able_t...	0	0	0	0	1	1	
Standard							
stress level	Capable		Reduced_capability		Incapable		
incapacitated	Yes	No	Yes	No	Yes	No	
tired							
Fit	0.9	1	0	0	0	0	
Unfit	0.1	0	1	1	0	0	
Not_able_t...	0	0	0	0	1	1	

### COMPETENCE

safety culture	Excellent	Standard_cr...
Excellent	0.5	0.4
Standard	0.5	0.59
Low	0	0.01

### BRIDGE DESIGN

Standard_c...	0.8
Beyond_sta...	0.1
Below_stan...	0.1

### BRM

BRM_system_exists	0.3
No_BRM_system	0.7

## ATTENTION

bridge design										Standard								
BRM										BRM_system_exists								
personal condition			Fit			Unfit			Not_able_to_perform									
distraction level										Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...
High_attention			0.95	0.95		0.8	0.5	0.5		0.4	0	0		0		0		
Low_attention			0.05	0.05		0.2	0.5	0.5		0.6	0	0		0		0		
Not_able_to_pay_attention			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										d_cruise								
BRM										No_BRM_system								
personal condition			Fit			Unfit			Not_able_to_perform									
distraction level										Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...
High_attention			0.85	0.85		0.6	0.5	0.5		0.4	0	0		0		0		
Low_attention			0.15	0.15		0.4	0.5	0.5		0.6	0	0		0		0		
Not_able_to_pay_attention			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										Beyond								
BRM										BRM_system_exists								
personal condition			Fit			Unfit			Not_able_to_perform									
distraction level										Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...
High_attention			0.98	0.98		0.92	0.5	0.5		0.4	0	0		0		0		
Low_attention			0.02	0.02		0.08	0.5	0.5		0.6	0	0		0		0		
Not_able_to_pay_attention			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										standard								
BRM										No_BRM_system								
personal condition			Fit			Unfit			Not_able_to_perform									
distraction level										Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...
High_attention			0.94	0.94		0.8	0.5	0.5		0.4	0	0		0		0		
Low_attention			0.06	0.06		0.2	0.5	0.5		0.6	0	0		0		0		
Not_able_to_pay_attention			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										Below_s								
BRM										BRM_system_exists								
personal condition			Fit			Unfit			Not_able_to_perform									
distraction level										Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...
High_attention			0.92	0.92		0.4	0.5	0.5		0.4	0	0		0		0		
Low_attention			0.08	0.08		0.6	0.5	0.5		0.6	0	0		0		0		
Not_able_to_pay_attention			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										Below_standard								
BRM										No_BRM_system								
personal condition			Fit			Unfit			Not_able_to_perform									
distraction level										Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...	Low_level...	Moderate_L...	High_level...
High_attention			0.8	0.8		0.4	0.5	0.5		0.4	0	0		0		0		
Low_attention			0.2	0.2		0.6	0.5	0.5		0.6	0	0		0		0		
Not_able_to_pay_attention			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

## PERFORMANCE

bridge design										Standard_cruise								
personal condition										Fit	Unfit	Not_able_to_perform						
competence										Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low
Excellent			0.93	0.8		0.35	0	0		0	0	0		0		0		
Standard			0.07	0.2		0.6	0.5	0.4		0.2	0	0		0		0		
Poor			0	0		0.05	0.5	0.6		0.8	0	0		0		0		
Not_able_to_perform			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										Beyond_standard								
personal condition										Fit	Unfit	Not_able_to_perform						
competence										Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low
Excellent			0.95	0.85		0.4	0	0		0	0	0		0		0		
Standard			0.05	0.15		0.55	0.5	0.4		0.2	0	0		0		0		
Poor			0	0		0.05	0.5	0.6		0.8	0	0		0		0		
Not_able_to_perform			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

bridge design										Below_standard								
personal condition										Fit	Unfit	Not_able_to_perform						
competence										Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low	Excellent	Standard	Low
Excellent			0.9	0.75		0.3	0	0		0	0	0		0		0		
Standard			0.1	0.25		0.65	0.5	0.4		0.2	0	0		0		0		
Poor			0	0		0.05	0.5	0.6		0.8	0	0		0		0		
Not_able_to_perform			0	0		0	0	0		0	1	1		1		1		

## ASSESSMENT

detection										Yes							
performance										Excellent	Standard	Poor		Not_able_to_perform			
vigilance										Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No
Correct			0.999988	0.999985		0.999984	0.99998	0.999968		0.99996	0.95	0		0			
Wrong			1.2e-005	1.5e-005		1.6e-005	2e-005	3.2e-005		4e-005	0.05	0		0			
No_assessment			0	0		0	0	0		0	0	0		1			

detection	<input checked="" type="checkbox"/>	No							
performance	...	Excellent		Standard		Poor		Not_able_to_perform	
vigilance	...	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No
Correct	...	0.98	0	0.97	0	0.95	0	0.95	0
Wrong	...	0.02	0	0.03	0	0.05	0	0.05	0
No_assessment	...	0	1	0	1	0	1	0	1

## ACTION

vigilance	<input type="checkbox"/>	Correct							
assessment	<input type="checkbox"/>	Correct							
track control used	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
performance	...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...
Correct_action	...	0.999996	0.999992	0.99998	0.999983	0.999995	0.99999	0.999985	0.99999
Wrong_action	...	4e-006	8e-006	2e-005	1.7e-005	5e-006	1e-005	1.5e-005	1e-005
vigilance	<input type="checkbox"/>	Wrong							
assessment	<input type="checkbox"/>	Wrong							
track control used	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
performance	...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...
Correct_action	...	0.9	0.85	0.8	0.7	0.5	0.5	0.5	0.5
Wrong_action	...	0.1	0.15	0.2	0.3	0.5	0.5	0.5	0.5
vigilance	<input type="checkbox"/>	No_assessment							
assessment	<input type="checkbox"/>	No_assessment							
track control used	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
performance	...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...
Correct_action	...	0.99983	0.99983	0.99983	0.99983	0	0	0	0
Wrong_action	...	0.00017	0.00017	0.00017	0.00017	1	1	1	1
vigilance	<input type="checkbox"/>	Correct							
assessment	<input type="checkbox"/>	Correct							
track control used	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
performance	...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...
Correct_action	...	0.999992	0.999984	0.99992	0.99983	0.99999	0.99998	0.9999	0
Wrong_action	...	8e-006	1.6e-005	8e-005	0.00017	1e-005	2e-005	0.0001	1
vigilance	<input type="checkbox"/>	Wrong							
assessment	<input type="checkbox"/>	Wrong							
track control used	<input type="checkbox"/>	Yes				No			
performance	...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...
Correct_action	...	0.8	0.7	0.6	0.7	0	0	0	0
Wrong_action	...	0.2	0.3	0.4	0.3	1	1	1	1
vigilance	<input checked="" type="checkbox"/>	No							
assessment	<input checked="" type="checkbox"/>	No_assessment							
track control used	<input checked="" type="checkbox"/>	Yes				No			
performance	...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...	Excellent	Standard	Poor	Not_able_to...
Correct_action	...	0.99983	0.99983	0.99983	0.99983	0	0	0	0
Wrong_action	...	0.00017	0.00017	0.00017	0.00017	1	1	1	1

- **Technical reliability (Τεχνική αξιοπιστία: με κόκκινο χρώμα στο δίκτυο)**

### STEERING FAILURE

maintenance routines	Followed	Not_followed
Function	0.999999	0.999999
Not_function	9e-007	1.5e-006

### TRACK CONTROL USED

ECDIS used	Yes	No
Yes	0.85	0
No	0.15	1

### MECHANICAL FAILURE

maintenance routines	Followed	Not_followed
Function	0.999961	0.99961
Not_function	3.9e-005	0.00039

- Support (Ενίσχυση: με άσπρο χρώμα στο δίκτυο)

### COMMUNICATION LEVEL

BRM	BRM_syste...	No_BRM_s...
Beyond_standard	0.5	0.2
Standard	0.5	0.6
Substandard	0	0.2

### TASK RESPONSIBILITIES

BRM	BRM_syste...	No_BRM_s...
Clear_responsibility	0.99	0.97
Unclear_responsibility	0.01	0.03

### PILOT VIGILANCE

familiarisation	Familiar					
communication level	Beyond_standard		Standard		Substandard	
task responsibilities	Clear_respo...	Unclear_res...	Clear_respo...	Unclear_res...	Clear_respo...	Unclear_res...
Able_to_correct	0	0	0	0	0	0
Not_able_to_correct	0	0	0	0	0	0
No_pilot	1	1	1	1	1	1
familiarisation	Quite_familiar					
communication level	Beyond_standard		Standard		Substandard	
task responsibilities	Clear_respo...	Unclear_res...	Clear_respo...	Unclear_res...	Clear_respo...	Unclear_res...
Able_to_correct	0	0	0	0	0	0
Not_able_to_correct	0	0	0	0	0	0
No_pilot	1	1	1	1	1	1
familiarisation	Not_familiar					
communication level	Beyond_standard		Standard		Substandard	
task responsibilities	Clear_respo...	Unclear_res...	Clear_respo...	Unclear_res...	Clear_respo...	Unclear_res...
Able_to_correct	0.9	0.85	0.85	0.8	0.7	0.65
Not_able_to_correct	0.1	0.15	0.15	0.2	0.3	0.35
No_pilot	0	0	0	0	0	0

### OFFICER NO. 2 VIGILANCE

task responsibilities	Clear_responsibility					
communication level	Beyond_standard			Standard		
distraction level	Low_level_...	Moderate_l...	High_level_...	Low_level_...	Moderate_l...	High_level_...
Able_to_correct	0.75	0.70001	0.6	0.70001	0.65	0.55
Not_able_to_correct	0.15	0.199999	0.3	0.199999	0.25	0.35
Not_present	0.1	0.0999991	0.1	0.0999991	0.1	0.1
task responsibilities	Unclear_responsibility					
communication level	Substandard			Beyond_standard		
distraction level	Low_level_...	Moderate_l...	High_level_...	Low_level_...	Moderate_l...	High_level_...
Able_to_correct	0.6	0.55	0.45	0.70001	0.65	0.55
Not_able_to_correct	0.3	0.35	0.45	0.199999	0.25	0.35
Not_present	0.1	0.1	0.1	0.0999991	0.1	0.1
task responsibilities	Standard					
communication level	Standard			Substandard		
distraction level	Low_level_...	Moderate_l...	High_level_...	Low_level_...	Moderate_l...	High_level_...
Able_to_correct	0.65	0.6	0.5	0.55	0.5	0.4
Not_able_to_correct	0.25	0.3	0.4	0.35	0.4	0.5
Not_present	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

### INTERNAL VIGILANCE

other internal vigilance	Able_to_correct					
pilot vigilance	Able_to_correct			Not_able_to_correct		
officer no.2 vigilance	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present
Yes	1	1	1	1	1	1
No	0	0	0	0	0	0

other internal vigilance	Able_to_correct			No_pilot			
pilot vigilance	No_pilot			Able_to_correct			
officer no.2 vigilance	...	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present
Yes	...	1	1	1	1	1	1
No	...	0	0	0	0	0	0

other internal vigilance	Not_able_to_correct						
pilot vigilance	Not_able_to_correct			No_pilot			
officer no.2 vigilance	...	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present
Yes	...	1	0	0	1	0	0
No	...	0	1	1	0	1	1

other internal vigilance	No_other_vigilance						
pilot vigilance	Able_to_correct			Not_able_to_correct			
officer no.2 vigilance	...	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present
Yes	...	1	1	1	1	0	0
No	...	0	0	0	0	1	1

other internal vigilance	No_other_vigilance					
pilot vigilance	...	No_pilot				
officer no.2 vigilance	...	...	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present	
Yes	...	...	1	0	0	
No	...	...	0	1	1	

### OTHER INTERNAL VIGILANCE

task responsibilities	Clear_responsibility			Unclear_responsibility		
officer no.2 vigilance	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present	Able_to_cor...	Not_able_to...	Not_present
Able_to_correct	0.25	0.25	0.6	0.2	0.2	0.555555
Not_able_to_correct	0.15	0.15	0.38	0.2	0.2	0.422222
No_other_vigilance	0.6	0.6	0.02	0.6	0.6	0.0222222

### VTS PRESENCE

Yes	0.1
No	0.9

### VTS VIGILANCE

VTS presence	Yes	No
Yes	0.2	0
No	0.8	1

### VIGILANCE

VTS vigilance	Yes		No	
internal vigilance	Yes	No	Yes	No
Yes	1	1	1	0
No	0	0	0	1

- Overall (Γενικά: με μωβ χρώμα στο δίκτυο)

### TYPE OF WATERS

Open_waters	0.6
Coastal_wa...	0.25
Narrow_wat...	0.15

### LOSS OF CONTROL

action	Correct_action			
steering failure	Function		Not_function	
Mechanical failure	Function	Not_function	Function	Not_function
Loss_of_control	0	1	1	1
No_loss_of_control	1	0	0	0

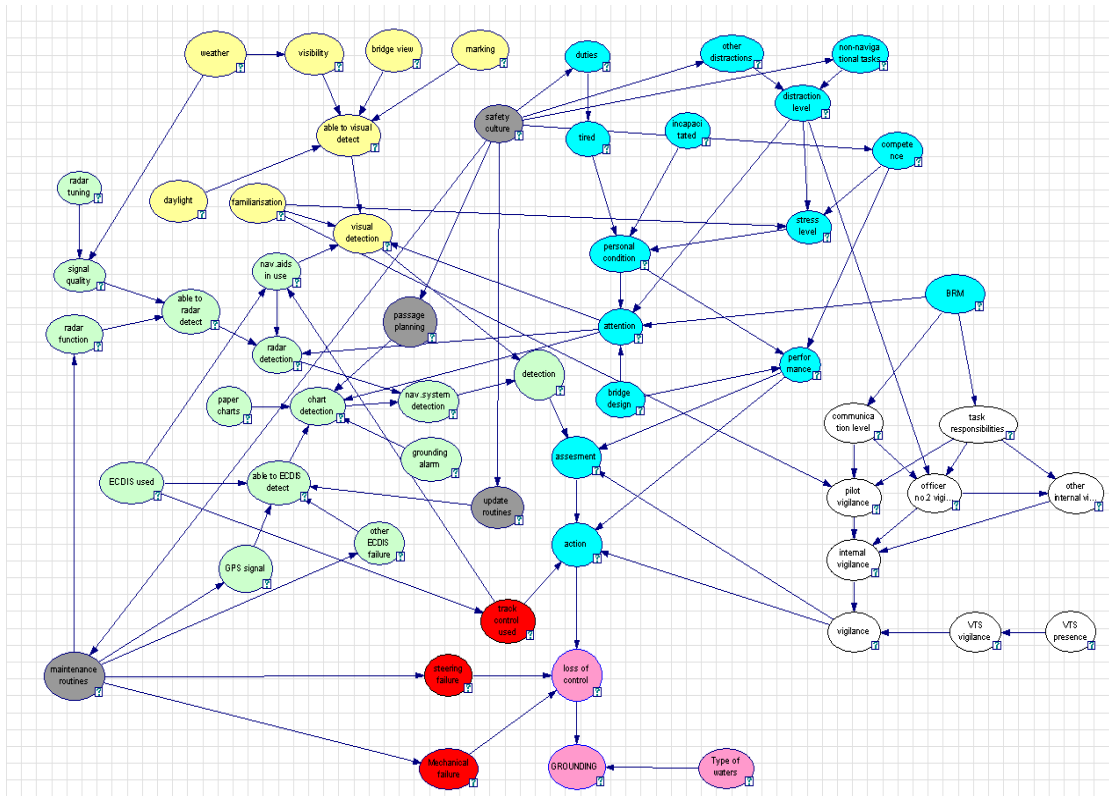
  

action	Wrong_action			
steering failure	Function		Not_function	
Mechanical failure	Function	Not_function	Function	Not_function
Loss_of_control	1	1	1	1
No_loss_of_control	0	0	0	0

### GROUNDING

loss of control	Loss_of_control			No_loss_of_control		
Type of waters	Open_waters	Coastal_wat...	Narrow_wat...	Open_waters	Coastal_wat...	Narrow_wat...
Yes	0.08	0.8	0.99999	0	0	0
No	0.92	0.2	1e-005	1	1	1





# Κεφάλαιο 10 : ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΠΙΘΑΝΩΝ ΑΙΤΙΩΝ ΠΡΟΣΑΡΑΞΗΣ ΜΕΣΩ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΗΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ-ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ

## 9.1: ΑΝΑΛΥΣΗ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Για να γίνει η παρακάτω μελέτη ατυχημάτων (προσάραξης/σύγκρουσης) σχετικά με τις αιτίες που μπορεί να εμφανιστούν σε επιβατηγά πλοία στη θαλάσσια περιοχή της Ελλάδας θα πρέπει να βασιστούμε σε στατιστικά στοιχεία του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας. Αυτά τα στοιχεία είναι δημοσιοποιημένα και θεωρούνται χρήσιμα έτσι ώστε να εξάγουμε αιτίες μέσω των οποίων οδηγήθηκε το εκάστοτε πλοίο σε προσάραξη ή σύγκρουση. Η αντίστοιχη βάση δεδομένων ατυχημάτων για πλοία που έπλευσαν στον ελληνικό θαλάσσιο χώρο από το 1992 έως το 2005 εμπεριέχει όλους τους τύπους των πλοίων από τα οποία επιλέγουμε τα επιβατηγά που θα μας απασχολήσουν στη συγκεκριμένη εργασία. Από τα 569 ατυχήματα πλοίων επιλέξαμε τα 165 τα οποία είναι επιβατηγά όλων των τύπων (μεγάλα επιβατηγά κυρίως). Εν συνεχεία, γίνεται ανάλυση των αιτιών και σε τι είδους ατύχημα οδηγήθηκε το εκάστοτε πλοίο βάσει αυτών. Παρατηρώντας τη βάση δεδομένων καταλήγουμε στην εξαγωγή των παρακάτω σημαντικών αιτιών που καθιστούν πιθανό το ενδεχόμενο προσάραξης και σύγκρουσης, καθώς και τη συχνότητα εμφάνισής τους:

- Ακυβερνησία λόγω καιρού
- Βλάβη πηδαλίου
- Βλάβη έλικας
- Μηχανολογικές βλάβες
- Βλάβη χειριστηρίων
- Αμέλεια πλοιάρχου
- Αμέλεια Ά μηχανικού
- Αμέλεια αξιωματικού φυλακής (γέφυρας)
- Αμέλεια λόγω έλλειψης επικοινωνίας των μελών του πληρώματος

Από τη συγκεκριμένη βάση δεδομένων του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας παρατηρούμε ότι συχνότερη αιτία ατυχημάτων αποτελεί η αμέλεια πλοιάρχου. Αυτό μας δείχνει ότι κατά πάσα πιθανότητα τα ατυχήματα ακόμα και σήμερα προκαλούνται από ανθρώπινους παράγοντες. Κι αυτό είναι απόλυτα λογικό διότι όλες οι ενέργειες που πρέπει να γίνουν στο εκάστοτε πλοίο ανεξαιρέτου τύπου βασίζονται στις οδηγίες και στα καθήκοντα που αναλαμβάνει ο καθένας από τους υπεύθυνους επάνω στο σκάφος κατά τη διάρκεια του ταξιδιού του. Ακόμα και τα διάφορα μηχανολογικά και ηλεκτρονικά συστήματα είναι στη διάθεση κάποιων αρμοδίων που καλούνται να τα διαχειριστούν σωστά, αναλαμβάνοντας πάντα την ευθύνη για το όποιο αποτέλεσμα έχει να κάνει με τον τρόπο με τον οποίο ακολουθούν τη σειρά των καθηκόντων τους.

Επίσης, γίνεται αντιληπτό ότι συγκρούσεις μεταξύ σκαφών έχουμε πιο συχνά όταν υφίσταται ακυβερνησία ενός πλοίου εξαιτίας του καιρού. Για αυτό το λόγο τα αντίστοιχα πορίσματα που εξάγονται από τους αρμόδιους πραγματογνώμονες των εκάστοτε ατυχημάτων αναφέρουν την αιτία ως ανωτέρα βία λόγω καιρού.

Για τους παραπάνω λόγους επιλέγουμε παρακάτω ως αποδείξεις (evidence) κόμβους από το δίκτυο που ανήκουν κυρίως στον ανθρώπινο παράγοντα και σχετίζονται με όποιου είδους αβλεψία και αμέλεια κάποιου ή κάποιων εκ των μελών του πληρώματος. Οι κόμβοι του δικτύου που ακολουθεί και οι οποίοι έχουν να κάνουν με τον ανθρώπινο παράγοντα (human factor) είναι οι εξής:

- Assessment
- Performance
- Vigilance

Επιπλέον, ως σημαντικές αιτίες ατυχημάτων θεωρήθηκαν από τα στατιστικά στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν η μηχανική βλάβη και η βλάβη πηδαλίου. Κι αυτό διότι, όπως θα δούμε παρακάτω στο δίκτυο που παρατίθεται, αυτές οι αιτίες οδηγούν σε απώλεια ελέγχου του πλοίου (loss of control). Ειδικά για τις προσαράξεις (συμπεριλαμβάνονται και οι προσκρούσεις σε αυτήν την κατηγορία ατυχήματος) σημαντικό ρόλο παίζουν και το είδος των νερών στα οποία πλέει το πλοίο τη στιγμή του άσχημου συμβάντος. Πιο συγκεκριμένα, αν ένα πλοίο πλέει σε ανοιχτά νερά (βαθιά) τότε έχει πολύ λιγότερη πιθανότητα να προσαράξει ή να προσκρούσει επάνω σε στεριά ή βράχια, από την πιθανότητα ατυχήματος σε ρηχά ή παράκτια νερά. Αυτό σημαίνει ότι το είδος των νερών θα ληφθεί σοβαρά υπόψη στην παρακάτω μελέτη του ρίσκου για προσάραξη ή σύγκρουση.

Ένα ακόμη στοιχείο που εξάγεται από τη συγκεκριμένη βάση δεδομένων είναι ότι ο αριθμός των συγκρούσεων τα 14 αυτά χρόνια από το 1992 έως το 2005 είναι πολύ μικρός σε σχέση με τον αριθμό προσαράξεων/προσκρούσεων που συνέβησαν. Πιο συγκεκριμένα, αυτή την περίοδο των 14 ετών είχαμε στον ελλαδικό χώρο 12 συγκρούσεις επιβατηγών με άλλα σκάφη έναντι 73 προσαράξεων (προσκρούσεις). Ο συνολικός αριθμός των ατυχημάτων επιβατηγών πλοίων είναι 165.

Αναφορικά μπορούμε να πούμε ότι το γεγονός της προσάραξης είναι πολύ πιο πιθανό όπως φαίνεται ξεκάθαρα από την παραπάνω ανάλυση της βάσης δεδομένων. Αυτό εξηγείται εύκολα αν κατανοήσουμε ότι μία προσάραξη μπορεί να συμβεί από πολλούς παράγοντες οι οποίοι επηρεάζουν την ομαλότητα του πλοίου σχετικά με την πορεία που ακολουθεί και τις ενέργειες που πρέπει να γίνονται σε κάθε πρόβλημα που προκύπτει. Σε αντίθεση με την προηγούμενη παρατήρηση, σύγκρουση δύο ή περισσότερων πλοίων είναι πάρα πολύ λιγότερο πιθανό να συμβεί αφού δεν εξαρτάται το ατύχημα αυτό μόνο από το ένα πλοίο που ενδεχομένως έχει χάσει τον έλεγχό του, αλλά και από το άλλο το οποίο το συναντάει σε διάφορες πάντα καταστάσεις είτε απέναντί του είτε διασταυρούμενο με αυτό είτε πολλές φορές όταν ένα πλοίο προσπερνάει το άλλο. Εδώ όμως εισάγονται κι άλλοι παράγοντες οι οποίοι έχουν να κάνουν με το αν το πλοίο που προσπερνάει έχει χάσει τον έλεγχο ή όχι κ.τ.λ. Δηλαδή, θεωρείται ελάχιστη η πιθανότητα σύγκρουσης δύο πλοίων εφόσον διασταυρωθούν με τον οποιονδήποτε τρόπο, αφού θα πρέπει να γίνουν λανθασμένες ενέργειες και από τα δύο πλοία. Αυτό, βέβαια, αποδεικνύεται από τα στατιστικά στοιχεία ατυχημάτων με την παρακάτω διαδικασία:

Αναφέραμε προηγουμένως ότι σε 165 ατυχήματα είχαμε, από το 1992 έως το 2005, 12 συγκρούσεις και 73 προσαράξεις. Άρα, έχουμε:

- Η συχνότητα συγκρούσεων είναι:  $12/165=7.2\%$
- Η συχνότητα προσαράξεων και προσκρούσεων είναι:  $73/165=44.3\%$

Το υπόλοιπο ποσοστό καλύπτει άλλου είδους ατυχήματα, όπως για παράδειγμα πυρκαγιά, βύθιση του σκάφους για διάφορα αίτια, ακυβερνησία (όπου είτε έγινε ρυμούλκηση του σκάφους είτε αποκατάστασή του) κ.τ.λ. Παρακάτω φαίνεται το Σχήμα συχνοτήτων των ατυχημάτων έτσι όπως εμφανίζονται στη βάση δεδομένων.



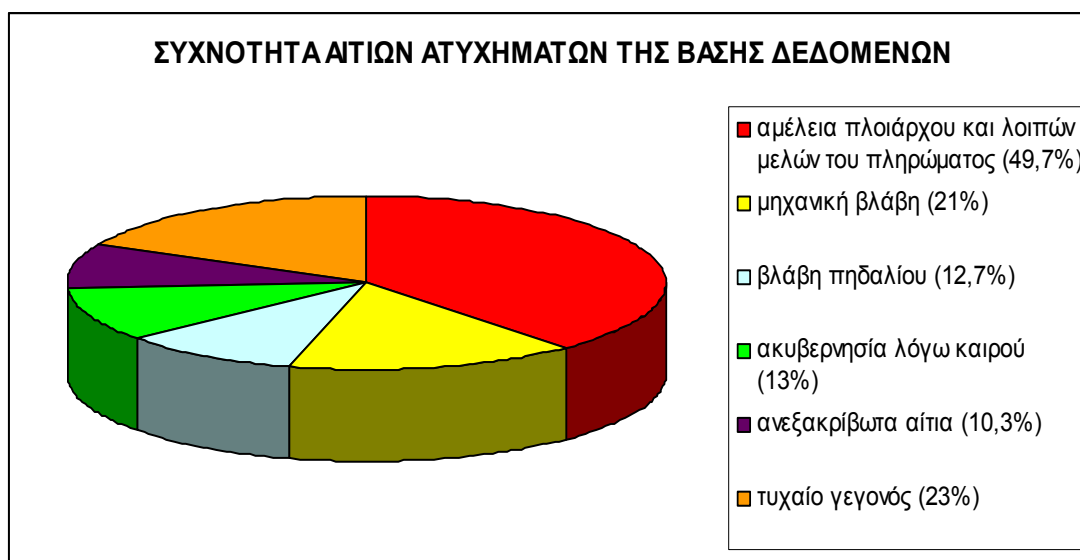
**Σχήμα 49:** Συχνότητα ατυχημάτων της βάσης δεδομένων.

Παρακάτω παρατίθεται το αντίστοιχο Σχήμα που δείχνει τη συχνότητα σε ποσοστά επί τις εκατό (%) που εμφανίζεται η κάθε αιτία στα δοθέντα ατυχήματα της βάσης δεδομένων. Εδώ, πρέπει να σημειωθεί ότι κάποια από αυτά υπάγονται στο γενικότερο αίτιο της αμέλειας των μελών του πληρώματος. Για παράδειγμα, σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις ατυχημάτων που προκλήθηκαν από σοβαρές μηχανικές βλάβες σχετίζονται με τον ανθρώπινο παράγοντα, ο οποίος στην ουσία είναι ο πιο σημαντικός στην περίπτωση των ατυχημάτων των πλοίων. Οι συχνότητες εμφάνισης των κύριων αιτιών της βάσης είναι:

- Αμέλεια πλοιάρχου, Ά μηχανικού και λοιπών μελών→82 φορές στα 165 ατυχήματα
- Μηχανική βλάβη→34 φορές στα 165 ατυχήματα
- Βλάβη πηδαλίου→21 φορές στα 165 ατυχήματα
- Ακυβερνησία λόγω καιρού→22 φορές στα 165 ατυχήματα
- Ανεξ ακρίβωτα αίτια→17 φορές στα 165 ατυχήματα
- Τυχαίο γεγονός→38 φορές στα 165 ατυχήματα

Εκτός, τώρα, από τα παραπάνω χρησιμοποιήθηκαν κι άλλα δεδομένα από το Υπουργείο Εμπορικής Ναυτιλίας σχετικά με τον αριθμό των επιβατηγών που ήταν διαθέσιμα τη συγκεκριμένη περίοδο που μελετάμε, δηλαδή από το 1992 έως το 2005. Επίσης, γίνεται επιτακτική η ανάγκη να γνωρίζουμε τον αριθμό των δρομολογίων

κάθε πλοίου ετησίως κι έτσι έχοντας τον αριθμό των επιβατηγών που ταξίδευαν το εκάστοτε έτος υπολογίζουμε το σύνολο των δρομολογίων για το κάθε έτος. Αθροίζοντας τα δρομολόγια του κάθε έτους βρίσκουμε το συνολικό τους αριθμό για την περίοδο των 14 χρόνων που μελετάμε. Η συγκεκριμένη διαδικασία μας βοηθάει στον υπολογισμό των αρχικών πιθανοτήτων ενός κόμβου που ενδεχομένως χρειαστεί να εισάγουμε στο δίκτυο του DNV (2005) στο οποίο στηριζόμαστε για να μελετήσουμε την πιθανότητα προσάραξης και σύγκρουσης (grounding/collision).



**Σχήμα 50:** Συχνότητα αιτιών ατυχημάτων της βάσης δεδομένων.

## 9.2: ΚΥΡΙΕΣ ΑΙΤΙΕΣ (EVIDENCE)-ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ (UPDATING)

### 9.2.1: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ ΔΙΚΤΥΟΥ (BAYESIAN UPDATING)

Τα δίκτυα πίστης επιτρέπουν την εξαγωγή συμπερασμάτων, μέσω υπολογισμού του αντίκτυπου των παρατηρούμενων τιμών ενός υποσυνόλου των μεταβλητών του μοντέλου στην κατανομή πιθανότητας των υπόλοιπων μεταβλητών. Για παράδειγμα, παρατηρώντας ένα σύνολο συμπτωμάτων, τα οποία αποτελούν μεταβλητές ενός ιατρικού διαγνωστικού μοντέλου, μας επιτρέπει τον υπολογισμό των πιθανοτήτων των ασθενειών που απεικονίζονται στο δίκτυο.

Η ενημέρωση του δικτύου βασίζεται στις αριθμητικές παραμέτρους που συναντάμε στο δίκτυο. Η δομή του μοντέλου, που αποτελεί μια σαφή δήλωση της ανεξαρτησίας μεταβλητών σε μια περιοχή του μοντέλου, βοηθά στο να γίνει η κατασκευή των αλγόριθμων της ενημέρωσης του δικτύου (Bayesian updating) πιο αποτελεσματική. Όλοι οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στην ενημέρωση του δικτύου βασίζονται στο θεώρημα που προτάθηκε από τον Thomas Bayes (1758) και το οποίο είναι γνωστό ως Θεώρημα του Bayes.

Η ενημέρωση του δικτύου είναι υπολογιστικά πολύπλοκη. Στην χειρότερη περίπτωση, οι αλγόριθμοι ενημέρωσης του δικτύου είναι NP-hard (Cooper, 1990).

Υπάρχουν αρκετοί διαφορετικοί αποτελεσματικοί αλγόριθμοι, ωστόσο, οι οποίοι κάνουν την ενημέρωση του δικτύου σε γραφήματα που αποτελούνται από δεκάδες ή και εκατοντάδες κόμβους απλούστερη. Ο Pearl (1986) ανέπτυξε ένα πλάνο διακίνησης μηνυμάτων που αναβαθμίζει τις κατανομές πιθανότητας για κάθε κόμβο σε ένα δίκτυο πίστης σαν απάντηση στις παρατηρήσεις ενός ή περισσοτέρων μεταβλητών. Οι Lauritzen και Spiegelhalter (1988), Jensen et al. (1990) και Dawid (1992) πρότειναν έναν αποτελεσματικό αλγόριθμο ο οποίος αρχικά μετατρέπει ένα δίκτυο πίστης σε ένα δέντρο όπου κάθε κόμβος του δέντρου αντιστοιχεί σε ένα υποσύνολο μεταβλητών του αρχικού γραφήματος. Ο αλγόριθμος στη συνέχεια εκμεταλλεύεται αρκετές μαθηματικές ιδιότητες αυτού του δέντρου για την πραγματοποίηση της διαδικασίας πιθανολογικού συμπερασμού. Στα περισσότερα πρακτικά δίκτυα που περιέχουν δεκάδες ή εκατοντάδες κόμβους, η ενημέρωση του δικτύου είναι γρήγορη και διαρκεί μεταξύ ενός κλάσματος του δευτερολέπτου και μερικών δευτερολέπτων.

### 9.2.2: ΕΠΙΛΟΓΗ ΚΥΡΙΩΝ ΑΙΤΙΩΝ (EVIDENCE)-ΕΝΗΜΕΡΩΣΗ (UPDATING) ΔΙΚΤΥΟΥ

Στο παραπάνω δίκτυο έχουμε ένα σύνολο κόμβων οι οποίοι συνδέονται με διάφορους τρόπους μεταξύ τους. Ο καθένας ξεχωριστά ασκεί με διαφορετικό τρόπο επιρροή στη μελέτη που πραγματοποιείται για τον υπολογισμό των τελικών πιθανοτήτων προσάραξης ή σύγκρουσης ενός επιβατηγού πλοίου. Όπως θα παρατηρήσουμε παρακάτω, η επιλογή διαφορετικών αιτιών που μπορεί να οδηγήσουν σε ένα από τα ατυχήματα για τα οποία είναι κατασκευασμένο το δίκτυο, προκαλεί διαφορετικά αποτελέσματα πιθανοτήτων για **προσάραξη** ή **σύγκρουση**. Για αυτόν το λόγο η επιλογή των **αιτιών (κόμβων)** που θα θεωρήσουμε ως **αποδείξεις (evidence)** για να υπολογίσουμε μέσω του προγράμματος GENIE τις τελικές πιθανότητες για το κάθε ατύχημα που μελετάμε, θα πρέπει να γίνει σύμφωνα με την ανάλυση της βάσης δεδομένων που έχουμε και από στοιχεία του DNV (2005). Δηλαδή, παρατηρούμε ποια από τα γεγονότα θεωρούνται συχνές αιτίες ατυχημάτων. Όσον αφορά τη μελέτη προσάραξης ενός επιβατηγού, για να καταλήξουμε σε τελικές πιθανότητες που εξάγει το δίκτυο πρέπει να εισάγουμε αιτίες ατυχημάτων βάσει των στοιχείων που έχουμε στην κατοχή μας. Για αυτό επιλέγουμε κόμβους οι οποίοι περιγράφουν καταστάσεις στις οποίες εάν περιέλθει το πλοίο, τότε μπορεί να οδηγηθεί σε ατύχημα. Σημαντικό είναι να αναφέρουμε ότι επειδή η βάση δεδομένων δε θεωρείται σε άριστο βαθμό επαρκής για να εξάγουμε με ακρίβεια τις αιτίες που οδηγήθηκαν τα αναφερόμενα πλοία σε προσάραξη, επιλέγουμε από το δίκτυο κόμβους οι οποίοι περιγράφουν καταστάσεις οι οποίες συγκεντρώνουν όλα τα πιθανά ενδεχόμενα τα οποία στο σύνολό τους αποτελούν το περιεχόμενο του κάθε πορίσματος για το κάθε πλοίο που προσάραξε.

Σχετικά με τα παραπάνω, επιλέχθηκαν τα παρακάτω στοιχεία που εισήχθησαν στο δίκτυο ως αποδείξεις (evidence). Οι κόμβοι με τις αντίστοιχες καταστάσεις τους είναι οι παρακάτω:

- **e<sub>1</sub> : Assessment (wrong)**
- **e<sub>2</sub> : Performance (poor)**
- **e<sub>3</sub> : Vigilance (no)**
- **e<sub>4</sub> : Steering failure (not function)**
- **e<sub>5</sub> : Type of waters (open/coastal/narrow)**

Τα παραπάνω evidence είναι αιτίες οι οποίες κατά πάσα πιθανότητα μπορεί να προκαλέσουν **προσάραξη/πρόσκρουση** ενός πλοίου. Παρατηρούμε ότι **τα τρία πρώτα αίτια ( $e_1, e_2, e_3$ )** που μεταφράζονται με τους αντίστοιχους κόμβους στο δίκτυο, ανήκουν σε **αμέλεια πλοιάρχου, υποπλοιάρχου, Ά μηχανικού** και γενικότερα **των μελών του πληρώματος** που ευθύνονται για τη σωστή διεξαγωγή της πορείας του πλοίου και κατά συνέπεια την ασφάλεια των επιβατών κατά τη διάρκεια του ταξιδιού. Οι εκάστοτε αιτίες οι οποίες μεταφράζονται ως αμέλειες των αρμοδίων κάθε φορά (82 φορές εμφανίζεται αυτή η αιτία στη βάση δεδομένων), έχουν άμεση συσχέτιση με τον ανθρώπινο παράγοντα (**human factor**). Πιο συγκεκριμένα, η λανθασμένη εκτίμηση μιας υπάρχουσας κρίσιμης κατάστασης, η ανεπαρκής εκτέλεση των καθηκόντων του αξιωματικού φυλακής και του πλοιάρχου και η κατάσταση όπου οι υπεύθυνοι δε βρίσκονται σε εγρήγορση, σχετίζονται άμεσα με την αμέλεια των μελών του πληρώματος.

Σχετικά με το **evidence  $e_4$**  το οποίο αναφέρεται στην αστοχία λειτουργίας του πηδαλίου, παρατηρούμε από τη βάση δεδομένων για Ελλάδα ότι εμφανίζεται ως αιτία αρκετές φορές (για την ακρίβεια 21 φορές). Έτσι, το χρησιμοποιούμε ως ένα πιθανό ενδεχόμενο το οποίο μπορεί να θεωρηθεί αιτία ατυχήματος. Σαν αιτία ατυχήματος προσάραξης αυτός ο κόμβος που φαίνεται στο δίκτυο μπορεί να περιγράψει την κατάσταση λειτουργίας του πηδαλίου, η οποία είναι καίριας σημασίας για την εκτίμηση της τελικής πιθανότητας για προσάραξη. Η αιτία αυτή ανήκει στην κατηγορία της **τεχνικής αξιοπιστίας (technical reliability)**. Όπως θα δούμε και παρακάτω στο κεφάλαιο όπου παρατίθενται τα συμπεράσματα της μελέτης αυτής, αν αντί για αστοχία πηδαλίου εισάγουμε στο πρόγραμμα βλάβη μηχανής (mechanical failure), τότε το αποτέλεσμα τελικής πιθανότητας προσάραξης είναι η ίδια και για τις δύο περιπτώσεις αφού η **βλάβη μηχανής** (34 φορές εμφανίζεται ως αιτία στη βάση δεδομένων) και **πηδαλίου** οδηγούν σε **απώλεια ελέγχου** του πλοίου (**loss of control**). Εδώ θα πρέπει να αναφέρουμε ότι ο συγκεκριμένος κόμβος για μηχανολογική βλάβη στο πλοίο έχει προστεθεί ύστερα από μελέτη του αρχικού δικτύου που παρατίθεται στις αναφορές του DNV (2005).

Το τελευταίο **evidence  $e_5$**  σχετίζεται με τον **τύπο των νερών (types of waters)** των θαλάσσιων περιοχών που κινείται το εκάστοτε επιβατηγό πλοίο. Εδώ πρέπει να αναφέρουμε ότι εφόσον οδηγηθεί το πλοίο σε απώλεια ελέγχου και κατά συνέπεια σε πιθανή προσάραξη ή πρόσκρουση, τότε θα πρέπει να εξετάσουμε σε τι νερά κινείται τη δεδομένη στιγμή. Για αυτόν το λόγο δεν κρίνεται αναγκαίο να εξετάσουμε για το συγκεκριμένο κόμβο μεμονωμένα τι τιμή πιθανότητας προσάραξης θα εξάγουμε από το πρόγραμμα. Δηλαδή, δε μας ενδιαφέρει να εκτιμήσουμε την πιθανότητα προσάραξης σχετικά με τη θαλάσσια περιοχή που κινείται το σκάφος, εάν όλοι οι άλλοι παράγοντες που διασφαλίζουν την ομαλή διεξαγωγή της πορείας του λειτουργούν σε ικανοποιητικά επίπεδα. Έχει, λοιπόν, μεγάλη σημασία να εισάγουμε ως απόδειξη μία κατάσταση του τύπου των νερών, εάν έχουμε εισάγει κι άλλες σημαντικές καταστάσεις (states) άλλων κόμβων, οι οποίες θεωρούνται πιθανές αιτίες ατυχημάτων. Ο συγκεκριμένος κόμβος έχει προστεθεί στο αρχικό δίκτυο του DNV (2005) ύστερα από μελέτη του δικτύου αυτού, προσαρμόζοντας τις αρχικές πιθανότητες (prior probabilities) βάσει των στοιχείων του DNV (2005) και των στοιχείων που έχουμε από αναφορές του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας.

Τα αποτελέσματα τελικών πιθανοτήτων προσάραξης ύστερα από την εισαγωγή των παραπάνω αποδείξεων (evidence) ξεχωριστά στο δίκτυο (updating) φαίνονται στον Πίνακα 29 που ακολουθεί.

**Πίνακας 29:** Αποτελέσματα ενημέρωσης του δικτύου.

evidence	πιθανότητα προσάραξης
$e_1$	9.1%
$e_2$	0.00632%
$e_3$	0.00540%
$e_4$	39.8%

### 9.3: ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ

#### 1. ΕΞΗΡΕΣ ΣΑΜΙΝΑ (2000)

Σύμφωνα με τα στοιχεία της βάσης δεδομένων του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας, το συγκεκριμένο πλοίο προσάραξε στην παράκτια περιοχή των βραχονησίδων της Πάρου. Η προσάραξη επήλθε μετά από πρόσκρουση του σκάφους σε βράχια. Οι κύριες αιτίες του ατυχήματος σύμφωνα με το τελικό πόρισμα είναι οι εξής:

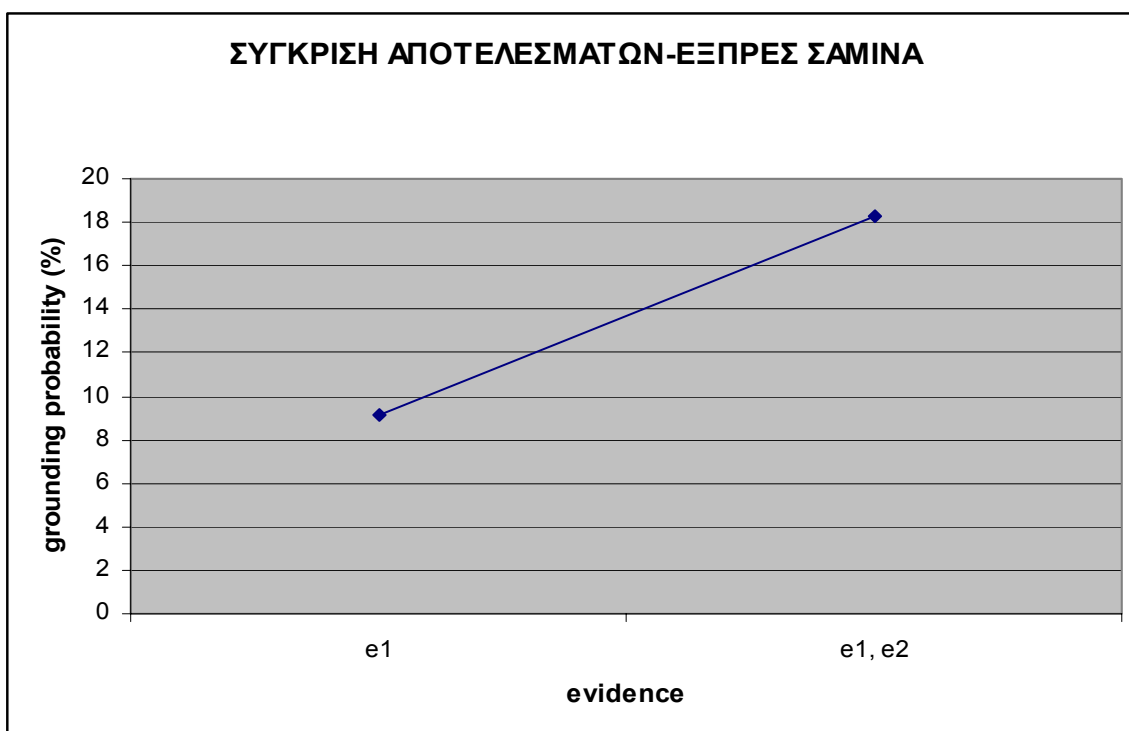
- Βαριά αμέλεια υποπλοιάρχου-αμέλεια πλοιάρχου ( $e_1$ )
- Παράκτια νερά (coastal waters) ( $e_2$ )

Θεωρούμε βάσει των παραπάνω ότι η αμέλεια πλοιάρχου και υποπλοιάρχου εκφράζεται από τον κόμβο του δικτύου **assessment** με κατάσταση **wrong**. Αντίστοιχα, τα παράκτια νερά στα οποία έπλεε εκείνη την ώρα το σκάφος εκφράζονται από τον κόμβο **type of waters** με κατάσταση **coastal**. Εισάγοντας στο δίκτυο τους δύο αυτούς παράγοντες ως **αποδείξεις (evidence)** έχουμε τη δυνατότητα να εκτιμήσουμε την πιθανότητα να οδηγηθεί ένα πλοίο σε προσάραξη εφόσον βρεθεί υπό παρόμοιες συνθήκες. Γίνεται, λοιπόν, ενημέρωση του δικτύου και καταλήγουμε στην εξής εκτίμηση τελικής πιθανότητας (posterior probability):

$$e_1, e_2 \xrightarrow{\text{UPDATING}} 18.3\% \text{ (τελική πιθανότητα προσάραξης)}$$

Αν τρέξουμε το πρόγραμμα εισάγοντας ως evidence τη λανθασμένη εκτίμηση πλοιάρχου (wrong assessment) καταλήγουμε στην τιμή πιθανότητας προσάραξης 9.1%. Έπειτα, εισάγοντας και το στοιχείο ότι το πλοίο έπλεε σε παράκτια νερά (coastal waters), τότε παίρνουμε πιθανότητα προσάραξης την τιμή 18.3%. Αυτό σημαίνει ότι λαμβάνοντας υπόψη ότι το πλοίο πλέει σε παράκτια νερά, διπλασιάζεται η πιθανότητα να οδηγηθεί το σκάφος στο προαναφερθέν είδος ατυχήματος. Και αυτό διότι οι λανθασμένες εκτιμήσεις που μπορούν να οδηγήσουν σε λάθος ενέργειες και κατά συνέπεια σε απώλεια ελέγχου του πλοίου, αποτελούν μία πολύ επικίνδυνη κατάσταση ειδικά αν αυτή συνδυαστεί και με το μέρος και τον τύπο των νερών στα οποία πλέει εκείνη την ώρα το πλοίο. Η πιθανότητα προσάραξης δεδομένου ότι κινείται το παραπάνω επιβατηγό σε παράκτια νερά δεν έχει καμία σημασία, για αυτό δεν εισάγεται ο τύπος των νερών μόνος του ως evidence. Το παρακάτω διάγραμμα δείχνει τη σύγκριση αυτών των δύο τιμών.





**Σχήμα 51:** Σύγκριση αποτελεσμάτων (ΕΞΠΡΕΣ ΣΑΜΙΝΑ).

## 2. SEA DIAMOND (2007)

Το παραπάνω πλοίο προσάραξε σε ρηγά νερά κοντά στις ακτές της Σαντορίνης. Οι αιτίες που οδήγησαν στην προσάραξη αυτού του κρουαζιερόπλοιου αναφέρονται από αναλύσεις ειδικών μέσω του Υπουργείου Εμπορικής Ναυτιλίας και είναι οι εξής:

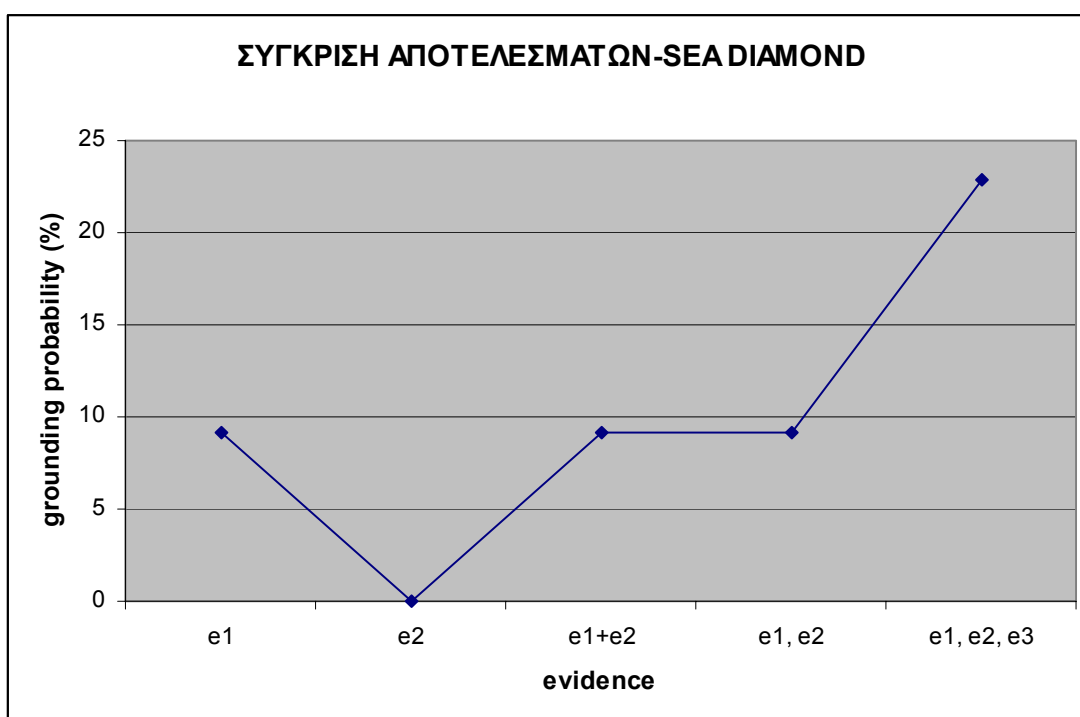
- Αμέλεια πλοιάρχου ( $e_1$ )
- Απουσία κατάλληλων χαρτών της περιοχής ( $e_2$ )
- Ρηγά νερά (narrow waters) ( $e_3$ )

Θεωρούμε όπως προηγουμένως ότι η αμέλεια πλοιάρχου εκφράζεται από τον κόμβο του δικτύου **assessment** με κατάσταση **wrong**. Οι ειδικοί χάρτες της θαλάσσιας περιοχής δεν ήταν διαθέσιμοι και αυτό μπορεί να εκπροσωπηθεί από την κατάσταση **not available** του κόμβου **paper charts**. Τέλος, τα ρηγά νερά εκφράζονται μέσω του κόμβου **type of waters** και της κατάστασης **narrow**. Με την ταυτόχρονη εισαγωγή των τριών αυτών παραγόντων (**evidence**) στο παραπάνω δίκτυο προσάραξης (grounding model) μπορούμε να εκτιμήσουμε την τελική πιθανότητα προσάραξης ενός πλοίου όταν αυτό βρεθεί σε παρόμοιες συνθήκες. Έπειτα από την ενημέρωση του δικτύου λαμβάνουμε την εξής τελική πιθανότητα (posterior probability):

$$e_1, e_2, e_3 \xrightarrow{\text{UPDATING}} 22.9\% \text{ (τελική πιθανότητα προσάραξης)}$$

Αν τρέξουμε το πρόγραμμα εισάγοντας ως evidence τη λανθασμένη εκτίμηση πλοιάρχου (wrong assessment) καταλήγουμε στην τιμή πιθανότητας προσάραξης

9.1136%. Έπειτα, τρέχουμε το δίκτυο εισάγοντας ως evidence την απουσία των ειδικών χαρτών (not available paper charts) και λαμβάνεται η τιμή 0.00486%. Αυτή η τιμή πιθανότητας είναι πάρα πολύ μικρή αφού βάσει του δικτύου όλα εξαρτώνται από τις εκτιμήσεις και κατά επέκταση τις ενέργειες που επακολουθούν ανάλογα με τις υπάρχουσες καταστάσεις. Μεμονωμένα, λοιπόν, η απουσία κατάλληλων χαρτών δε σημαίνει ότι το εκάστοτε πλοίο είναι πιθανό να οδηγηθεί σε ατύχημα. Αν προσθέσουμε τις προηγούμενες δύο τιμές παρατηρούμε ότι η τελική τιμή είναι διαφορετική από την τιμή που παίρνουμε ύστερα από τη διαδικασία υπολογισμού τελικής πιθανότητας μέσω του δικτύου (updating), χωρίς μεγάλη διαφορά ( $9.1184\% \neq 9.1145\%$ ). Τέλος, αν τρέξουμε το πρόγραμμα με εισαγωγή όλων των αιτιών και παραμέτρων που οδήγησαν στο συγκεκριμένο ατύχημα (δηλαδή, δεδομένου και των ρηχών νερών που έπλεε το σκάφος) λαμβάνεται η τελική τιμή 22.9%. Η σύγκριση των προαναφερθέντων αποτελεσμάτων φαίνεται στο διάγραμμα που ακολουθεί.



**Σχήμα 52:** Σύγκριση αποτελεσμάτων (SEA DIAMOND).

### 3. ΓΙΩΡΓΗΣ Ι (2008)

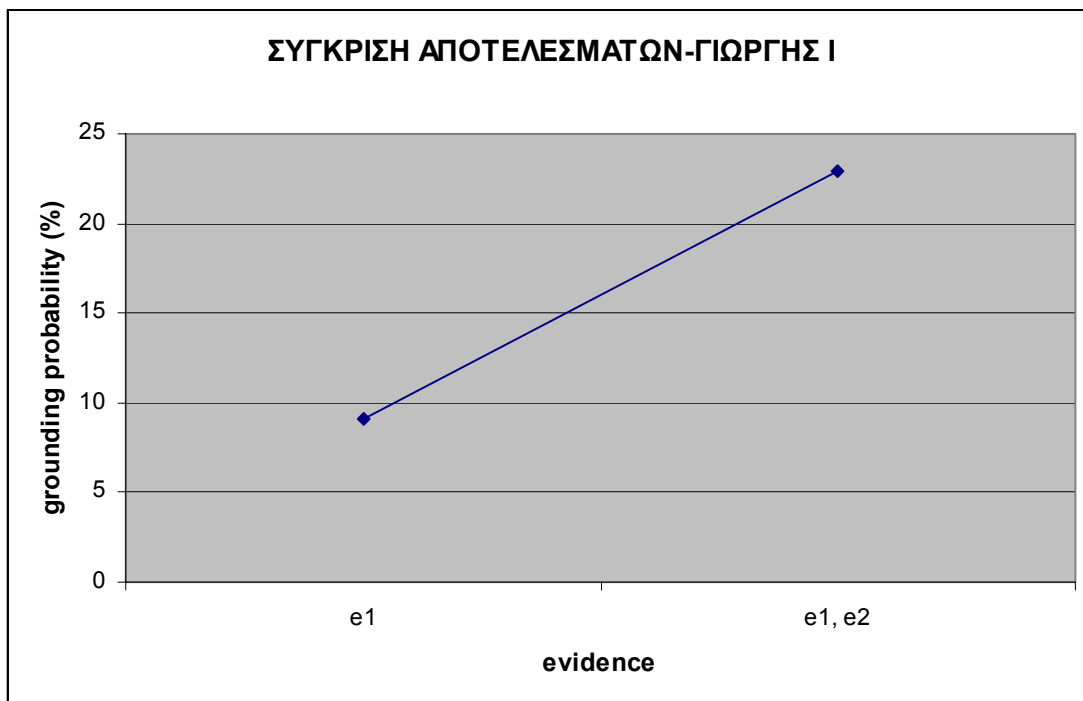
Το πιο πρόσφατο από τα ατυχήματα προσάραξης που εξετάζουμε συνέβη στις 13/3/2008 στη θαλάσσια περιοχή του Πόρου μετά από πρόσκρουση σε ύφαλο. Σύμφωνα με κάποιες γενικές εκτιμήσεις ειδικών (ακόμα δεν υπάρχει πόρισμα για τις αιτίες του ατυχήματος), το πλοίο έπλεε σε ρηγά νερά, ενώ στην περιοχή επικρατούσαν άνεμοι της τάξεως των 2-3 Beaufort (Μποφόρ). Παρόλο που το πλοίο ναυπηγήθηκε το 1959, η παλαιότητα του σκάφους δε θεωρήθηκε ως βασική αιτία προσάραξης. Οι κύριες αιτίες που εκτιμήθηκαν από ειδικούς είναι οι εξής:

- Αμέλεια πλοιάρχου ( $e_1$ )
- Ρηγά νερά (narrow waters) ( $e_2$ )

Θεωρήθηκε, λοιπόν, από ειδικούς ότι το συγκεκριμένο ατύχημα ήταν καθαρά απόρροια λανθασμένης εκτίμησης του κινδύνου από πλευράς πλοιάρχου. Για αυτόν το λόγο η αμέλεια αυτή εκφράζεται εκ νέου από τον κόμβο **assessment** με κατάσταση **wrong**. Τέλος, τα ρηγά νερά εκφράζονται μέσω του κόμβου **type of waters** και της κατάστασης **narrow**. Εν συνεχεία, γίνεται ενημέρωση του δικτύου και καταλήγουμε στην εξής εκτίμηση τελικής πιθανότητας (posterior probability):

$$e_1, e_2 \xrightarrow{\text{UPDATING}} 22.9\% \text{ (τελική πιθανότητα προσάραξης)}$$

Όπως και προηγουμένως, η αμέλεια πλοιάρχου σε συνδυασμό με τα ρηγά νερά που έπλεε το σκάφος, δίνουν πιθανότητα προσάραξης πολύ παραπάνω από την πιθανότητα 9.1%, η οποία αναφέρεται σε πιθανό γεγονός προσάραξης εισάγοντας ως βασική αιτία τη λανθασμένη εκτίμηση του πλοιάρχου. Παρακάτω, παρατίθεται το αντίστοιχο διάγραμμα σύγκρισης των προηγούμενων τιμών του συγκεκριμένου παραδείγματος.



**Σχήμα 53:** Σύγκριση αποτελεσμάτων (ΓΙΩΡΓΗΣ Ι).

## Κεφάλαιο 11 : ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ (SENSITIVITY ANALYSIS)

Παρακάτω θα προσδιορίσουμε τη μεταβολή της τελικής πιθανότητας προσάραξης σε σχέση με τα γεγονότα που χρησιμοποιήθηκαν ως αποδείξεις στο δίκτυο της προηγούμενης ενότητας. Με την ανάλυση ευαισθησίας διαφαίνεται ο τρόπος με τον οποίο επηρεάζεται η πιθανότητα του τελικού γεγονότος (προσάραξη) ανάλογα με τον αριθμό και τον τύπο στοιχείων που εισάγονται στο δίκτυο ως αποδείξεις (evidence). Η ανάλυση ευαισθησίας εφαρμόζεται κάθε φορά για τον εκάστοτε τύπο νερών (κόμβος: type of waters).

Έχουμε ήδη υπολογίσει την πιθανότητα προσάραξης ενός επιβατηγού σε περίπτωση που συμβαίνουν τα παρακάτω:

- Λανθασμένη εκτίμηση πλοιάρχου (κόμβος: **assessment**-κατάσταση: **wrong**). Συμβολισμός: **e<sub>1</sub>**.
- Ανεπαρκής εκτέλεση καθηκόντων (κόμβος: **performance**-κατάσταση: **poor**). Συμβολισμός: **e<sub>2</sub>**.
- Αδράνεια πληρώματος (κόμβος: **vigilance**-κατάσταση: **no**). Συμβολισμός: **e<sub>3</sub>**.
- Βλάβη πηδαλίου (κόμβος: **steering failure**-κατάσταση: **not function**). Συμβολισμός: **e<sub>4</sub>**.
- Σχετικά με τον τύπο των νερών στα οποία πλέει το σκάφος διακρίνουμε τις εξής περιπτώσεις:

(1) Βαθιά νερά (κόμβος: **type of waters**-κατάσταση: **open waters**)

(2) Παράκτια νερά (κόμβος: **type of waters**-κατάσταση: **coastal waters**)

(3) Ρηχά νερά (κόμβος: **type of waters**-κατάσταση: **narrow waters**)

Συμβολισμός: **e<sub>5</sub>** (Είναι κοινός και για τις τρεις παραπάνω περιπτώσεις).

Στην περίπτωση που έχουμε ως evidence μόνο το **e<sub>1</sub>** η πιθανότητα προσάραξης υπολογίζεται από το δίκτυο ίση με 9.1%. Εάν εκτός από το **e<sub>1</sub>** ισχύει και το **e<sub>2</sub>** τότε η πιθανότητα προσάραξης αυξάνεται στο ποσοστό του 12.6%. Με την ταυτόχρονη ύπαρξη των **e<sub>1</sub>**, **e<sub>2</sub>**, **e<sub>3</sub>** το δίκτυο μας δίνει πιθανότητα προσάραξης ίση με 19.5% ενώ για την περίπτωση που εισάγουμε στο δίκτυο τις αποδείξεις **e<sub>1</sub>**, **e<sub>2</sub>**, **e<sub>3</sub>**, **e<sub>4</sub>** η αντίστοιχη πιθανότητα αυξάνεται στο 39.8%. Τέλος, στην περίπτωση των **e<sub>1</sub>**, **e<sub>2</sub>**, **e<sub>3</sub>**, **e<sub>4</sub>**, **e<sub>5</sub>** η πιθανότητα προσάραξης είναι 8%, 80% και 99.9% για βαθιά, παράκτια και ρηχά νερά αντίστοιχα. Οι παραπάνω τιμές φαίνονται στους πίνακες που ακολουθούν:

**Πίνακας 30:** Εξέταση επίδρασης τύπου νερών σε συνδυασμό με τα διάφορα evidence.

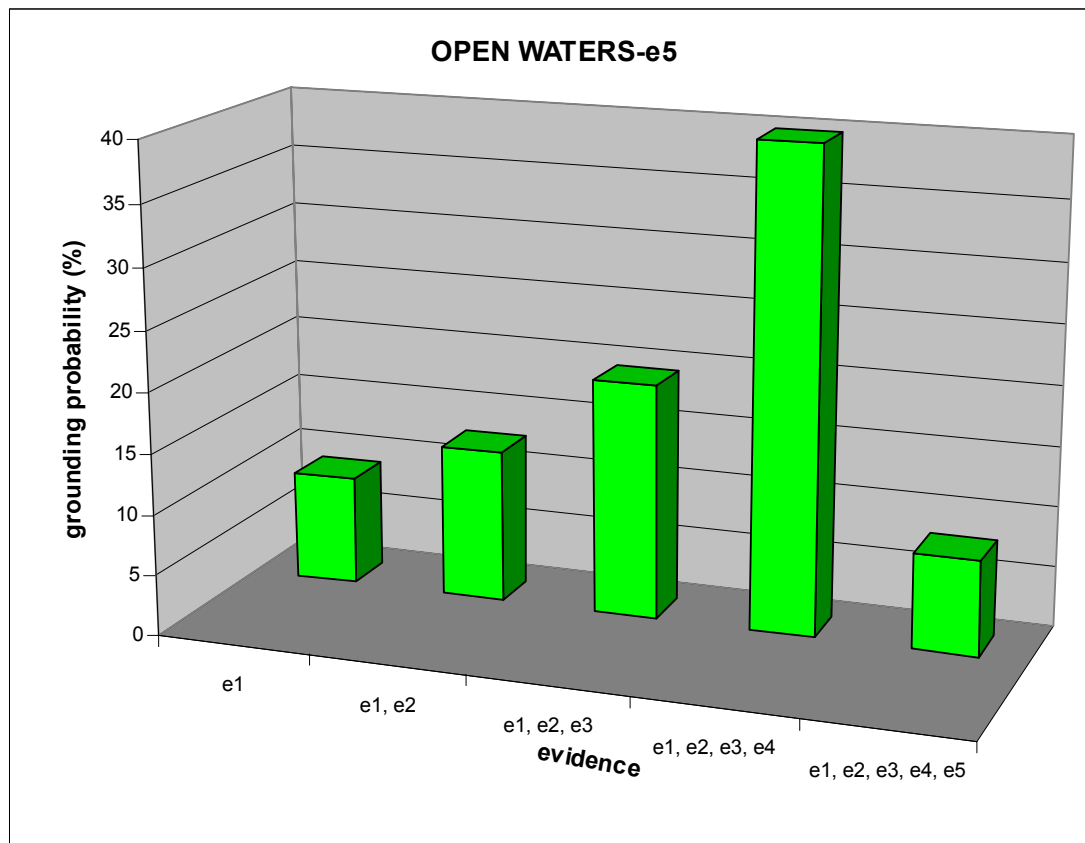
OPEN WATERS (ΒΑΘΙΑ ΝΕΡΑ)	
<b>e<sub>1</sub></b>	9.1%
<b>e<sub>1</sub>, e<sub>2</sub></b>	12.6%
<b>e<sub>1</sub>, e<sub>2</sub>, e<sub>3</sub></b>	19.5%
<b>e<sub>1</sub>, e<sub>2</sub>, e<sub>3</sub>, e<sub>4</sub></b>	39.8%
<b>e<sub>1</sub>, e<sub>2</sub>, e<sub>3</sub>, e<sub>4</sub>, e<sub>5</sub></b>	8%

COASTAL WATERS (ΠΑΡΑΚΤΙΑ ΝΕΡΑ)	
e <sub>1</sub>	9.1%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub>	12.6%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub> , e <sub>3</sub>	19.5%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub> , e <sub>3</sub> , e <sub>4</sub>	39.8%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub> , e <sub>3</sub> , e <sub>4</sub> , e <sub>5</sub>	80%

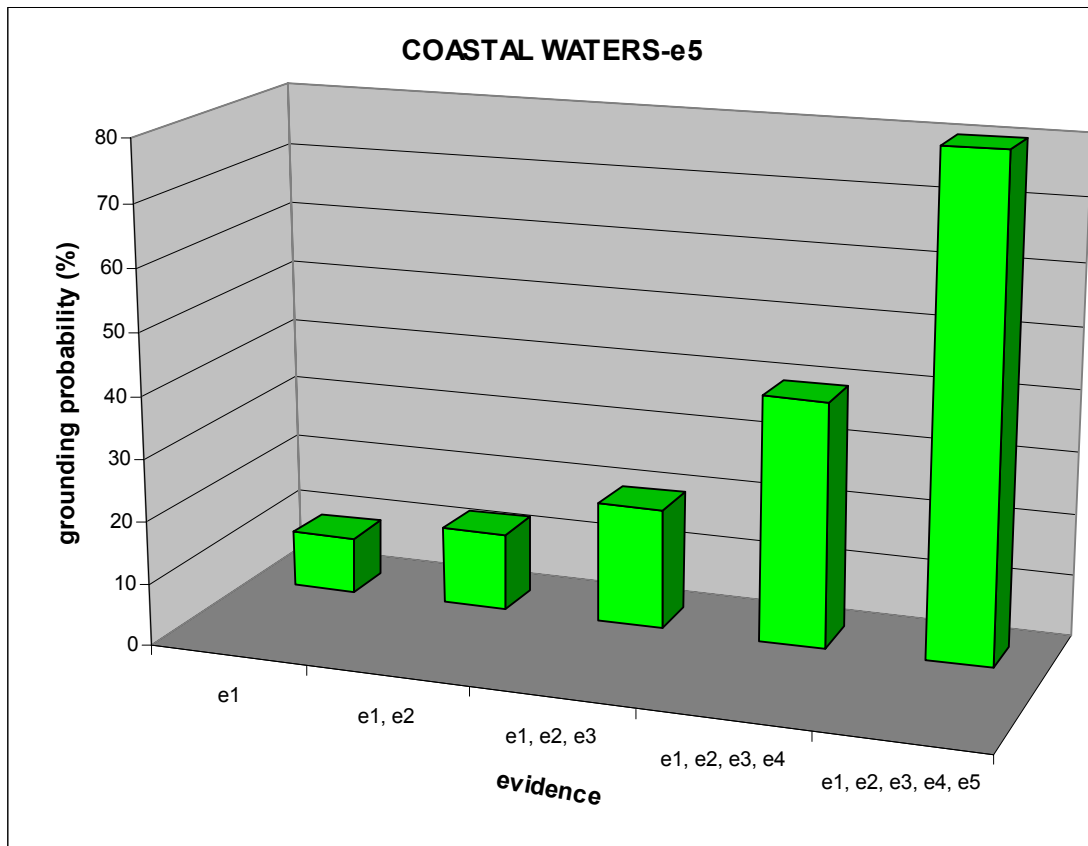
  

NARROW WATERS (ΡΗΧΑ ΝΕΡΑ)	
e <sub>1</sub>	9.1%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub>	12.6%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub> , e <sub>3</sub>	19.5%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub> , e <sub>3</sub> , e <sub>4</sub>	39.8%
e <sub>1</sub> , e <sub>2</sub> , e <sub>3</sub> , e <sub>4</sub> , e <sub>5</sub>	99.9%

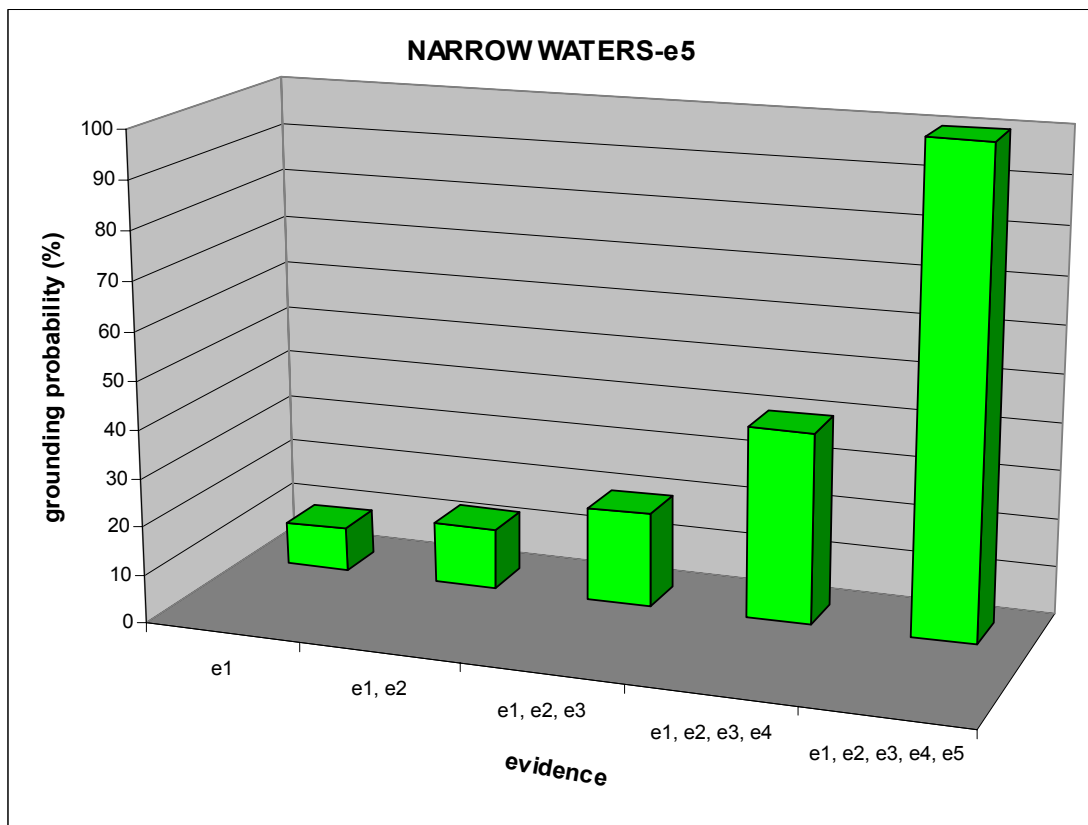
Με βάση τους παραπάνω πίνακες προκύπτουν τα διαγράμματα:



**Σχήμα 54:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (βαθιά νερά).



**Σχήμα 55:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (παράκτια νερά).



**Σχήμα 56:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (ρηχά νερά).

Ανατρέχοντας στη βάση δεδομένων ναυτικών ατυχημάτων του υπουργείου εμπορικής ναυτιλίας (1992-2005) και εκτιμώντας ένα μέσο όρο δρομολογίων (με βάση το έτος 1998: 86674 δρομολόγια) καθορίσαμε μία τιμή αρχικής πιθανότητας για τα εξής στοιχεία που εισάγονται στο δίκτυο ως evidence:

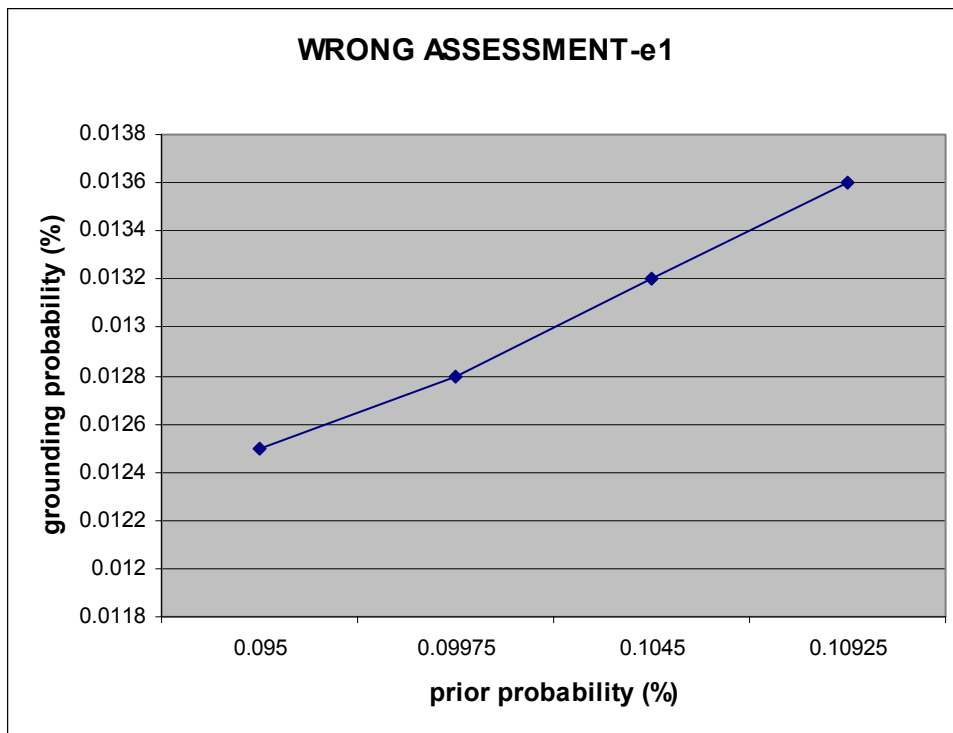
- Λανθασμένη εκτίμηση πλοιάρχου,  $e_1$ : συχνότητα εμφάνισης στη βάση:82 φορές→αρχική πιθανότητα:  $82/86674=0.095\%$ .
- Ανεπαρκής εκτέλεση καθηκόντων,  $e_2$ : συχνότητα εμφάνισης στη βάση:82 φορές→αρχική πιθανότητα:  $82/86674=0.095\%$ .
- Αδράνεια πληρώματος,  $e_3$ : συχνότητα εμφάνισης στη βάση:82 φορές→αρχική πιθανότητα:  $82/86674=0.095\%$ .
- Βλάβη πηδαλίου,  $e_4$ : συχνότητα εμφάνισης στη βάση:21 φορές→αρχική πιθανότητα:  $21/86674=0.024\%$ .

Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι όσον αφορά την εκτίμηση των αρχικών πιθανοτήτων για τα  $e_1$ ,  $e_2$ ,  $e_3$  θεωρήθηκε πως συμπεριλαμβάνονται όλα στην Αμέλεια Πλοιάρχου γι' αυτό και οι συγκεκριμένες μεταβλητές έχουν κοινή αρχική πιθανότητα. Η προσέγγιση αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι σύμφωνα με τα πορίσματα που παρατίθενται στη βάση δεδομένων του Υπουργείου δεν είναι ξεκάθαρη η αιτία του ανθρώπινου λάθους που οδήγησε στο ατύχημα με αποτέλεσμα να συγχωνεύονται όλοι οι σχετικοί παράγοντες στην αμέλεια Πλοιάρχου ή Α Μηχανικού.

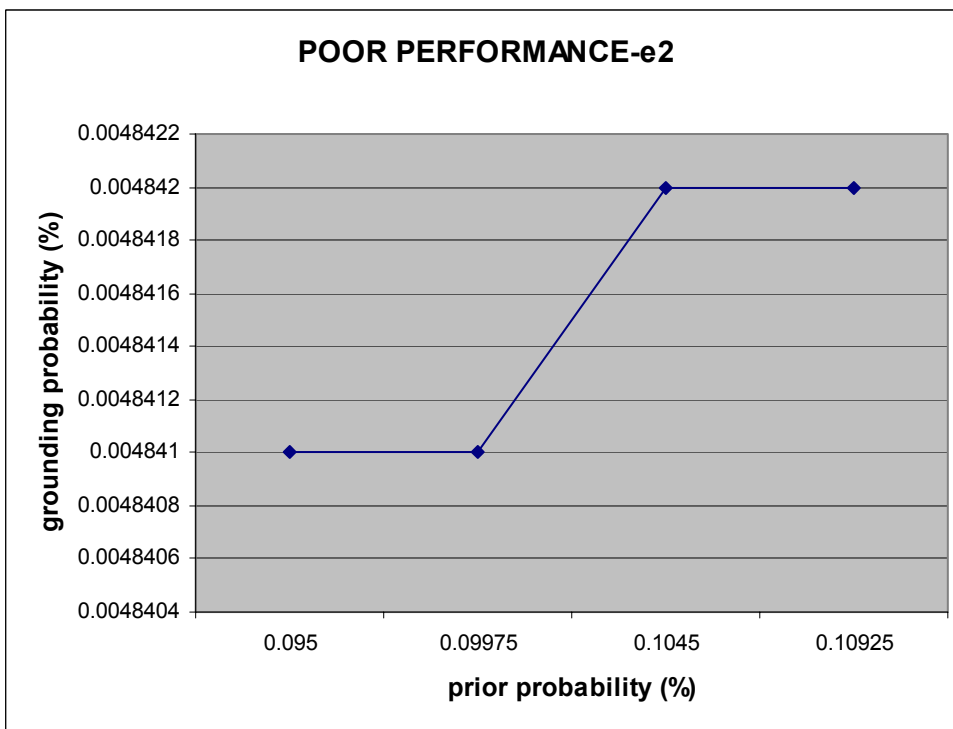
Με την εκτίμηση των αρχικών πιθανοτήτων μέσω της βάσης δεδομένων του υπουργείου είναι δυνατή η προσαρμογή του δικτύου στην ελληνική πραγματικότητα. Είναι δυνατή η σύγκριση των αρχικών πιθανοτήτων που ορίστηκαν παραπάνω με τις αντίστοιχες τιμές του DNV καθώς και η αναζήτηση των αιτιών που οδηγούν σε απόκλιση των αντίστοιχων τρόπων προσέγγισης. Τα συμπεράσματα που εξάγονται από την ανάλυση ευαισθησίας, παρατίθενται στο ειδικό κεφάλαιο συμπερασμάτων που ακολουθεί στη συνέχεια της εργασίας.

Εφόσον γίνει η εκτίμηση των αρχικών πιθανοτήτων σύμφωνα με τη βάση δεδομένων, γίνεται ενημέρωση του δικτύου (Bayesian update) για κάθε ένα από αυτά τα στοιχεία που αναφέρθηκαν παραπάνω ορισμένα αυτή τη φορά με τις νέες τους αρχικές πιθανότητες. Για κάθε ένα από αυτά τα στοιχεία εξετάζεται η μεταβολή της τελικής πιθανότητας προσάραξης συναρτήσει της μεταβολής της αρχικής πιθανότητας του εκάστοτε στοιχείου που εισάγεται στο δίκτυο. Δηλαδή, εξετάζεται πόσο επηρεάζεται η πιθανότητα του τελικού γεγονότος (προσάραξη) με μια μικρή μεταβολή της αρχικής πιθανότητας του κάθε στοιχείου (όπως αυτή έχει οριστεί από τη βάση δεδομένων). Συγκεκριμένα, μεταβάλλουμε την αρχική τιμή πιθανότητας κάθε στοιχείου κατά 5, 10 και 15% και καταγράφουμε την αντίστοιχη μεταβολή της τελικής πιθανότητας προσάραξης. Τα αποτελέσματα απεικονίζονται σε διαγράμματα για την εκτίμηση της διακύμανσης των πιθανοτήτων και την εξαγωγή συμπερασμάτων.

Παρακάτω παρατίθενται τα αντίστοιχα διαγράμματα:

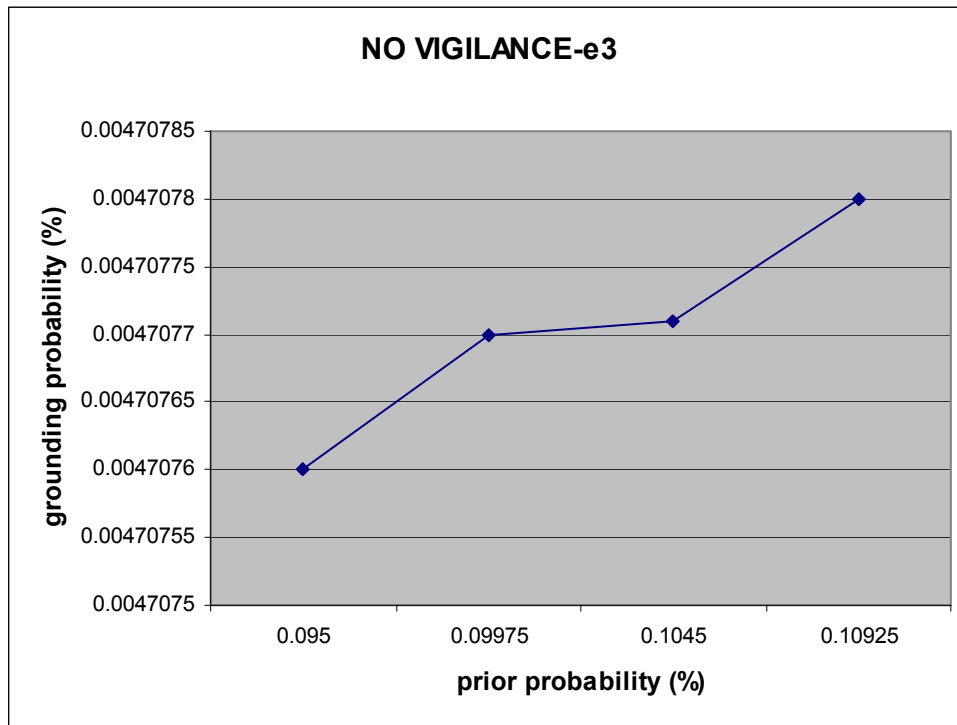


**Σχήμα 57:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (λανθασμένη εκτίμηση πλοιάρχου).

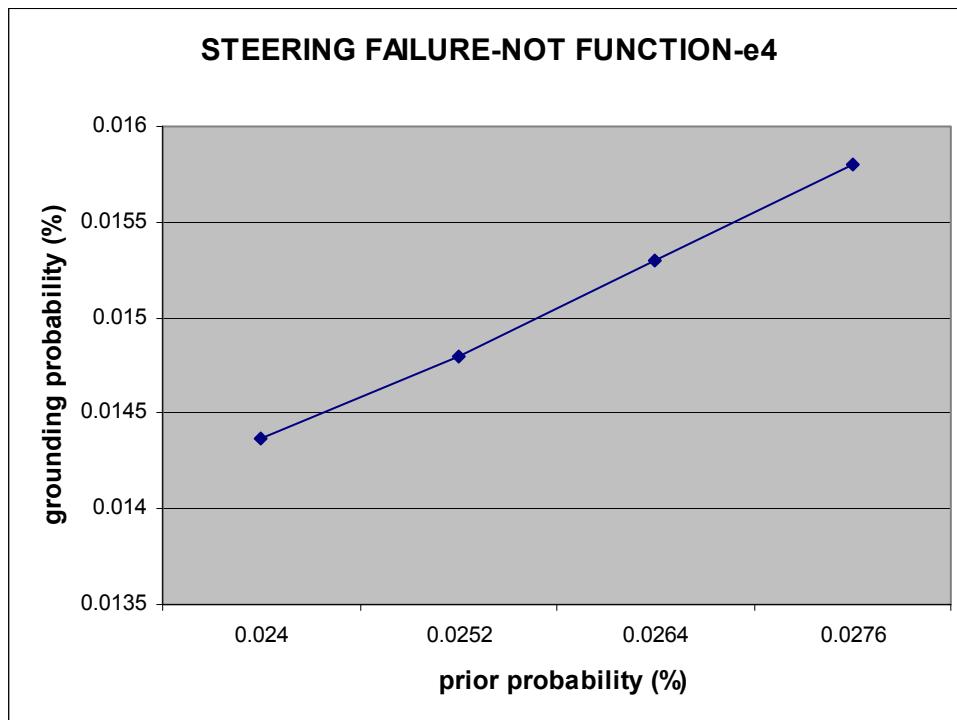


**Σχήμα 58:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (ανεπαρκής εκτίμηση καθηκόντων).





**Σχήμα 59:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (αδράνεια μελών πληρώματος).



**Σχήμα 60:** Αποτελέσματα ανάλυσης ευαισθησίας (βλάβη πηδαλίου).

## Κεφάλαιο 12 : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται πλήρης αναφορά των συμπερασμάτων που εξάγονται με βάση τη μελέτη του δικτύου και των τελικών αποτελεσμάτων που λαμβάνουμε από αυτό. Όλη η παραπάνω μελέτη στηρίζεται στα στοιχεία του DNV (2005) σε συνδυασμό με το θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτείται, έτσι ώστε να γίνει εφικτή η προσαρμογή τους στα ελληνικά δεδομένα. Για την επίτευξη αυτού του σκοπού πραγματοποιήθηκαν συγκεκριμένες αλλαγές στο υπάρχον δίκτυο και έγινε χρήση της προαναφερθείσας βάσης δεδομένων από το Υπουργείο Εμπορικής Ναυτιλίας.

Όσον αφορά τις αρχικές πιθανότητες (prior probabilities) των κόμβων του μοντέλου που μελετά το ατύχημα της προσάραξης, αυτές ορίστηκαν με βάση τα στοιχεία του DNV (2005) καθώς επίσης και από τις συχνότητες εμφάνισης συγκεκριμένων παραγόντων ως αιτίες προσάραξης από τη βάση δεδομένων. Προφανώς, γίνεται αντιληπτό ότι οι τιμές των αρχικών πιθανοτήτων ίσως να μην ανταποκρίνονται πλήρως στην πραγματικότητα, αλλά είναι βέβαιο ότι κυμαίνονται σε αυτήν την περιοχή τιμών. Είναι απόλυτα λογικό ότι στις τιμές αυτές υπεισέρχονται σφάλματα, καθώς προέρχονται είτε από ανεπαρκές δείγμα στατιστικών στοιχείων είτε από υποκειμενικές εκτιμήσεις ειδικών. Ωστόσο το δείγμα είναι αξιόλογο και σε μεγάλο βαθμό επαρκές για να προχωρήσουμε στην εξαγωγή λογικών και υπολογιστικών συμπερασμάτων.

Τα συμπεράσματα στα οποία καταλήγουμε ύστερα από όλα τα παραπάνω αποτελέσματα είναι τα εξής:

- Ύστερα από προσεκτική μελέτη του αρχικού δικτύου του DNV (2005) κρίθηκε αναγκαία η προσθήκη του κόμβου **mechanical failure (μηχανική βλάβη)**, αφού το αρχικό δίκτυο δεν έλαβε υπόψη το συγκεκριμένο παράγοντα ως αιτία προσάραξης. Θεωρήθηκε ότι αυτός ο κόμβος αντιπροσωπεύει μόνο σοβαρές μηχανικές βλάβες οι οποίες οδηγούν σε απώλεια ελέγχου του εκάστοτε επιβατηγού σκάφους.
- Μελετώντας το αρχικό δίκτυο προσάραξης κρίθηκε, επίσης, αναγκαία η προσθήκη του κόμβου που περιγράφει τον τύπο των νερών στα οποία πλέει το εκάστοτε επιβατηγό σκάφος. Πρόκειται για τον κόμβο **type of waters (τύπος νερών)**. Ο κόμβος αυτός παίζει σημαντικό ρόλο στην περίπτωση που έχουμε απώλεια ελέγχου του πλοίου, αφού το πιθανό ατύχημα της προσάραξης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την περιοχή πλεύσης του.
- Στο αρχικό δίκτυο του DNV (2005) περιέχονται και κάποιοι κόμβοι οι οποίοι σχετίζονται με τις διάφορες συνέπειες που επακολουθούν το ατύχημα της προσάραξης (π.χ. εκκένωση του σκάφους, ανθρώπινες απώλειες, ζημιές του σκάφους κ.τ.λ.). Στη συγκεκριμένη εργασία επικεντρωθήκαμε στην εκτίμηση της τελικής πιθανότητας της προσάραξης, χωρίς να μας αφορά τι επακολουθεί. Για αυτόν το λόγο δε συμπεριλάβουμε τους συγκεκριμένους κόμβους στην τελική μορφή του δικτύου που κατασκευάσαμε. Μία μελλοντική εργασία με χρήση των δικτύων πίστης μπορεί να επικεντρωθεί στην εκτίμηση των πιθανοτήτων των διαφόρων συνεπειών που ακολουθούν της προσάραξης.

- Όσον αφορά την εκτίμηση των κύριων αιτιών προσάραξης μέσω της ανάλυσης της βάσης δεδομένων παρουσιάζεται δυσκολία στην εξαγωγή λεπτομερών παραγόντων που οδήγησαν στο ατύχημα. Αυτό συμβαίνει για το λόγο του ότι πολλοί ειδικοί παράγοντες που τυχόν έχουν συμβεί και έχουν παίξει ρόλο στο τελικό συμβάν συγχωνεύονται σε μία ή δύο το πολύ αιτίες, οι οποίες θεωρείται ότι περιέχουν όλα τα γεγονότα που οδήγησαν στο ατύχημα. Για παράδειγμα, ο κόμβος **Navigation System Detection** με κατάσταση **no** περιγράφει αδυναμία ανίχνευσης του εκάστοτε κινδύνου από τα συστήματα ανίχνευσης (ραντάρ, ECDIS κ.τ.λ). Για αυτόν το λόγο συμπεριλάβαμε το αίτιο του καιρού που εμπόδιζε κάποια από τα πλοία της βάσης δεδομένων να εντοπίσουν τον ύφαλο, τα βράχια και γενικότερα την επικινδυνότητα της περιοχής στην οποία συνέβη το ατύχημα.
- Ύστερα από τη διαδικασία ανάλυσης της βάσης δεδομένων για ατυχήματα επιβατηγών πλοίων στον ελλαδικό χώρο παρατηρήσαμε ότι σε μεγάλη πλειοψηφία τα ατυχήματα οφείλονται στον ανθρώπινο παράγοντα. Το πρόβλημα είναι ότι δεν δίνονται περισσότερες πληροφορίες που να ξεκαθαρίζουν τι ακριβώς συνέβη. Το γεγονός αυτό μας οδηγεί στο να προσαρμόσουμε τη συχνή εμφάνιση **αμέλειας πλοιάρχου, υποπλοιάρχου κ.τ.λ.** ως αιτία προσάραξης του κάθε πλοίου στους τρεις παρακάτω κόμβους με τις αντίστοιχες καταστάσεις τους:
  - Assessment (wrong)
  - Performance (poor)
  - Vigilance (no)

Για τις τρεις παραπάνω καταστάσεις των κόμβων ορίσαμε κοινή αρχική πιθανότητα κατά τη διαδικασία της ανάλυσης ευαισθησίας, θεωρώντας ότι αντιπροσωπεύονται από την **αμέλεια πλοιάρχου και λοιπών μελών του πληρώματος** ως βασική αιτία προσάραξης της βάση δεδομένων.

- Σε συνδυασμό με τα αμέσως προηγούμενα συμπεράσματα, παρατηρώντας τη βάση δεδομένων βλέπουμε ότι η βλάβη πηδαλίου παρουσιάζει υψηλή συχνότητα εμφάνισης ως αίτιο ατυχήματος και επηρεάζει με τον ίδιο τρόπο με τη μηχανική βλάβη την πιθανότητα απώλειας ελέγχου του σκάφους. Ουσιαστικά και οι δύο κόμβοι για κατάσταση **not function** ως evidence οδηγούν σε 100% απώλεια ελέγχου.
- Από τη δομή του δικτύου είναι φανερό ότι ο κόμβος ο οποίος επηρεάζει δραστηκότερα την τελική πιθανότητα προσάραξης σε συνδυασμό με τον τύπο των νερών στα οποία πλέει τα σκάφος είναι ο κόμβος **loss of control (απώλεια ελέγχου)**. Τρεις παράγοντες παρατηρούμε ότι μπορούν να οδηγήσουν σίγουρα σε απώλεια ελέγχου. Αυτοί είναι:
  - Steering failure (not function)
  - Mechanical failure (not function)
  - Action (wrong)

Σε περίπτωση που εισαχθεί ένας από τους παραπάνω παράγοντες ως evidence στο δίκτυο σε συνδυασμό με τα ρηχά νερά που τυχόν πλέει το πλοίο, λαμβάνουμε τη μέγιστη τελική πιθανότητα προσάραξης που είναι: 99.9%. Αυτό συμβαίνει λόγω των αρχικών πιθανοτήτων που έχουμε ορίσει στο δίκτυο αρχικά για καθέναν από αυτούς του κόμβους. Η παραπάνω τιμή υποδηλώνει ότι εάν το οποιοδήποτε επιβατηγό πλοίο οδηγηθεί σε απώλεια ελέγχου και πλέει σε ρηχά νερά είναι βέβαιο ότι θα προσαράξει (προσκρούσει) σε ξέρα (βράχια, ύφαλο κ.τ.λ.).

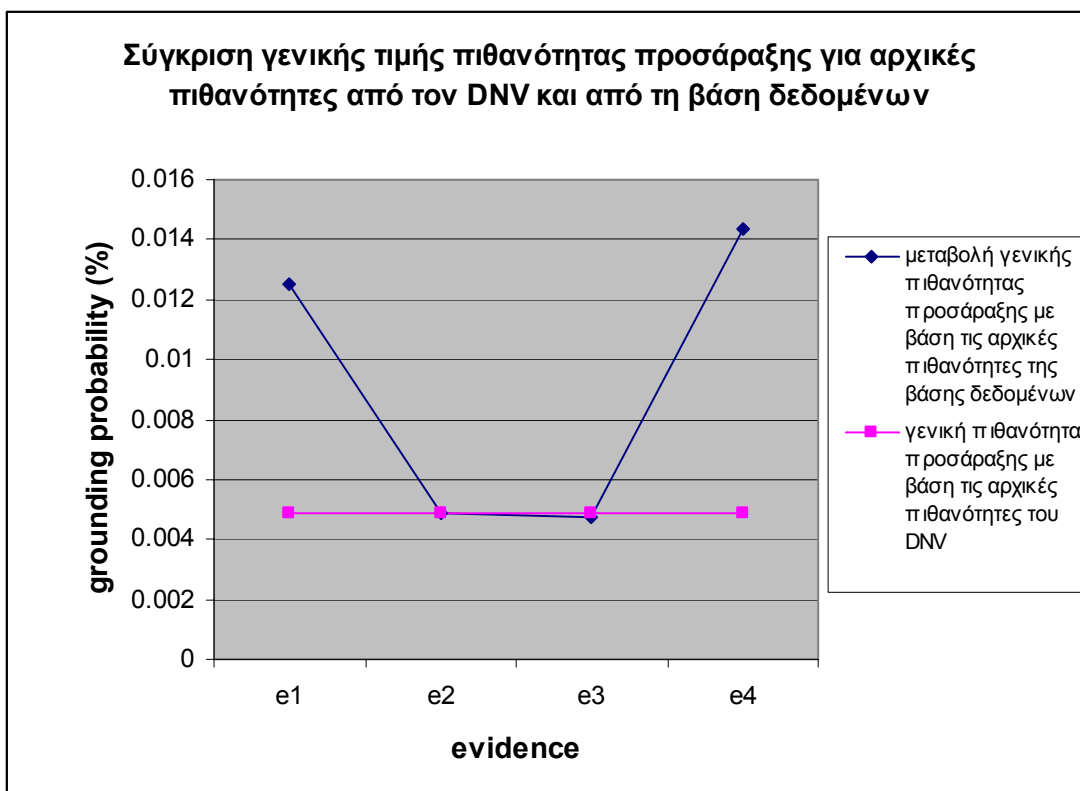
- Στο Κεφάλαιο 10 (ανάλυση ευαισθησίας) ορίζουμε τις πιο πιθανές αιτίες (evidence) για τις οποίες τρέξαμε το πρόγραμμα. Η ενημέρωση του δικτύου έγινε για τους τρεις τύπους νερών ξεχωριστά, εισάγοντας κάθε φορά και τα τέσσερα υπόλοιπα στοιχεία (evidence). Αυτό έγινε γιατί ανάλογα με τον τύπο νερών η τελική πιθανότητα προσάραξης αλλάζει δραστικά.
- Από την ανάλυση ευαισθησίας παρατηρούμε ότι με την εισαγωγή της κατάστασης **wrong** του κόμβου **assessment** ως απόδειξη εμφανίζεται αυξημένη τελική πιθανότητα προσάραξης (9.1%). Στην περίπτωση που εισάγουμε και δεύτερο στοιχείο απόδειξης και συγκεκριμένα την ανεπαρκή εκτέλεση καθηκόντων (κόμβος: **performance**-κατάσταση: **poor**) παρατηρούμε περαιτέρω αύξηση της τελικής πιθανότητας προσάραξης (12.6%). Με την προσθήκη ως evidence της αδράνειας πληρώματος (κόμβος: **vigilance**-κατάσταση: **no**) η πιθανότητα προσάραξης φτάνει στο 19.5%. Στη συνέχεια, γίνεται ενημέρωση του δικτύου για τα τρία προηγούμενα evidence προσθέτοντας αυτή τη φορά και τη βλάβη πηδαλίου (κόμβος: **steering failure**-κατάσταση: **not function**). Η πιθανότητα προσάραξης σχεδόν διπλασιάζεται (39.8%) μιας και ο παράγοντας που προστέθηκε αποτελεί κύρια αιτία που οδηγεί σε απώλεια ελέγχου. Με βάση αυτά τα αποτελέσματα εξετάστηκε ποια είναι η τελική πιθανότητα προσάραξης για κάθε τύπο νερών. Παρατηρούμε ότι ενώ αρχικά η πιθανότητα ήταν αρκετά αυξημένη (39.8%), εισάγοντας ως evidence τα βαθιά νερά (κόμβος: **type of waters**-κατάσταση: **open waters**) η τελική πιθανότητα προσάραξης παρουσιάζει μεγάλη μείωση και συγκεκριμένα παίρνει την τιμή 8%. Αντίθετα, εισάγοντας ως evidence τα παράκτια νερά (κόμβος: **type of waters**-κατάσταση: **coastal waters**) η αντίστοιχη πιθανότητα προσάραξης αυξάνεται δραστικά και παίρνει τη τιμή 80%. Τέλος, για ρηχά νερά (κόμβος: **type of waters**-κατάσταση: **narrow waters**) όπως έχει αναφερθεί παρουσιάζει τη μέγιστη τιμή πιθανότητας να οδηγηθεί ένα επιβατηγό σκάφος σε προσάραξη (99.9%).
- Στο Κεφάλαιο 10 (ανάλυση ευαισθησίας) προσαρμόζονται οι τιμές των αρχικών πιθανοτήτων (prior probabilities) των κόμβων που χρησιμοποιήθηκαν παραπάνω για την ενημέρωση του δικτύου, σύμφωνα με τα στοιχεία που λαμβάνουμε από τη βάση δεδομένων. Γίνεται τρέξιμο του δικτύου με τις νέες αρχικές πιθανότητες για κάθε κόμβο ξεχωριστά. Επίσης, εξετάζεται πόσο επηρεάζεται η πιθανότητα του τελικού γεγονότος (προσάραξη) με μία μικρή μεταβολή της αρχικής πιθανότητας του κάθε στοιχείου. Η μεταβολή αυτή κυμαίνεται από 5-15%. Από τα διαγράμματα που κατασκευάσαμε παρατηρούμε ότι στα δύο από τα τέσσερα η εξάρτηση της τελικής πιθανότητας προσάραξης συναρτήσεται της μεταβολής της νέας αρχικής πιθανότητας του εκάστοτε κόμβου είναι σχεδόν γραμμική (αύξουσα).

Συγκεκριμένα, για τους παράγοντες **steering failure** (βλάβη πηδαλίου) και **wrong assessment** (λανθασμένη εκτίμηση πλοιάρχου) παρατηρούμε ότι η κλίση της καμπύλης γίνεται πιο έντονη μετά από μια μικρή αύξηση της αρχικής πιθανότητας (κατά 5%) και στη συνέχεια η καμπύλη εκτείνεται γραμμικά. Στην ουσία, το αρχικό τμήμα της καμπύλης όπου παρατηρείται λιγότερη έντονη μεταβολή, μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι υπάρχει μια κρίσιμη τιμή αρχικής πιθανότητας για την οποία παρουσιάζεται δραστικότερη αύξηση της τελικής πιθανότητας προσάραξης. Όσον αφορά τον παράγοντα **poor performance** (ανεπαρκής εκτέλεση καθηκόντων) παρατηρούμε ότι ενώ αρχικά η καμπύλη δείχνει να μην μεταβάλλεται, στη συνέχεια παρουσιάζει αυξητική τάση (γραμμικά) και τέλος επανέρχεται σε στασιμότητα. Από τη μορφή της καμπύλης συμπεραίνουμε ότι για ένα ορισμένο επίπεδο ανεπαρκούς εκτέλεσης καθηκόντων δεν υπάρχει ουσιαστική επίδραση στην τελική πιθανότητα προσάραξης. Επιπροσθέτως, υπάρχει ένα κρίσιμο διάστημα μεταβολής της συγκεκριμένης αρχικής πιθανότητας για το οποίο παρουσιάζεται δραστικότερη αύξηση της πιθανότητας ατυχήματος. Η απότομη μεταβολή της καμπύλης δείχνει ότι υπάρχουν διαφορετικά επίπεδα εκτέλεσης καθηκόντων για κάθε πλήρωμα τα οποία είναι δυνατό να επηρεάζουν με διαφορετικούς τρόπους την τελική πιθανότητα προσάραξης. Γι' αυτόν το λόγο θα πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στη σωστή εκτέλεση των καθηκόντων για το κάθε ξεχωριστό μέλος ενός πληρώματος ώστε να αποφεύγεται η κρίσιμη περιοχή δραστικής αύξησης ατυχήματος όπως αυτή περιγράφηκε παραπάνω. Τέλος, για τον παράγοντα **no vigilance** (αδράνεια πληρώματος) παρατηρούμε ότι ενώ αρχικά η καμπύλη μεταβάλλεται γραμμικά, στη συνέχεια παρουσιάζεται μια περιοχή τιμών για τις οποίες η κλίση της καμπύλης είναι σχεδόν μηδενική. Αυτό ερμηνεύεται ως εξής: τα διάφορα συστήματα που χρησιμοποιούνται για την επαγρύπνηση των μελών του πληρώματος έχουν ουσιαστικά αποτελέσματα σε αυτήν τη συγκεκριμένη περιοχή. Εκεί, σχεδόν σταθεροποιείται η τελική πιθανότητα ατυχήματος παρά την αύξηση της αρχικής πιθανότητας της αδράνειας του πληρώματος. Γι' αυτόν το λόγο θα πρέπει σε κάθε πλήρωμα το επίπεδο αδράνειας να κυμαίνεται σε αυτήν την περιοχή πιθανοτήτων ώστε και τα συστήματα επαγρύπνησης να είναι αποτελεσματικά. Πρέπει να σημειωθεί ότι αναφερόμαστε σε πολύ μικρές τιμές αρχικών πιθανοτήτων και κατά συνέπεια καταλήγουμε σε πολύ μικρές τιμές πιθανότητας ατυχήματος.

- Στο Κεφάλαιο 9.2.2. έγινε ενημέρωση του δικτύου για τέσσερα evidence, υπολογίζοντας την τελική πιθανότητα προσάραξης για το καθένα χωριστά. Από τα αποτελέσματα που ελήφθησαν από το πρόγραμμα παρατηρείται ότι η βλάβη του πηδαλίου αποτελεί τον πλέον σημαντικό παράγοντα που μπορεί να οδηγήσει σε προσάραξη (39.8%), κάτι το οποίο είναι αναμενόμενο για τους λόγους που προαναφέραμε. Επίσης, αυξημένη πιθανότητα προσάραξης παρουσιάζεται και στην περίπτωση της **αμέλειας πλοιάρχου** (9.1%). Αντίθετα, οι άλλοι δύο παράγοντες που εισάγονται ως evidence στο δίκτυο οδηγούν σε πολύ μικρές τελικές πιθανότητες προσάραξης. Συγκεκριμένα για ανεπαρκή εκτέλεση καθηκόντων (**performance**), η αντίστοιχη πιθανότητα προσάραξης είναι μόλις 0.00632% και για αδράνεια ενός ή περισσοτέρων μελών του πληρώματος (**vigilance**) 0.0054%. Από τα παραπάνω συμπεραίνουμε ότι όσον αφορά τον ανθρώπινο παράγοντα η κύρια αιτία που

μπορεί να οδηγήσει σε προσάραξη είναι η λανθασμένη εκτίμηση του πλοιάρχου.

- Ύστερα από προσεκτική μελέτη του δικτύου συμπεραίνουμε ότι θα μπορούσε ο καιρός να παίζει έναν ακόμα πιο σημαντικό ρόλο στην εξέλιξη του ατυχήματος της προσάραξης. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι εφόσον έχει επέλθει απώλεια ελέγχου στο σκάφος οι εκάστοτε καιρικές συνθήκες μπορούν να συνδράμουν με αντιφατικό τρόπο στο τελικό αποτέλεσμα του ατυχήματος. Για παράδειγμα, διαφορετικού τύπου άνεμοι (κατεύθυνση, ένταση ανέμων) επηρεάζουν με διαφορετικό τρόπο την πορεία ενός ακυβέρνητου πλοίου που κινδυνεύει να προσαράξει. Η απλούστερη λύση θα ήταν η απευθείας σύνδεση του κόμβου του καιρού με τον κόμβο της προσάραξης, κάτι το οποίο προϋποθέτει στατιστικά στοιχεία που δεν είναι διαθέσιμα για τον ορισμό των αρχικών πιθανοτήτων. Μια πιο σωστή και λεπτομερής προσέγγιση του θέματος θα ήταν η δημιουργία ενός υπομοντέλου το οποίο θα περιέχει πολλές και διαφορετικές καταστάσεις καιρού. Ο κατασκευαστής του μοντέλου αυτού θα πρέπει να λάβει υπόψη του όλες τις παραμέτρους που θα καθορίσουν την εξέλιξη του ατυχήματος όπως είναι οι διαφορετικές εντάσεις ανέμων και κατευθύνσεις αυτών, καθώς επίσης και τα διάφορα καιρικά φαινόμενα (καταιγίδες, ομίχλη κ.τ.λ.). Τέλος, για την περίπτωση όπου το πλοίο ταξιδεύει ομαλά χωρίς απώλεια ελέγχου, η ύπαρξη ενός κόμβου που να περιγράφει καιρικά φαινόμενα που μειώνουν την οπτική αντίχρευση (ομίχλη, σφοδρές καταιγίδες) αυξάνει την τελική πιθανότητα προσάραξης.
- Τέλος, τρέχοντας το πρόγραμμα με τις αρχικές πιθανότητες υπολογίζεται μία τιμή γενικής πιθανότητας προσάραξης ίση με 0.00486%. Παρατηρούμε ότι εισάγοντας σαν αρχικές πιθανότητες στους κόμβους που επιλέξαμε ως evidence αυτές που προκύπτουν από την ανάλυση της βάσης δεδομένων, η μεταβολή της γενικής πιθανότητας προσάραξης δεν είναι αμελητέα σε όλες τις περιπτώσεις. Συγκεκριμένα παρατηρείται αμελητέα διαφορά στις περιπτώσεις των κόμβων **performance** και **vigilance** και σημαντική διαφορά στις περιπτώσεις των κόμβων **assessment** και **steering failure**. Από το γεγονός αυτό συμπεραίνουμε ότι τα στατιστικά στοιχεία της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε δεν έρχονται σε πλήρη ταύτιση με τα αντίστοιχα του DNV (2005). Οι μικρές διαφοροποιήσεις που παρατηρούνται μπορεί να οφείλονται είτε στα σφάλματα λόγω περιορισμένου δείγματος είτε στις ιδιαιτερότητες των θαλάσσιων περιοχών της Ελλάδας σε σχέση με τα παγκόσμια δρομολόγια. Παρακάτω παρατίθεται το συγκριτικό διάγραμμα των αρχικών τιμών πιθανοτήτων που προέρχονται από τον DNV και τη βάση δεδομένων:



**Σχήμα 61:** Σύγκριση γενικής πιθανότητας προσάραξης για αρχικές πιθανότητες από το DNV και από τη βάση δεδομένων.

Από το παραπάνω διάγραμμα φαίνεται πρακτικά ότι ο ανθρώπινος παράγοντας λαμβάνει σημαντικά μικρότερες αρχικές πιθανότητες στο δίκτυο του DNV σε σχέση με αυτές που εξάγονται από τη βάση δεδομένων για τα ατυχήματα στον ελλαδικό χώρο (αυξημένη γενική πιθανότητα προσάραξης αντιστοιχεί σε υψηλότερη τιμή αρχικής πιθανότητας λανθασμένης εκτίμησης πλοιάρχου). Αυτό μπορεί να εξηγηθεί από τις ιδιαιτερότητες των ελληνικών θαλασσών. Συγκεκριμένα, στις ελληνικές θάλασσες πραγματοποιείται υψηλός αριθμός δρομολογίων επιβατηγών σκαφών, ιδιαίτερα κατά τους καλοκαιρινούς μήνες και παρατηρείται αυξημένη κίνηση πλοίων τις συγκεκριμένες περιόδους. Το γεγονός αυτό σε συνδυασμό με τον μεγάλο αριθμό νησιών, βραχονησίδων, ξερών κ.τ.λ. που συναντάμε στο θαλάσσιο ελληνικό χώρο καθιστά πιο συχνό φαινόμενο τη λανθασμένη εκτίμηση από πλευράς πλοιάρχου. Ας μην ξεχνάμε ότι οι αρχικές πιθανότητες του DNV αναφέρονται στον παγκόσμιο μέσο όρο ενώ εδώ εξετάζεται μόνο η περιοχή της Ελλάδας. Όσον αφορά τη βλάβη πηδαλίου, παρατηρούμε ότι στη βάση δεδομένων εμφανίζεται αρκετά συχνά με αποτέλεσμα να οδηγούμαστε σε υψηλότερη αρχική πιθανότητα σε σχέση με την αντίστοιχη του DNV. Το γεγονός αυτό με τη σειρά του οδηγεί σε υψηλότερη γενική πιθανότητα προσάραξης. Δεν υπάρχει κάποιος εμφανής λόγος για τον οποίο συμβαίνει αυτό. Εκτιμούμε ότι το αποτέλεσμα αυτό οφείλεται απλώς στο περιορισμένο δείγμα της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για τον ελλαδικό χώρο.

## Κεφάλαιο 13 : ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Bonafede C.E., Giudici P., 2007. Bayesian networks for enterprise risk assessment, *Physica A* 382, 22-28.

Bradford J.R., Needham C.I., Bulpitt A.I., Weasthead D.R., 2006. Insights into Protein-Protein Interfaces using a Bayesian network Prediction Method, *J.Mol.Biol.* 362, 365-386.

Castelletti A., Soncini-Sessa R., 2006. Bayesian networks and participatory modelling in water resource management, *Environmental Modelling and Software* xx, 1-14

Castillo E., Menendez J.M., Cambronero S.S., 2007. Predicting traffic flow using Bayesian networks, *Transportation Research Part B*, 1-28.

Celeux G., Corset F., Lannoy A., Ricard B., 2005. Designing a Bayesian network for preventive maintenance from expert opinions in a rapid and reliable way, *Reliability Engineering and System Safety* 91, 849-856.

Dorner S., Shi J., Swayne D., 2005. Multi-objective modelling and decision support using a Bayesian network approximation to a non-point source pollution model, *Environmental Modelling and Software* 22, 211-222.

FSA, 2005 Passengers Ships Safety: Effective Voyage Planning for Passengers, Sub-Committee on Safety of Navigation, 51<sup>st</sup> session, Agenda item 10.

Haddaway P., Jacobson J., Kahn C., 1997. BANTER: a Bayesian network tutoring shell, *Artificial Intelligence in Medicine* 10, 177-200.

Huang H.Z., Zuo M.J., Sun Z.Q., 2006. Bayesian reliability analysis for fuzzy-lifetime data, *Fuzzy Sets and Systems* 157, 1674-1686.

Janssens D., Wets G., Brijs T., Vanhoof K., Arentze T., Timmermans H., 2005. Integrating Bayesian networks and decision trees in a sequential rule-based transportation, *European Journal of Operational Research* 175, 16-34.

Japath C., Rajapakse C., Zhou J., 2007. Learning effective brain connectivity with dynamic Bayesian networks, *NeuroImage*, 749-760.

Jensen F.V., 1996. An introduction to Bayesian networks, UCL Press, London, UK.

Kahn C.E., 2001. Architecture for integration of probabilistic knowledge with digital image libraries, *International Congress Series* 1230, 379-383.

Kannan R., 2006. Bayesian networks: Application in safety instrumentation and risk reduction, *ISA Transactions*, 1-5.

Kao H.Y., Huang C.H., Li H.L., 2005. Supply chain diagnostics with dynamic Bayesian networks, *Computers and Industrial Engineering* 49, 339-347.



- Kim K.M., Hong J.H., Cho S.B., 2006. A semantic Bayesian network approach to retrieving information with intelligent conversational agents, *Information Processing and Management* 43, 225-236.
- Langseth H., Portinale L., 2005. Bayesian networks in reliability, *Reliability Engineering and System Safety* 92, 92-108.
- Lazkano E., Sierra B., Astigarraga A., Martinez-Otzeta J.M., 2006. On the use of Bayesian Networks to develop behaviours for mobile robots, *Robotics and Autonomous Systems*, 253-265.
- Lee S.J., Kim M.C., Seong P.H., 2007. An Analytical Approach to Quantitative Effect Estimation of Operation Advisory System based on Human Cognitive Process using the Bayesian belief network, *Reliability Engineering and System Safety*.
- Leonard T., Hsu S.J., 1999. *Bayesian Methods: An analysis for statisticians and interdisciplinary researchers*, Cambridge University Press.
- Letterie W., Hagedoorn J., Kranenburg H., Palm F., 2006. Information gathering through alliances, *Journal of Economic Behaviour and Organization*, 1-19.
- Liu T.F.F., Sung W.K., Mittal A., 2006. Model gene network by semi-fixed Bayesian network, *Expert Systems with Applications* 30, 42-49.
- Maglogiannis I., Zafiroopoulos E., Platis A., Lambrinoudakis C., 2005. Risk analysis of a patient monitoring system using Bayesian network modelling, *Journal of Biomedical Informatics* 39, 637-647.
- Moore W.H., 1992. *The Grounding of Exxon Valdez: An examination of the Human and Organizational Factors*, Society of Naval Architects and Marine Engineers, Northern California Section, Student Paper Presentation, 1-15.
- Neil M., Taylor M., Marquez D., Fenton N., Hearty P., 2007. Modelling Dependable Systems using Hybrid Bayesian Networks, *Reliability Engineering and System Safety*.
- Norrington L., Quigley J., Russell A., Meer R., 2007. Modelling the reliability of search and rescue operations with Bayesian belief networks, *Reliability Engineering and System Safety*, 1-7.
- Pollino A., Woodberry O., Nicholson A., Korb K., Hart T., 2006. Parameterisation and evaluation of a Bayesian network for use in an ecological risk assessment, *Environmental Modelling and Software* xx, 1-13.
- Ramirez N., Mesa H.G., Calvet H., Fernandez L., Martinez R., 2007. Diagnosis of breast cancer using Bayesian networks: A case study, *Computers in Biology and Medicine* 37, 1553-1564.

Sahin F., Yavuz M., Arnavut Z., Uluyol O., 2007. Fault diagnosis for airplane engines using Bayesian networks and distributed particle swarm optimization, *Parallel Computing* 33, 124-143.

Suddle S.I., 2003. Safety assessment of third parties during construction in multiple use of space using Bayesian networks, *Safety and Reliability*, 1519-1526.

Suddle S.I., Waarts P.H., 2003. The safety of risk or the risk of safety?, *Safety Reliability*, 1511-1518.

Trucco P., Cagno E., Ruggeri F., Grande O., 2007. A Bayesian belief network modeling of organizational factors in risk analysis: A case study in maritime transportation, *Reliability Engineering and System Safety*, 1-12.

Uusitalo L., 2006. Advantages and challenges of Bayesian networks in environmental modelling, Journal homepage: [www.elsevier.com/locate/ecolmodel](http://www.elsevier.com/locate/ecolmodel), 1-6.

Vassalos D., Konovessis D., 2003. An implementation of a life-cycle risk-based design for safety, *Safety and Reliability*, 1587-1595.

Verduijin M., Peek N., Rosseel P.M.J., Jonge E., Mol B.A.J.M., 2007. Prognostic Bayesian Network I: Rationale, learning procedure and clinical use, *Journal of Biomedical Informatics* 40, 609-618.

Verduijin M., Peek N., Rosseel P.M.J., Jonge E., Mol B.A.J.M., 2007. Prognostic Bayesian Network II: An application in the domain of cardiac surgery, *Journal of Biomedical Informatics* 40, 619-630.

Wilson A.G., Huzurbazar A.V., 2006. Bayesian networks for multilevel system reliability, *Reliability Engineering and System Safety*, 1-8

Zhu J.Y., Deshmukh A., 2003. Application of Bayesian decision networks to life cycle engineering in Green design and manufacturing, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 16, 91-103.