



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Ευφυείς Τεχνικές Μοντελοποίησης Χρηστών
με Εφαρμογή σε Παίγνια

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

Χαράλαμπου Κ. Μανουσιάδη

Επιβλέπων: Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2015.



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Ευφυείς Τεχνικές Μοντελοποίησης Χρηστών
με Εφαρμογή σε Παίγνια**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

Χαράλαμπου Κ. Μανουσιάδη

Επιβλέπων: Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 16η Οκτωβρίου 2015.

.....
Στέφανος Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Στάμου
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Χαράλαμπος Κ. Μανουσιάδης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Χαράλαμπος Μανουσιάδης, 2015

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Ευφυείς Τεχνικές Μοντελοποίησης Χρηστών
με Εφαρμογή σε Παίγνια

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία ερευνεί την μοντελοποίηση χρηστών με την χρήση συσταδοποίησης και ταξινόμησης. Ως δεδομένα εισόδου θεωρεί τις κινήσεις που παρατηρεί και καταγράφει το σύστημα από τους χρήστες, ενώ ως έξοδο -την οποία προσπαθεί και να προβλέψει - θεωρεί την συμπεριφορά τους σε κάποιο γνώρισμα για το οποίο δεν έχει καταγράψει στοιχεία ακόμα.

Θεωρείται ότι υπάρχει βάση δεδομένων με γνωστά όλα τα στοιχεία εισόδου και εξόδου, η οποία θα χρησιμοποιηθεί για την μηχανική μάθηση του συστήματος μας, ενώ η πρόβλεψη επιχειρείται σε καινούργια δεδομένα. Εισάγονται δύο βασικές μέθοδοι σε αυτή την κατεύθυνση, η σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών συστάδων -που προήλθαν από συσταδοποίηση των δεδομένων εισόδου και εξόδου των δεδομένων μάθησης- καθώς και η πρόβλεψη των συστάδων - κλάσεων εξόδου με την χρήση ταξινομητών όπως π.χ. νευρωνικών δικτύων.

Στην συγκεκριμένη πρακτική εφαρμογή που θα πραγματοποιηθεί, σκοπός είναι να δημιουργηθούν κατάλληλα μοντέλα παικτών πόκερ σε τουρνουά SitNGo, τα οποία θα μαθαίνουν μηχανικά από την υπάρχουσα βάση δεδομένων, ώστε να προβλέπουν μέσω των δεδομένων εισόδου που συλλέγουν στα αρχικά στάδια των καινούργιων παικτών, τις συμπεριφορές - εξόδους - αυτών στα μετέπειτα και πιο κρίσιμα στάδια του παιχνιδιού, για τα οποία δεν υπάρχουν προφανώς στοιχεία.

Για την υλοποίηση όλων των παραπάνω μεθόδων χρησιμοποιείται η γνωστή πλατφόρμα εξόρυξης δεδομένων *Weka* του πανεπιστημίου του *Waikato*, καθώς και το λογισμικό *Holdem Manager 2* το οποίο συλλέγει στατιστικά στοιχεία αληθινών διαδικτυακών παικτών πόκερ.

Τα μοντέλα που προτείνονται στην παρούσα εργασία έχουν την δυνατότητα να χρησιμοποιηθούν στο παρασκήνιο σε πραγματικό χρόνο παιχνιδιού, για επέκταση των ήδη υπάρχοντων λογισμικών και να παρουσιάζουν αποδοτικά μοντέλα παικτών.

Λέξεις κλειδιά:

Μοντελοποίηση Χρηστών, Συσταδοποίηση, Ταξινόμηση, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανική Μάθηση, Εξόρυξη δεδομένων, Πρόβλεψη, Παίγνια, Πόκερ.

Abstract

This thesis investigates user modeling using clustering and classification. As input data considers the movements that the system observes and records by the users, while as an output -which tries to predict - considers their behavior to some attribute, that we have no record data for yet.

It is considered that there is a database with known all the input and output elements, to be used for the machine learning of our system, and the prediction is attempted in new incoming data. They are introduced two basic methods in this direction, the comparison between different clusters -which came from clustering of the input and output training data- as well the prediction of output clusters - classes using classifiers such as Neural networks.

In this particular application, the purpose is to create appropriate poker player user models in a SitNGo tournament, which will learn mechanically from the existing database in order to provide via the input data collected in the early stages of new players, behaviors - outputs - thereof to subsequent and more critical stage of the game, for which apparently there are not components.

To implement all these methods we are using the known data mining platform *Weka* of University of Waikato, and the software *Holdem Manager 2* which collects statistics of real online poker players.

The models proposed in this thesis have the potential to be used in the background in real time play, to extend the already existing software and present efficient player models.

Key Words:

User Modelling, Clustering, Classification, Neural Network, Machine Learning, Data Mining, Prediction, Games, Poker.

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στον Τομέα Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Ε.Μ.Π..

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον καθηγητή κ.Στέφανο Κόλλια για την ανάθεση της διπλωματικής εργασίας, καθώς και για την υπομονή, την καθοδήγηση και την ουσιαστική υποστήριξη του κατά την διάρκεια της δημιουργίας της. Ευχαριστώ επίσης όλους όσοι βοήθησαν άμεσα ή έμμεσα στην ολοκλήρωση της.

Περιεχόμενα

Κατάλογος πινάκων	12
Κατάλογος σχημάτων	13
Μέρος 1. Εισαγωγή και Δομή	15
Μέρος 2. Θεωρητικό Μέρος	17
Κεφάλαιο 1. Συσταδοποίηση Αντικειμένων (Clustering)	18
1. Centroid model - Αλγόριθμος k -Means Συσταδοποίηση	19
2. Connectivity model - Ιεραρχική Συσταδοποίηση (HCA)	23
3. Distribution model – Expectation-Maximization (EM)	23
4. Density model - Grid-based Αλγόριθμος	24
Κεφάλαιο 2. Στατιστική Ταξινόμηση (Statistical Classification)	25
1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	25
2. Μπεύζιανοί Ταξινομητές	27
3. Δέντρα Αποφάσεων	28
Κεφάλαιο 3. Μοντελοποίηση Χρηστών (User Modeling)	31
1. Το μοντέλο χρήστη και τα περιεχόμενα του	32
2. Οι Διαστάσεις του Μοντέλου	34
3. Ο Σχεδιασμός του Μοντέλου	36
Κεφάλαιο 4. Παίγνια: Το TEXAS HOLD'EM και τα SitNGo's	38
1. Το παιχνίδι, οι γύροι και τα χέρια	38
2. Τουρνουά SitNGo	40
3. Bubble	40
4. VPIP/PFR, Push/Fold και άλλα στατιστικά στοιχεία	40
Μέρος 3. Πρακτικό Μέρος	43
Κεφάλαιο 5. Συλλογή και επεξεργασία αληθινών στατιστικών στοιχείων από διαδικτυακούς παίχτες	44
Κεφάλαιο 6. Ανάλυση συνολικού δείγματος παικτών	46
1. Συνολική Συμπεριφορά	46
2. Μελέτη και σύγκριση επόμενων σταδίων	49

Κεφάλαιο 7. Τακτικοί Παίκτες (regulars)	53
Κεφάλαιο 8. Μελέτη και πρόβλεψη τακτικών παικτών (regulars) με συσχετισμό συστάδων	55
1. Σύνδεση με μελέτη των παικτών	55
2. Πρόβλεψη των VPIP/RPFR/Push με μελέτη στιγμιότυπων	61
Κεφάλαιο 9. Μελέτη και πρόβλεψη τακτικών παικτών (regulars) με Τεχνικές Ταξινόμησης και Νευρωνικά Δίκτυα	65
1. Πρόβλεψη VPIP και RPFR κοντά στο bubble από μετρήσεις σε αρχικά και μεσαία στάδια	65
2. Σύνδεση VPIP/RPFR και Push σε χαμηλά Stack	70
3. Πρόβλεψη σε Πραγματικό Χρόνο - Online Ταξινομητής	72
Κεφάλαιο 10. Συμπεράσματα της Έρευνας	75
Παράρτημα. Βιβλιογραφία	78

Κατάλογος πινάκων

1	Ποσοστό Επιτυχίας Ταξινομητών για πρόβλεψη VPIP-RPFR	65
2	Ποσοστό Επιτυχίας Ταξινομητών μεταξύ γνωρισμάτων σε χαμηλά Stack	72

Κατάλογος σχημάτων

1	Voronoi Διάγραμμα	20
3	k -Means σύγκλιση σε τοπικό ελάχιστο	20
2	Elbow Κριτήριο	20
4	Σύγκριση k -means και k -medoids	22
5	Agglomerative Συσταδοποίηση	23
6	EM-Gaussian	24
1	Νευρώνας	26
2	Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων	26
3	Δέντρο Απόφασης	28
1	Κατάταξη δύναμης φύλλων	39
2	Τραπέζι Πόκερ 10 θέσεων	39
1	Κατανομές συνολικού δείγματος	46
2	VPIP - RPFR - Μάρκες ανά χέρι	47
3	VPIP - RPFR - Won at Showdown	47
4	VPIP - RPFR - Μάρκες ανά χέρι - Won at Showdown	48
5	Συνολική EM συσταδοποίηση	48
6	Κατανομές σε αρχικά στάδια	50
7	Κατανομές σε μεσαία στάδια	50
8	EM Αρχικών Σταδίων	51
9	EM Μεσαίων Σταδίων	52
10	Σχέσεις μεταξύ Συστάδων Αρχικών και Μεσαίων Σταδίων	52
1	Γνωρίσματα - Μελέτη Παιχτών	56
2	Flow Chart - Συστάδες σε Συστάδες	56
3	k -Means 3 Συστάδες - Push - x :BU y :SB	57
4	Γνωρίσματα με Συστάδες - Μελέτη Παιχτών	57
5	k -Means Συστάδες σε Συστάδες 3x3	58
6	k -Means 6 Συστάδες - Push - x :BU y :SB	58

7	k-Means Συστάδες σε Συστάδες 6x6	59
8	EM 3 Συστάδες - Push - x:BU y:SB	60
9	EM Συστάδες σε Συστάδες 3x3	60
10	Γνωρίσματα - Μελέτη Στιγμιότυπων	62
11	Γνωρίσματα με Συστάδες - Μελέτη Στιγμιότυπων	62
12	k-Means 3 Συστάδες x: VPIP, y: PRFR	62
13	Συστάδες σε Συστάδες 3x3 Στιγμιότυπα	63
14	k-Means 3 Συστάδες Instances Bubble	64
15	Συστάδες σε Συστάδες 3x3 Instances Bubble	64
1	Κατανομές - Πρόβλεψη VPIP και RPFR	66
2	Γνωρίσματα με Κλάσεις - Μελέτη Στιγμιότυπων - Ταξινομητές	66
3	Flow Chart	67
4	k-Means Συστάδες - Κλάσεις x: VPIP, y: PRFR, Σ.τιμών 0 έως 10000	67
5	Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων - 4 Κλάσεις - Cross Validation 10 Folds	68
6	Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων 4 Κλάσεις	69
7	ROC Space x:False Negative Rate - y:True Positive Rate	69
8	Κατανομές σε χαμηλά stack	70
9	Γνωρίσματα με Κλάσεις - Μελέτη Στιγμιότυπων Bubble - Ταξινομητές	71
10	k-Means Συστάδες - Κλάσεις Push=x=y	71
11	Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων - 3 Κλάσεις - Cross Validation 10 Folds	72
12	Flow Chart Online	73
13	Γνωρίσματα Online	73
14	Naive Bayes	74
15	Online Strip Chart	74

Μέρος 1

Εισαγωγή και Δομή

Η συσταδοποίηση (clustering) των δεδομένων και η μοντελοποίηση των χρηστών με βάση αυτήν, αποτελούν κρίσιμους τομείς για την αύξηση της απόδοσης των μεθόδων ανάλυσης και επεξεργασίας σε αρκετά επιστημονικά πεδία όπως η στατιστική, ο σχεδιασμός διαδικτυακών υπηρεσιών και η ανάπτυξη στρατηγικής σε παίγνια. Στην στατιστική ανάλυση επιτρέπουν την μοντελοποίηση των πληθυσμών ταξινομώντας τους σε κατηγορίες έτσι ώστε να εξάγουμε γενικά συμπεράσματα και όχι για κάθε χρήστη ξεχωρίστα το οποίο θα απαιτούσε περιττό χρόνο και κόστος. Στον σχεδιασμό διαδικτυακών υπηρεσιών μας εξασφαλίζουν τον κατάλληλο συνδυασμό απόδοσης του συστήματος και ακρίβειας των υπηρεσιών σε σχέση με τις ανάγκες και τις απαιτήσεις κάθε ιδιαίτερου χρήστη. Τέλος, για την αποτελεσματική κατανόηση του πεδίου δράσης και συνεπώς για την έγκαιρη ανάπτυξη στρατηγικής σε παίγνια, ικανής να καλύψει συγκεκριμένους στόχους και κριτήρια, όπως η νίκη επί των αντιπάλων, είναι αναγκαία η μοντελοποίηση των τελευταίων.

Επίσης, οι τεχνικές ταξινόμησης (classification) και μάθησης είναι σημαντικό κομμάτι της ανάλυσης για να μπορέσουμε να αναπτύξουμε μεθόδους πρόβλεψης για καινούργια δεδομένα που συναντάμε. Για παράδειγμα στα διαδικτυακά παιχνίδια είναι αναγκαίο πολλές φορές σε πραγματικό χρόνο να προβλέψουμε την επόμενη κίνηση του αντιπάλου, μεμονωμένα σαν κίνηση ή ακόμα και να μπορέσουμε γρήγορα να τον κατηγοριοποιήσουμε σε κάποιο γνωστό μοντέλο χρήστη.

Η παρούσα διπλωματική εργασία εισάγει πρώτα στο θεωρητικό μέρος τις γενικές έννοιες της συσταδοποίησης αντικειμένων, της μοντελοποίησης χρηστών, μεθόδους ταξινόμησης και πρόβλεψης -π.χ. Δέντρα, Νευρωνικά Δικτύα, Naive Bayes- καθώς και κάποιους αντίστοιχους πιο συγκεκριμένους αλγόριθμους που θα χρησιμοποιηθούν. Επίσης εισάγει τον αναγνώστη στις βασικές αρχές του Poker, συγκεκριμένα του Texas Hold'em και των τουρνουά SitNGo τα οποία αποτελούν την εξειδικευμένη δομή παιχνιδιού που θα μελετήσουμε.

Στο πρακτικό μέρος της μελέτης μας θα αντλήσουμε πραγματικά στατιστικά στοιχεία διαδικτυακών παικτών Poker στα οποία θα εφαρμόσουμε τις παραπάνω τεχνικές ώστε να μπορέσουμε να προβλέψουμε την συμπεριφορά των παικτών σε διάφορες στιγμές του παιχνιδιού, με τελικό σκοπό πάντα την αποτελεσματική τους μοντελοποίηση.

Σημείωση: Η βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε αναφέρεται στην τελευταία σελίδα. Όπου υπάρχει ειδικότερη και συγκεκριμένη αναφορά, θα αναφέρεται με το νούμερο που αντιστοιχεί για κάθε πηγή στον κατάλογο, για παράδειγμα [1]. Όσες πηγές δεν αναφέρονται ειδικότερα, έχουν χρησιμοποιηθεί για την γενική εκπόνηση της εργασίας.

Μέρος 2

Θεωρητικό Μέρος

Συσταδοποίηση Αντικειμένων (Clustering)

Συσταδοποίηση [16][18] είναι η γενική μέθοδος που ως αποτέλεσμα έχει την ταξινόμηση αντικειμένων σε συστάδες (clusters) με βάση συγκεκριμένα κριτήρια ομοιότητας. Τα κριτήρια αυτά είναι ένας σημαντικός παράγοντας για την επιλογή του μοντέλου της συσταδοποίησης που χρησιμοποιείται και καθορίζονται από τις ανάγκες που πρέπει να ικανοποιηθούν. Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι η συσταδοποίηση μπορεί να είναι αυστηρή, δηλαδή κάθε αντικείμενο πρέπει να ανήκει σε μία και μόνο συστάδα, ή ελαστική, δηλαδή κάποια αντικείμενα να ανήκουν σε καμία, δύο ή περισσότερες συστάδες ταυτόχρονα.

Αναφέρουμε τα πιο διαδεδομένα μοντέλα, κάποια από τα οποία αναλύονται περαιτέρω στις επόμενες παραγράφους μέσω των κυριότερων αλγορίθμων τους:

- Centroid model
- Connectivity model
- Distribution model
- Subspace model
- Density model
- Graph-based model

Η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου συσταδοποίησης είναι ένα σοβαρό θέμα για διερεύνηση, καθώς βασίζεται στην δομή των αντικειμένων, την κατανομή τους στον χώρο καθώς και τις ιδιαιτερότητες της περίπτωσης που εξετάζεται. Εκτός από την επιλογή του γενικού αλγορίθμου είναι σημαντικό να χρησιμοποιήσουμε αποτελεσματικά κριτήρια και μέτρα ομοιότητας και σύγκρισης, όπως και να αξιοποιήσουμε ιδιαίτερες συνθήκες που μπορούν να οδηγήσουν σε αποτελεσματικότερους αλγορίθμους, εξοικονομώντας με αυτόν τον τρόπο χρόνο και πολυπλοκότητα στις μεθόδους.

Για τις ανάγκες λοιπόν της σύγκρισης των αντικειμένων προς συσταδοποίηση, χρειάζεται να ορίσουμε μια γενική συνάρτηση ομοιότητας μεταξύ δύο αντικειμένων x, y η οποία θα εξειδικεύεται ανάλογα με το είδος της μεθόδου που χρησιμοποιούμε.

Οι βασικές ιδιότητες της συνάρτησης αυτής σε δύο διαστάσεις είναι:

$$(0.1) \quad d(x, x) = 0$$

$$(0.2) \quad d(x, y) = d(y, x)$$

και η τριγωνική ανισότητα:

$$(0.3) \quad d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$$

Μερικά παραδείγματα συναρτήσεων ομοιότητας για δύο σημεία $A(x_1, y_1)$, $B(x_2, y_2)$ του επιπέδου είναι οι συνάρτησεις ευκλείδειας απόστασης:

$$(0.4) \quad d(x, y) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

και απόστασης Manhattan:

$$(0.5) \quad d(x, y) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|.$$

1. Centroid model - Αλγόριθμος k -Means Συσταδοποίηση

Είναι μέθοδος [19] που βασίζεται στην συσταδοποίηση των αντικειμένων γύρω από k -κέντρα με βάση την μέγιστη ομοιότητα, στην συγκεκριμένη περίπτωση την κοντινότερη απόσταση στον χώρο. Ως αποτέλεσμα σε κάθε βήμα έχουμε τον διαχωρισμό του χώρου σε Voronoi cells [21], δηλαδή σε περιοχές όπου κάθε σημείο τους βρίσκεται πιο κοντά στο σημείο που θεωρείται κέντρο -εναλλακτικά μέσον, πόλος ή σπόρος-. Δεδομένου του αριθμού k , υπάρχουν δύο μέθοδοι αρχικοποίησης των κέντρων: η forgy στην οποία επιλέγονται k παρατηρήσεις ως αρχικά κέντρα και η Random Partition όπου χωρίζονται οι παρατηρήσεις τυχαία σε k συστάδες και έπειτα επιλέγουμε το μέσον κάθε συστάδας ως αντίστοιχο αρχικό κέντρο.

1.1. Ο βασικός αλγόριθμος.

(1) Επιλέγονται k σε αριθμό αρχικά κέντρα.

(2) Κάθε αντικείμενο αντιστοιχίζεται στο κοντινότερο κέντρο.

Στην γενική περίπτωση του k -Means όπου η συνάρτηση ομοιότητας είναι η ευκλείδεια απόσταση, τα voronoi cells φτιάχνονται από τις μεσοκάθετες ευθείες μεταξύ κάθε δύο κέντρων. Στα σχήματα φαίνονται δύο βασικοί τρόποι διαμέρισης.

(3) Παίρνουμε ως καινούριο κέντρο για κάθε διαμέριση το μέσον κάθε συστάδας.

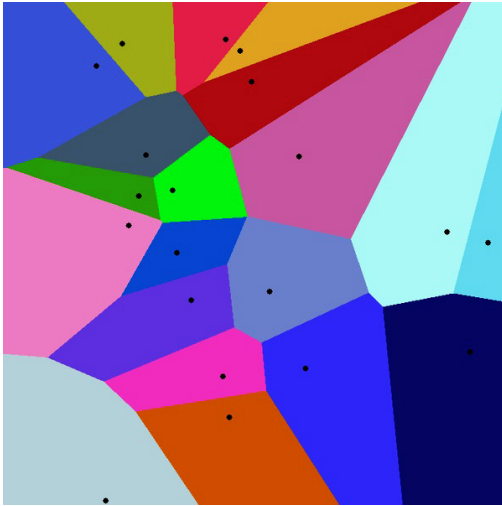
(4) Επαναλαμβάνουμε τα βήματα 2, 3, 4 έως να μην αλλάζουν άλλο τα κέντρα.

1.2. Αρχικοποίηση-αριθμός κέντρων. Η επιλογή του αριθμού των κέντρων μπορεί να θεωρηθεί ξεχωριστό πρόβλημα, καθώς επηρεάζει άμεσα την επιτυχία του αλγορίθμου.

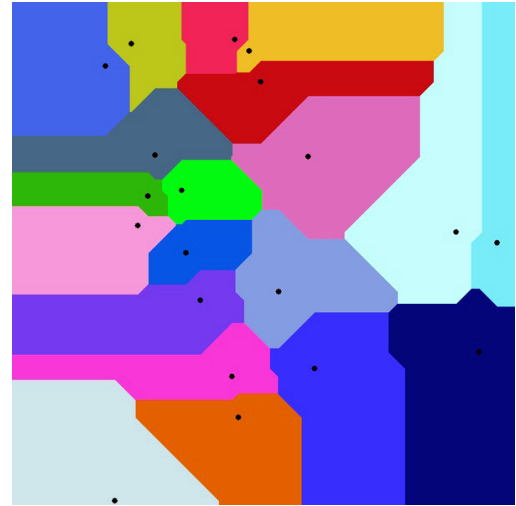
Ένας απλός εμπειρικός κανόνας που επικρατεί είναι να θεωρήσουμε $k = \sqrt{\frac{n}{2}}$ όπου n ο αριθμός των στοιχείων-αντικειμένων.

Ένας άλλος τρόπος είναι να μελετήσουμε το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων -sum of squared error (SSE)- ώστε να επιλέξουμε τον κατάλληλο αριθμό συστάδων. Ως σφάλμα ορίζουμε την απόσταση μεταξύ του αντικειμένου και του αντίστοιχου κέντρου του.

Γενικά, όσο αυξάνεται ο αριθμός των κέντρων περιμένουμε να μειώνεται το άθροισμα καθώς οι συστάδες γίνονται μικρότερες ως προς τις διαστάσεις τους, άρα και οι αποστάσεις των



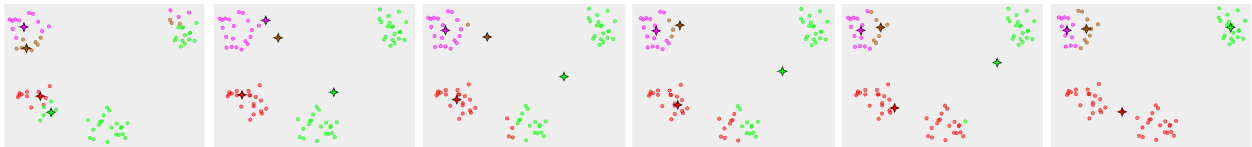
(Α') Ευκλείδεια Απόσταση



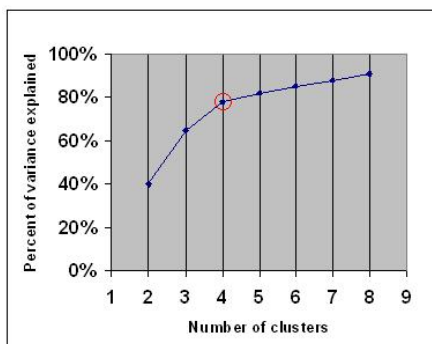
(Β') Manhattan Απόσταση

ΣΧΗΜΑ 1. Voronoi Διάγραμμα

αντικειμένων από τα κέντρα τους. Καθώς υπάρχει συνεχής μείωση όσο αυξάνουμε τον αριθμό των κέντρων θεωρούμε ως επιλογή το σημείο εκείνο που ο ρυθμός πτώσης ξεκινά να μειώνεται δραματικά. Στην γραφική παράσταση του SSE με οριζόντιο άξονα τον αριθμό των κέντρων, γύρω από αυτό το σημείο έχουμε γραφική παράσταση που μοιάζει με τον ανθρώπινο αγκώνα καθώς η καμπύλη ξεκινάει να φαίνεται σχετικά οριζόντια.



ΣΧΗΜΑ 3. *k*-Means σύγκλιση σε τοπικό ελάχιστο



ΣΧΗΜΑ 2. Elbow Κριτήριο

1.3. Μειονεκτήματα *k*-Means. Τα βασικά μειονεκτήματα είναι ότι ο αλγόριθμος αποτυγχάνει σε κάποιες περιπτώσεις δεδομένων, όπως επίσης και αν δοθεί ακατάλληλος αριθμός συστάδων, για παράδειγμα αριθμός αρχικών κέντρων στην περίπτωση της forgy ως μέθοδος αρχικοποίησης. Στις περιπτώσεις που αποτυγχάνει ακόμα και με κατάλληλο αριθμό συστάδων, υπάρχει το ενδεχόμενο να εγκλωβιστεί κάποιο κέντρο σε τοπικό ελάχιστο και να σταματήσει ο αλγόριθμος σε λάθος συσταδοποίηση. Επίσης στις τρεις διαστάσεις, ο αλγόριθμος δεν μπορεί να διαχωρίσει συστάδες δεδομένων εκτός και αν είναι ξεκάθαρα διαχωρισμένες σε όλες τις διαστάσεις. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι το Iris flower data set, ένα σύνολο μετρήσεων του χρώματος τριών ειδών ενός λουλουδιού. Ένα

τελευταίο παράδειγμα στο οποίο ο k -means δεν δουλεύει αποτελεσματικά είναι σε δεδομένα μορφής ποντικιού, λόγω του γεγονότων ότι η συσταδοποίηση κρίνεται μόνο από μεγέθη αποστάσεων και όχι από μεγέθη διασποράς, όπως ο αλγόριθμος EM που θα εξετάσουμε παρακάτω.

1.4. Βελτιώσεις του k -Mean Συσταδοποίησης. Ο αλγόριθμος μπορεί να βελτιωθεί με χρήση της τριγωνικής ανισότητας [27] ώστε να αποφύγουμε περιττούς υπολογισμούς αποστάσεων. Η βασική σκέψη είναι απλή και βασίζεται σε δύο λήμματα:

Λήμμα 1: Έστω σημείο x και c, b δύο κέντρα.

Αν $d(b, c) \geq 2d(x, b)$ τότε

$$(1.1) \quad d(x, c) \geq d(x, b)$$

Λήμμα 2: Έστω σημείο x και c, b δύο κέντρα,

τότε

$$(1.2) \quad d(x, c) \geq \max(0, d(x, b) - d(b, c))$$

Με βάση αυτά τα λήμματα που προκύπτουν από την τριγωνική ανισότητα έχουμε τα εξής συμπεράσματα στο δικό μας πρόβλημα:

Από το Λήμμα 1: συμπεραίνουμε ότι αν υπάρχουν δύο κέντρα c, c' , ένα σημείο x και ένα άνω φράγμα u της $d(x, c)$ ώστε $u \geq d(x, c)$, τότε αν $u \leq 1/2d(c, c')$ ισχύει $d(x, c') \geq d(x, c)$, άρα δεν χρειάζεται να υπολογίσουμε την απόσταση $d(x, c')$.

Από το Λήμμα 2: συμπεραίνουμε ότι αν b κέντρο σημείο x και b' το προηγούμενο του κέντρο, αν επίσης l ένα κάτω φράγμα του $d(x, b')$ ώστε $d(x, b') \geq l$, τότε $d(x, b) \geq \max(0, (d(x, b') - d(b, b'))) \geq \max(0, l - d(b, b')) = l$. Δηλαδή αν ξέρουμε ένα κάτω φράγμα ενός κέντρου, μπορούμε να ξέρουμε ένα κάτω φράγμα και για το επόμενο κέντρο της συστάδας.

Με βάση αυτά ο βελτιωμένος αλγόριθμος χρησιμοποιεί δυναμικά τα δεδομένα που συλλέγει σε κάθε βήμα για το άνω και το κάτω φράγμα, ώστε να αποφεύγει περιττούς υπολογισμούς. Συγκεκριμένα, αρχικοποιούμε $l(x, c) = 0$, θέτουμε κάθε σημείο στο πλησιέστερο κέντρο $c(x)$ χρησιμοποιώντας το λήμμα 1, δηλαδή κάθε φορά που υπολογίζουμε την απόσταση $d(x, c)$, θέτουμε

$$(1.3) \quad l(x, c) = d(x, c)$$

και

$$(1.4) \quad u(x) = \min_c d(x, c).$$

Μετά την αρχικοποίηση επαναλαμβάνουμε τα παρακάτω εντοπίζοντας κάθε φορά τα σημεία που σίγουρα δεν αλλάζουν, δηλαδή αυτά για τα οποία ισχύει $u(x) \leq s(c(x))$, όπου

$$(1.5) \quad s(c(x)) = \frac{1}{2} \min_{c' \neq c} d(c, c').$$

Αντιθέτως τα σημεία για τα οποία ισχύει $c \neq c(x)$, $u(x) > l(x, c)$ και $u(x) > \frac{1}{2}d(c(x), c)$ πρέπει να

ελεγχθούν και να ανανεωθούν τα άνω και κάτω φράγματα.

Έπειτα υπολογίζουμε τα καινούργια κέντρα ως τα μέσα των συστάδων $m(c)$ και ανανεώνουμε τα άνω και κάτω φράγματα ως εξής:

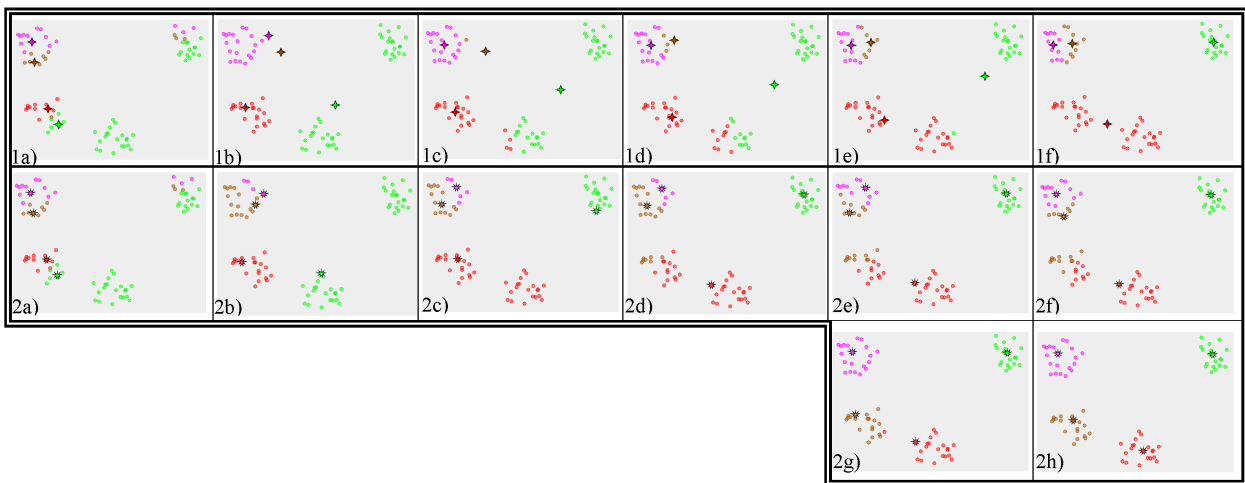
$$(1.6) \quad l(x, c) = \max(l(x, c) - d(c, m(c)), 0)$$

και

$$(1.7) \quad u(x) = u(x) + d(m(c(x)), c(x)).$$

1.5. k -medoids - παραλλαγή του k -Means. Έχει την ίδια φιλοσοφία με τον k -means, δηλαδή να ελαχιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των σημείων της κάθε συστάδας με το κέντρο της. Στην περίπτωση του k -medoids [20] τα κέντρα είναι και αυτά μετρήσεις-αντικείμενα και η απόσταση που χρησιμοποιείται ως κριτήριο προέρχεται από την απόσταση σημείων πάνω σε πίνακα. Ενώ ο k -Means ελαχιστοποιεί όπως αναφέραμε το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων, ο k -medoids ελαχιστοποιεί το άθροισμα των κατα ζεύγος διαφορών των μετρήσεων-αντικειμένων. Ειδικότερα, ο αλγόριθμος είναι ο εξής:

- (1) Διαλέγουμε k μετρήσεις ως κέντρα.
- (2) Κατηγοριοποιούμε κάθε σημείο στο κοντινότερο κέντρο. Οι συντεταγμένες και το κόστος -απόσταση με βάση κάποια μετρική π.χ. Ευκλείδεια ή Manhattan απόσταση- τοποθετούνται σε πίνακες με στήλες τις συντεταγμένες του κέντρου, των σημείων και του κόστους, έναν για κάθε κέντρο. Έπειτα κάθε σημείο το τοποθετούμε στο κέντρο για του οποίου ο πίνακας στην γραμμή του σημείου και στην στήλη του κόστους έχει την χαμηλότερη τιμή. Υπολογίζουμε το συνολικό κόστος.
- (3) Για κάθε κέντρο κάνουμε το εξής: Για κάθε σημείο του, υποθέτουμε ότι είναι το κέντρο και υπολογίζουμε εκ νέου το συνολικό κόστος.
- (4) Επιστρέφουμε ως κέντρο αυτό με το ελάχιστο κόστος.
- (5) Επαναλαμβάνουμε τα βήματα μέχρι να μην υπάρχει άλλη αλλαγή.



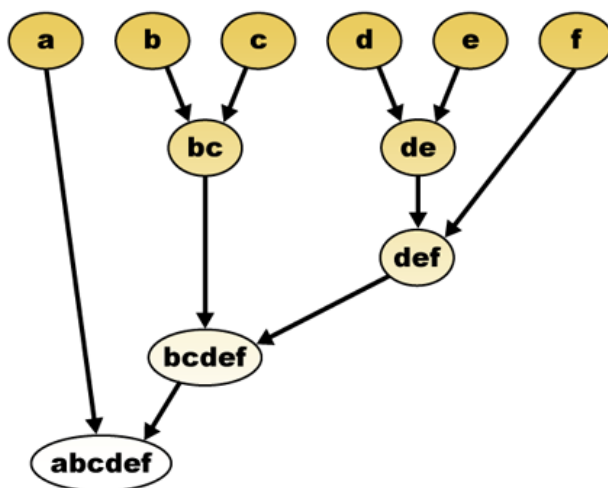
ΣΧΗΜΑ 4. Σύγκριση k -means και k -medoids

2. Connectivity model - Ιεραρχική Συσταδοποίηση (HCA)

Η ιεραρχική συσταδοποίηση (hierarchical cluster analysis RCA) είναι μέθοδος που βασίζεται στην ιεράρχηση μεταξύ των συστάδων. Υπάρχουν δύο βασικές στρατηγικές προσεγγίσεις:

Agglomerative (bottom up): : στην οποία αρχικά για κάθε αντικείμενο υπάρχει μια συστάδα. Έπειτα οι συστάδες συγχωνεύονται σταδιακά.

Divisive (top down): : στην οποία κάνουμε το αντίθετο, ξεκινάμε από μία και μοναδική συστάδα την οποία σταδιακά την διαιρούμε σε μικρότερες.



ΣΧΗΜΑ 5. Agglomerative Συσταδοποίηση

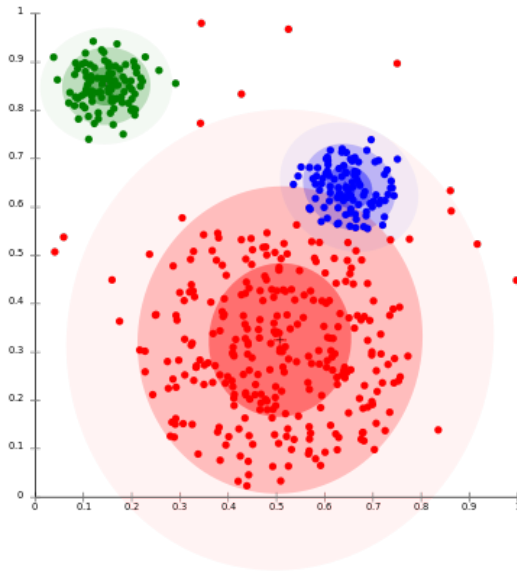
Οι δύο στρατηγικές υλοποιούν τις συγχωνεύσεις και τις διαιρέσεις των συστάδων με άπληστους αλγόριθμους που η πολυπλοκότητα τους κυμαίνεται από $o(n^2)$ σε $o(n^3)$.

Παράδειγμα αλγόριθμου agglomerative: Σε ένα δείγμα σημείων στο καρτεσιανό επίπεδο μπορούμε κάθε φορά να ενώνουμε τα δύο σημεία με την κοντινότερη ευκλείδεια απόσταση μέχρι να καταλήξουμε σε μία ενιαία συστάδα.

3. Distribution model – Expectation-Maximization (EM)

Το μοντέλα αυτά [22] στηρίζονται στην κατανομή των αντικειμένων, άρα και στην πιθανότητα να βρίσκονται σε κάποιο σημείο. Αποτελείται από δύο βήματα, το Expectation Step και το Maximization Step στο οποίο .Ο αλγόριθμος για Gaussian κατανομές είναι ο εξής:

- (1) Αρχικοποιούμε τις παραμέτρους θέσης και διασποράς των k Gaussian κατανομών που υπάρχουν. Δηλαδή τους μέσους σε k σημεία και την αντίστοιχη διασπορά.
- (2) E-step: Για κάθε αντικείμενο, υπολογίζουμε την πιθανότητα να βρίσκεται σε κάθε κατανομή με βάση την απόσταση.
- (3) M-step: Ενημερώνουμε τις παραμέτρους θέσης και διασποράς των k κατανομών. Μετακινούμε το μέσον της κατανομής στο ισοσταθμισμένο κέντρο της συστάδας, δηλαδή το μέσον με τα αντίστοιχα βάρη για το κάθε σημείο.



ΣΧΗΜΑ 6. EM-Gaussian

- (4) Επανέλαβε από το βήμα 2 μέχρι να μην υπάρχει καμία αλλαγή μεταξύ των επαναλήψεων.

4. Density model - Grid-based Αλγόριθμος

Τα μοντέλα που βασίζονται στην πυκνότητα των αντικειμένων -Density models- κατηγοριοποιούν αποδοτικά δεδομένα που είναι ήδη με κάποιον τρόπο συγκεντρωμένα ανά είδη και συστάδες. Οι αλγόριθμοι προσπαθούν να προσδιορίσουν τα σύνορα των συστάδων εκεί όπου εντοπίζουν χαμηλή πυκνότητα αντικειμένων. Παρακάτω παρουσιάζουμε ένα γενικό Grid-based τρόπο να γίνει μια συσταδοποίηση:

- (1) Χωρίζουμε τον χώρο των δεδομένων σε κελιά.
- (2) Υπολογίζουμε την πυκνότητα κάθε κελιού, δηλαδή τον αριθμό των μετρήσεων που υπάρχουν σε αυτό.
- (3) Διαγράφουμε τα κελιά που έχουν από έναν αριθμό μετρήσεων και κάτω (κατώφλι)
- (4) Ομαδοποιούμε τις γειτονιές κελιών που έμειναν.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Στατιστική Ταξινόμηση (Statistical Classification)

Η ταξινόμηση -classification- [23] είναι η διαδικασία κατά την οποία σε ένα σύνολο δεδομένων το οποίο έχει κάποιες προκαθορισμένες κλάσεις προσπαθούμε να προβλέψουμε σε ποια από αυτές ανήκει μία καινούργια μέτρηση ή δεδομένο. Συνήθως έχουμε ένα training set και ένα test set, το πρώτο χρησιμοποιείται για την μηχανική μάθηση του συστήματος και την σωστή παραμετροποίηση του, το δεύτερο για να δοκιμάσουμε και να μετρήσουμε την απόδοση του. Πιο αυστηρά ορίζεται ως η διαδικασία εκμάθησης μίας συνάρτησης που απεικονίζει ένα σύνολο γνωρισμάτων G σε ένα σύνολο C με συστάδες. Τα γνωρίσματα μπορούν να είναι αριθμητικά ή περιγραφικά. Οι κλάσεις μπορούν να είναι και αποτέλεσμα συσταδοποίησης, δηλαδή συστάδες.

Ένα παράδειγμα ταξινόμησης είναι να εισάγουμε σε ένα σύστημα έναν μεγάλο αριθμό στοιχείων νοσηλευόμενων προσώπων που εξετάστηκαν για κάποια αρρώστια. Τα γνωρίσματα εισόδου είναι διάφορα βιογραφικά στοιχεία καθώς και κάποιοι ιατρικοί και βιολογικοί δείκτες. Ως γνώρισμα εξόδου - κλάση - έχουμε το γνώρισμα του αν νοσεί ή όχι το άτομο. Το σύστημα εκπαιδεύεται με τέτοιο τρόπο ώστε με την εισαγωγή εκ νέου ατόμου μπορεί να προβλέψει αν ανήκει π.χ με βάση την ηλικία του και τις αιματολογικές μετρήσεις του στους ασθενείς.

Παρακάτω θα παρουσιάσουμε μερικά βασικά είδη από ταξινομητές.

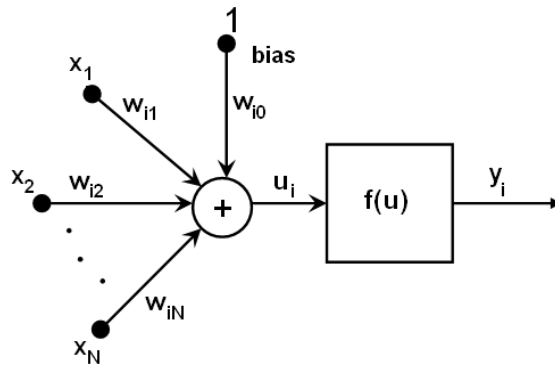
1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο [10][14][16][26] είναι ένα σύνολο κόμβων συνδεδεμένων μεταξύ τους, το οποίο δέχεται δεδομένα εισόδου στα οποία εφαρμόζει διάφορα κατάλληλα βάρη ώστε να παράγει την επιθυμητή έξοδο. Τα δεδομένα εισόδου είναι γνωρίσματα και μεταβλητές από στοιχεία-πλειάδες κάποιου συνόλου δεδομένων, με τα οποία θέλουμε να κάνουμε πρόβλεψη για την κλάση στην οποία ανήκει κάθε στοιχείο - πλειάδα.

Κάθε κόμβος του νευρωνικού δικτύου είναι ένας νευρώνας, δηλαδή δέχεται ως είσοδο γνωρίσματα μαζί με τα βάρη τους και εξάγει κάποιο αποτέλεσμα με βάση την συνάρτηση ενεργοποίησης. Αν θεωρήσουμε ως a_i τα γνωρίσματα και ως w_i τα αντίστοιχα βάρη τους, τότε η είσοδος του νευρώνα είναι το $\sum a_j w_{j,i}$ ενώ η συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι η βηματική, η συνάρτηση προσήμου, η σιγμοειδής, η γραμμική και άλλες πολλές.

Στο σχήμα παρακάτω βλέπουμε έναν νευρώνα.

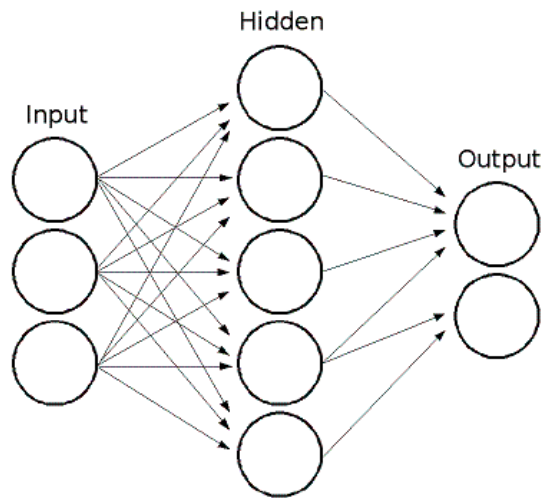
Το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές, προσπαθεί μέσα από το training set να παραμετροποιήσει τα βάρη κάθε κόμβου ώστε να πετυχαίνει σωστές προβλέψεις. Αυτό



ΣΧΗΜΑ 1. Νευρώνας

το είδος μάθησης με training set λέγεται μάθηση με επίβλεψη -supervised. Παρακάτω θα δούμε ένα συνηθισμένο είδος νευρωνικού δικτύου, το Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων.

1.1. Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων. Ο perceptron (αισθητήρας) [10][13] είναι ένα δίκτυο με ένα επίπεδο κόμβων για είσοδο και ένα για έξοδο. Σε αυτόν δεν γίνεται κάποια περαιτέρω διαδικασία παρά μόνο η ανάλυση των εξόδων ως γραμμικό συνδυασμό των εξόδων.



ΣΧΗΜΑ 2. Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων

Ο perceptron πολλαπλών επιπέδων (multilayer) - σχήμα 2 - όμως έχει παραπάνω επίπεδα κόμβων, ένα επίπεδο εισόδου το οποίο απλά στέλνει τα σήματα εισόδου στα ενδιάμεσα κρυφά επίπεδα -hidden layers- που είναι ,καθώς και επίπεδο εξόδου. Τα δίκτυα πολλαπλών επιπέδων λύνουν προβλήματα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα.

Για να κάνει την μάθηση, δηλαδή την παραμετροποίηση των βαρών στους κόμβους- χρησιμοποιεί την τεχνική του backpropagation. Η τεχνική αυτή υπολογίζει το κόστος σφάλματος για κάθε κόμβο -δεδομένης της επιθυμητής τιμής του- και έπειτα ανανεώνει τα βάρη ώστε να έχουμε το μικρότερο δυνατό σφάλμα. Το πόσο γρήγορα μαθαίνει με αυτό το τρόπο το δίκτυο

καθορίζεται από τον ρυθμό μάθησης -learning rate-. Για μεγάλες τιμές έχουμε γρήγορη μάθηση αλλά μικρότερη ακρίβεια στο αποτέλεσμα ενώ για μικρές τιμές το αντίθετο, μεγάλη ακρίβεια αλλά αργή μάθηση.

2. Μπεϋζιανοί Ταξινομητές

Πρόκειται για στατιστικούς ταξινομητές [14] που στηρίζονται στο θεώρημα του Bayes. Το θεώρημα το οποίο γενικά εξετάζει δεσμευμένες πιθανότητες, εδώ εξειδικεύεται και μας λέει ότι για ένα σύνολο δεδομένων S με γνωστές τις κλάσεις που ανήκουν και μια υπόθεση h -για παράδειγμα να ανήκει ένα δεδομένο σε μία κλάση C - τότε:

$$(2.1) \quad P(h/S) = \frac{P(h)P(S/h)}{P(S)}$$

Όπου:

- $P(h/S)$ η πιθανότητα να ισχύει η h στα δεδομένα του S .
- $P(h)$ η γενική πιθανότητα να είναι η h σωστή.
- $P(S)$ η πιθανότητα να παρατηρήσουμε τα συγκεκριμένα δεδομένα του S
- $P(S/h)$ η πιθανότητα να παρατηρηθούν τα δεδομένα του S αν η h είναι σωστή.

Το πιο απλό είδος Μπεϋζιανού Ταξινομητή είναι ο απλός Naive Bayes [14], ο οποίος πραγματοποιεί απλά την ταξινόμηση και αποφεύγει κάποιους περιττούς υπολογισμούς. Αυτό το πετυχαίνει θεωρώντας ότι δεν υπάρχει μεγάλη εξάρτηση μεταξύ των γνωρισμάτων ως προς την επιλογή της κλάσης στην οποία ανήκει κάθε δεδομένο.

Με βάση το θεώρημα και την παραπάνω σημείωση, η λειτουργία του ταξινομητή περιγράφεται ως εξής:

- (1) Υπολόγισε τις πιθανότητες κάθε κλάσης από το συνολικό training set.
- (2) Για κάθε γνώρισμα και τις πιθανές τιμές του, υπολόγισε τις -προφανώς δεσμευμένες- πιθανότητες για κάθε κλάση.
- (3) Για κάθε δεδομένο προς ταξινόμηση, πολλαπλασίασε τις δεσμευμένες πιθανότητες των συγκεκριμένων τιμών των γνωρισμάτων που έχει.
- (4) Με βάση την δεσμευμένη πιθανότητα από το προηγούμενο βήμα και τον τύπο του Bayes, υπολόγισε την συνολική πιθανότητα να ανήκει σε κάθε κλάση.
- (5) Ταξινόμησε το στην κλάση με την μεγαλύτερη πιθανότητα.

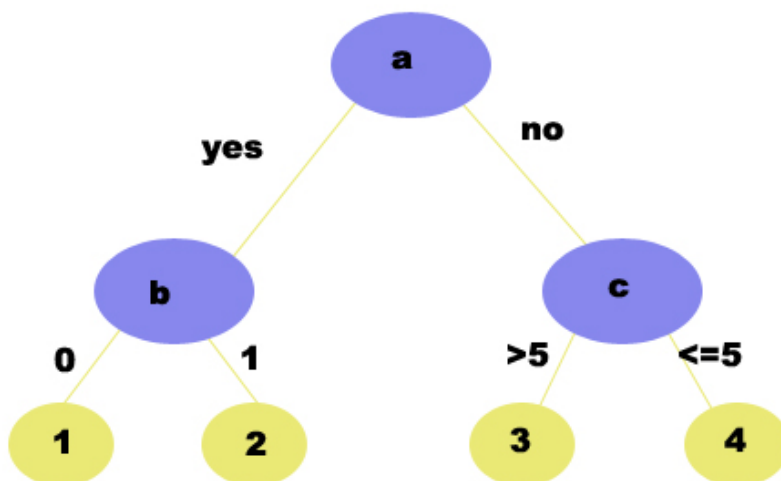
Λόγω του πιθανολογικού τρόπου λειτουργίας τους, η απόδοση των Bayesian ταξινομητών ως προς την ακρίβεια και την ταχύτητα είναι ιδιαίτερα υψηλή σε βάσεις με μεγάλο πλήθος δεδομένων.

3. Δέντρα Αποφάσεων

Γνωρίζουμε από την θεωρία γραφημάτων ότι οι γράφοι είναι ένα σύνολο κόμβων και ακμών. Οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους με κάποιο τρόπο μέσω των ακμών δημιουργώντας ουσιαστικά μία συγκεκριμένη αντιστοιχία. Οι ακμές μπορεί να είναι κατευθυνόμενες, δηλαδή να έχουν συγκεκριμένη φορά, ή μη-κατευθυνόμενες, άρα να μην υπάρχει συγκεκριμένη φορά με την οποία διασχίζουμε την διαδρομή μεταξύ των κόμβων.

Τα δέντρα με τον αυστηρό ορισμό της θεωρίας γραφημάτων είναι ένας μη-κατευθυνόμενος γράφος στον οποίο υπάρχει μία και μόνο σύνδεση μεταξύ των κόμβων του. Συνεπώς το δέντρο δεν περιέχει κύκλους, δηλαδή κλειστές διαδρομές. Κάθε δέντρο έχει επίπεδα στα οποία έχει εσωτερικούς κόμβους, η οποιοί έχουν παιδιά, δηλαδή τους κόμβους με τους οποίους τους ενώνει ακμή στο αμέσως χαμηλότερο επίπεδο. Οι κόμβοι που βρίσκονται στο χαμηλότερο επίπεδο ονομάζονται φύλλα. Τα δέντρα όμως που συναντάμε ως ονομασία σε διάφορες τεχνικές και αλγορίθμους στην επιστήμη των υπολογιστών θεωρούνται κατευθυνόμενοι γράφοι.

Το δέντρο απόφασης -Decision Tree [13][14] έχει στους εσωτερικούς κόμβους του κάποιο γνώρισμα και μία συνθήκη ελέγχου για αυτό η οποία καθορίζει τα παιδιά του κόμβου αυτού. Τα φύλλα αναγκαστικά αντιστοιχούν στις κλάσεις. Έτσι ξεκινάμε από τον πρώτο κόμβο και ανάλογα με τις συνθήκες προχωράμε στα παιδιά κάθε φορά του τρέχοντα κόμβου, έως ότου καταλήξουμε σε κάποιο φύλλο, το οποίο μας δείχνει και την κλάση που επιλέχθηκε. Οι συνθήκες πάνω σε κάθε κόμβο ονομάζονται και κανόνες ταξινόμησης.



ΣΧΗΜΑ 3. Δέντρο Απόφασης

3.1. Αλγόριθμος ID3 - Iterative Dichotomiser 3. Τα δέντρα απόφασης διαφέρουν ως προς τον τρόπο κατασκευής από το training set που δίνεται. Ο αλγόριθμος ID3 [28] προσπαθεί να δημιουργήσει την σωστή σειρά με την οποία θα ελέγχουμε σε κάθε κόμβο τα γνώρισματα. Για να το πετύχει αυτό χρησιμοποιεί τα μεγέθη του κέρδους πληροφορίας-Information Gain- και την εντροπίας. Κάθε φορά επιλέγει το βέλτιστο γνώρισμα με βάση αυτά, είναι δηλαδή ένα είδος αλγόριθμου αναρρίχησης όπου επιλέγει πάντα το τοπικό μέγιστο και προχωράει.

Η εντροπία $E(S)$ είναι το μέγεθος που μας δείχνει την ανομοιογένεια που υπάρχει σε ένα σύνολο S δεδομένων ως προς τις κλάσεις στις οποίες έχουν ομαδοποιηθεί τα δεδομένα. Υπολογίζεται ως εξής:

$$(3.1) \quad E(s) = - \sum_{x \in C} p(x) \log_2 p(x)$$

Όπου:

- C το σύνολο των κλάσεων του συνόλου δεδομένων S .
- $p(x)$ η πιθανότητα να ανήκει ένα δεδομένο στην κλάση x , δηλαδή ο λόγος του αριθμού των δεδομένων που ανήκουν στην κλάση προς τον συνολικό τους αριθμό.

Το κέρδος πληροφορίας -Information Gain- συμβολίζεται με $IG(S, A)$ και δείχνει την μείωση της εντροπίας -δηλαδή κατά κάποιο τρόπο της ανομοιογένειας- στο S αν επιλεγεί το γνώρισμα A στον κόμβο διαχωρισμού. Ορίζεται ως εξής:

$$(3.2) \quad IG(S, A) = E(S) - \sum_{t \in T} p(t)E(t)$$

Όπου:

- $E(s)$ η εντροπία του συγκεκριμένου κόμβου που εξετάζουμε.
- η μεταβλητή-γνώρισμα ως προς το οποίο υπολογίζουμε το κέρδος πληροφορίας του.
- $p(t)$ ο λόγος του αριθμού των δεδομένων που ανήκουν στο t προς τον συνολικό τους αριθμό στο S .
- τα υποσύνολα που σχηματίζονται αν γίνει διαχωρισμός με βάση το γνώρισμα-μεταβλητή A .
- $E(t)$ η εντροπία του υποσύνολου t .

Αφού ορίσαμε τα δύο αυτά μεγέθη λοιπόν παραπάνω, παρουσιάζουμε εδώ τα γενικά βήματα του αλγόριθμου:

- (1) Υπολόγισε την εντροπία και το κέρδος πληροφορίας για κάθε γνώρισμα-μεταβλητή με βάση το σύνολο δεδομένων S
- (2) Διαχώρισε τα δεδομένα με βάση το γνώρισμα που έχει το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας, δηλαδή την μικρότερη εντροπία.
- (3) Φτιάξε κόμβο με συνθήκη διαχωρισμού για τα αποτελέσματα αυτά.
- (4) Επανάλαβε μέχρι να μην έχεις άλλα γνωρίσματα προς εξέταση.

3.2. C4.5 - J48. Εμείς εδώ θα αναφέρουμε ονοματικά τον αλγόριθμο C4.5 που είναι επέκταση του ID3 που είδαμε πριν. Στην *Weka* υλοποιείται μέσω του πακέτου J48 [15].

Οι βελτιώσεις με βάση τον ID3 είναι:

- Ο C4.5 δεν χειρίζεται μόνο διακριτά δεδομένα όπως ο ID3 αλλά και συνεχή, κάνοντας διαχωρισμό σε συστάδες με την χρήση κατωφλίου -threshold.
- Μπορεί να χειριστεί χαμένα δεδομένα και να μην τα λαμβάνει υπόψιν στον υπολογισμό του Information Gain.
- Πραγματοποιεί ένα είδος επανελέγχου μετά την δημιουργία του δέντρου, για να αντικαταστήσει άχρηστους κόμβους.

Μοντελοποίηση Χρηστών (User Modeling)

Η μοντελοποίηση χρηστών [7][11][12][17] είναι η διαδικασία με την οποία δημιουργούμε και επεξεργαζόμαστε ένα προφίλ χρήστη (User Model) ώστε να προσαρμόσουμε το σύστημα μας στις ανάγκες που τίθενται. Αυτές μπορεί να είναι οι ανάγκες του ίδιου του χρήστη αν για παράδειγμα βρισκόμαστε σε ένα σύστημα βοήθειας και εξυπηρέτησης ή και ανάγκες για την ανάπτυξη στρατηγικής για να αντιμετωπίσουμε αντίπαλη στρατηγική σε κάποιο παίγνιο.

Η μοντελοποίηση ελέγχει ένα σύνολο από πληροφορίες που εισάγονται στο σύστημα με ποικίλους τρόπους. Οι βασικότεροι τρόποι συλλογής πληροφοριών είναι:

- Άμεσο ερωτηματολόγιο στο αρχικό στάδιο της χρήσης του συστήματος.
- Συλλογή πληροφοριών κατά την χρήση του συστήματος.
- Μεικτό σύστημα στο οποίο συλλέγονται πληροφορίες κατά την διάρκεια της χρήσης ενώ παράλληλα διεξάγονται και ερωτηματολόγια.

Μετά ή κατά την διάρκεια της συλλογής των δεδομένων χρειαζόμαστε ένα μοντέλο για τον τρόπο που θα αποθηκευτούν και θα επεξεργάζονται. Τα πιο διαδεδομένα γενικά πρότυπα είναι:

Στατικό μοντέλο: Αρχικοποιείται και παραμένει σταθερό σε όλη την διάρκεια της χρήσης. Δεν χρειάζονται αλγόριθμοι που να προσαρμόζουν το σύστημα.

Δυναμικό μοντέλο: Επιτρέπει τη συνεχή ανανέωση του προφίλ χρήστη με την αλληλεπίδραση και συλλογή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Αλλαγή στον τρόπο συμπεριφοράς και τις προτιμήσεις του χρήστη προκαλούν αλλαγές στο προφίλ του.

Μοντέλο βασισμένο σε πρωτόκολλα: Το συγκεκριμένο μοντέλο κατηγοριοποιεί τους χρήστες με βάση τα χαρακτηριστικά τους σε πρωτόκολλα που περιγράφουν την γενική συμπεριφορά μιας συστάδας χρηστών. Οι απόφασεις του συγκεκριμένου μοντέλου βασίζεται κυρίως στην στατιστική, κάνοντας προβλέψεις για τους χρήστες ακόμα και όταν δεν υπάρχει μεγάλο δείγμα πληροφορίας για αυτούς για κάποια συγκεκριμένη συμπεριφορά τους.

Υψηλής προσαρμοστικότητας μοντέλο: Τα μοντέλα με υψηλή προσαρμοστικότητα σε αντίθεση με τα μοντέλα πρωτοκόλλων προσπαθούν να προσαρμοστούν με μεγάλη ακρίβεια σε κάθε χρήστη, θεωρώντας τον ιδιαίτερη και μοναδική περίπτωση. Στην περίπτωση αυτή πρέπει να έχουμε συλλέξει μεγάλο δείγμα για κάθε χρήστη.

Οι σύγχρονες απαιτήσεις και οι δυνατότητες που μας προσφέρει η σημερινή επιστήμη των υπολογιστών μας δίνουν την ευκαιρία να αναπτύξουμε αναλυτικότερα τα μοντέλα χρήστη -πολύ πιο βαθιά από τα γενικά πρότυπα παραπάνω- να τους προσφέρουμε το κατάλληλο περιεχόμενο

δεδομένων και να τα κατηγοριοποιήσουμε με βάση πολλές διαστάσεις. Αυτό θα επιχειρήσουμε στις παρακάτω παραγράφους:

1. Το μοντέλο χρήστη και τα περιεχόμενα του

Ένα σημαντικό κομμάτι της μοντελοποίησης είναι το περιεχόμενο των δεδομένων [12] που θα υπάρχουν στα μοντέλα χρηστών. Παρακάτω αναλύουμε τον τρόπο που πρέπει ένα σύστημα, μέσω των δεδομένων που επιλέγει να συλλέξει, να λαμβάνει υπόψιν τους στόχους του χρήστη, τον σχεδιασμό της δράσης, τις προτιμήσεις και την συμπεριφορά του και τέλος την γνώση και την πεποίθηση που υπάρχει από τον χρήστη ή είναι κοινώς αποδεκτές.

1.1. Στόχοι. Είναι κρίσιμο να καθορίσουμε τους στόχους που θέλουμε να επιτυγχάνει ένα μοντέλο χρήστη ώστε να εξυπηρετεί αποδοτικά τις ανάγκες που υπάρχουν. Πρέπει αρχικά να αναγνωρίζεται ο εμφανής σκοπός του χρήστη μέσω της ερώτησης που διατυπώνει. Αν ο χρήστης διατυπώσει ερώτηση για την τιμή κάποιου προϊόντος σε ένα εμπορικό ιστότοπο τότε το σύστημα θα πρέπει να υποθέσει ότι σκοπεύει να το αγοράσει αν τον ικανοποιεί η απάντηση. Ένα βήμα παραπέρα, πρέπει να διασφαλίσουμε ότι το μοντέλο θα αναγνωρίζει και όχι τόσο εμφανείς -δηλαδή έμμεσους- στόχους σε ερωτήσεις-απαιτήσεις των χρηστών, να μπορεί δηλαδή να παράγει πληροφορία από τα συμφραζόμενα και όχι απλά να απαντάει διεκπεραιωτικά σε απλές ερωτήσεις.

Για παράδειγμα στην ερώτηση που θα κάνει ένας χρήστης σε μια ιστοσελίδα αν θα πραγματοποιηθεί μια συγκεκριμένη διάλεξη στο Πολυτεχνείο από έναν συγκεκριμένο καθηγητή, το σύστημα δεν θα απαντάει απλά με ένα ναι ή με ένα όχι. Αντιθέτως θα προβλέπει και τον αληθινό στόχο της ερώτησης. Οι έμμεσες ερωτήσεις μπορούν να είναι αν θα πραγματοποιηθεί κάποια παρόμοια διάλεξη, ή αν ο συγκεκριμένος καθηγητής θα κάνει διάλεξη σε διαφορετικό αντικείμενο, ή αν θα πραγματοποιηθεί η διάλεξη αλλά από άλλον καθηγητή. Ο χρήστης στην πρώτη και την τρίτη περίπτωση ενδιαφέρεται για την συγκεκριμένη διάλεξη, ενώ στην δεύτερη περίπτωση για τον καθηγητή.

Γενικά, το μοντέλο πρέπει ξεχωρίζει τους επιφανειακούς στόχους από αυτούς που υπονοούνται. Ο καθορισμός των δύο ειδών στόχων -άμεσους και έμμεσους- είναι μια πολύπλοκη διαδικασία, καθώς οι στόχοι δεν είναι πάντα απλοί. Το μοντέλο πρέπει με βάση τις πληροφορίες που συλλέγει να καταλαβαίνει και τι λέει αλλά και τι εννοεί ο χρήστης, άρα είναι φυσικά αναγκαίο να συλλέγει και τα κατάλληλα δεδομένα με τον κατάλληλο τρόπο για να το υλοποιήσει αυτό. Στην πραγματικότητα τα μοντέλα χρηστών θέλουμε να είναι ακόμα πιο αποτελεσματικά, να εντοπίσουν εκ των προτέρων τους στόχους, να παράγουν λύσεις-απαντήσεις πριν ακόμα τεθούν άμεσα από τον χρήστη. Αυτό γίνεται είτε άμεσα με κάποια αρχική αλληλεπίδραση με τον χρήστη σε μορφή έρευνας-ερωτηματολογίου είτε παρακολουθώντας τις επιλογές και τις ενέργειες του, προβλέποντας κάθε φορά την βοήθεια που θα χρειαστεί. Αν για παράδειγμα ο χρήστης διατυπώσει με κάποιο τρόπο ότι κάποια οικιακή συσκευή δυσλειτουργεί, το μοντέλο θέλουμε

να αντιλαμβάνεται ότι ο χρήστης ψάχνει για ανταλλακτικά και να διατυπώνει κάποιες λύσεις για την εύρεση τους προκαταβολικά.

1.2. Σχεδιασμός Δράσης. Οι στόχοι και τα σχέδια του χρήστη είναι εννοιολογικά κοντά. Το σχέδιο -ή σχεδιασμός της δράσης- είναι η συγκεκριμένη σειρά πράξεων που σχεδιάζουμε ώστε να υλοποιήσουμε τους στόχους. Το συνολικό πλάνο περιέχει μικρότερα σχέδια και επιμέρους στόχους.

Ο εντοπισμός του σχεδιασμού δράσης είναι αναγκαίος όταν ο στόχος είναι καθορισμένος ή αρκετά ξεκάθαρος. Ένα παράδειγμα είναι τα ευφυή συστήματα διδασκαλίας που ο στόχος είναι εκ των προτέρων η επίλυση των προβλήματων που παρουσιάζει το σύστημα ώστε να εκπαιδεύσει τον χρήστη και να τον οδηγήσει στα επόμενα στάδια. Στα συγκεκριμένα συστήματα δεν εντοπίζεται ο στόχος, αλλά ο σχεδιασμός που προσπαθεί να υλοποιήσει ο χρήστης. Αυτός ο σχεδιασμός κρίνεται ως έγκυρος ή άκυρος για να κριθεί αν θα προχωρήσει η διαδικασία.

Επίσης, πολλά εξελιγμένα συστήματα που προσπαθούν να διορθώσουν συνηθισμένα προγραμματιστικά λάθη σε γλώσσες υψηλού επιπέδου, χρησιμοποιούν τα δεδομένα των χρηστών ώστε να εντοπίσουν τον σχεδιασμό δράσης τους. Έπειτα ανάλογα με το επίπεδο και την νοοτροπία του προγραμματιστή προσπαθούν να εντοπίσουν τα πιο συνηθισμένα λάθη της κατηγορίας του και να δώσουν λύσεις. Ως στόχος τίθεται πάντα η αντιμετώπιση ενός δεδομένου σφάλματος μεταγλώττισης στον κώδικα, όμως στην συγκεκριμένη περίπτωση μας ενδιαφέρει να εντοπίσουμε τι σχεδιασμό είχε σκεφτεί να υλοποιήσει ο χρήστης -προγραμματιστής εδώ- ώστε να εντοπίσουμε την πηγή του.

Ένα άλλο πρόβλημα που θέλουμε να λύσουμε πέρα από τον στόχο, είναι το αν κατά τον σχεδιασμό για την λύση του υπάρχουν προβλήματα και εμπόδια. Για παράδειγμα αν ο χρήστης σκοπεύει να ταξιδέψει στο εξωτερικό σύντομα, όμως στα στοιχεία του δεν φαίνεται να έχει έγκυρο διαβατήριο, ή στην περίπτωση που θέλει οδηγίες από ένα σύστημα GPS να βλέπει αν η διαδρομή είναι διαθέσιμη και δεν υπάρχει κάποιο τρακάρισμα ή έργα, δεδομένου πάντα του στόχου. Το μοντέλο επίσης θα πρέπει να είναι ικανό και στις δύο περιπτώσεις να προτείνει εναλλακτικούς τρόπους να υλοποιηθούν οι στόχοι, αλλάζοντας τον σχεδιασμό δράσεων.

1.3. Προτιμήσεις και Συμπεριφορά. Κάθε άνθρωπος-χρήστης έχει την δική του μοναδική υπόσταση, τον δικό του κώδικα επικοινωνίας και συμπεριφοράς, την δική του μοναδική στάση απέναντι σε κάποια ερεθίσματα καθώς και τις προτιμήσεις του. Τα συστήματα μοντελοποίησης θα πρέπει να δημιουργήσουν μοντέλα χρήστη προσαρμοσμένα στην μοναδικότητα αυτή ή έστω στην γενική κατηγορία που ανήκει κάθε άτομο.

Συνεπώς το μοντέλο θα πρέπει να προσαρμόζει την γλώσσα, την σειρά των δεδομένων που εξάγει, ποια δεδομένα θα κοινοποιεί ή όχι, και τον γενικότερο κώδικα επικοινωνίας του ανάλογα με την κατηγορία χρήστη στον οποίο αναφέρεται. Επίσης πέρα από το επικοινωνιακό πλαίσιο, θα πρέπει να προσφέρει τις υπηρεσίες του συστήματος ανάλογα με τις προτιμήσεις και τις επιλογές του χρήστη.

Για παράδειγμα σε ένα ηλεκτρονικό κατάστημα βιβλίων, το μοντέλο χρήστη θα πρέπει με κάποιον δομημένο τρόπο να αναγνωρίζει ποιες κατηγορίες βιβλίων ενδιαφέρουν λιγότερη ή

περισσότερο τον χρήστη, ώστε να του κάνει και αντίστοιχες προτάσεις. Άλλο παράδειγμα είναι σε ένα παιχνίδι poker, όπου η γνώση για το είδος του παιχνιδιού που παίζει ο αντίπαλος, δηλαδή αν είναι επιθετικό, παθητικό ή ένας συνδυασμός αυτών, μας προσφέρει μια αντίστοιχη δική μας αποτελεσματική στρατηγική.

1.4. Γνώση και Πεποίθηση. Είναι εμφανές ότι ένα αποδοτικό μοντέλο χρήστη δεν μπορεί παρά να έχει πληροφορίες για τις γνώσεις του χρήστη και τις πεποιθήσεις του, δηλαδή τι θεωρεί σωστό και τι λάθος. Για παράδειγμα ένα σύστημα μοντελοποίησης για αντιπάλους σε ένα τουρνουά poker, πρέπει να καταλάβει από τα δεδομένα που θα συλλέξει αν ο αντίπαλος γνωρίζει και μπορεί να υπολογίσει τις πιθανότητες των μαρκών που υπάρχουν στο τραπέζι -Pot odds- για να εντοπίσει το είδος πονταρίσματος που είναι πιο αποδοτικό.

Η γνώση του χρήστη εξειδικεύεται σε διάφορες μορφές. Πρώτα απ' όλα την γνώση του για το συγκεκριμένο αντικείμενο που είναι προς εξέταση και στο οποίο πάνω έχει χτιστεί ολόκληρο το σύστημα. Να ξέρει δηλαδή αν ο χρήστης είναι αρχάριος ή έμπειρος χρήστης ώστε να αποφεύγει να τον φορτίζει με ανούσιες πληροφορίες.

Έπειτα πρέπει να γνωρίζει το σύστημα την γενικότερη γνώση του για διάφορους τομείς και την αίσθηση της κοινής λογικής που διαθέτει. Η γνώση αυτή έχει σημασία για το πως αντιλαμβάνεται τις ερωτήσεις - απαντήσεις που λαμβάνονται προς ή από το σύστημα καθώς και το σύνολο των ερεθισμάτων. Επίσης έχει μια χρησιμότητα να γνωρίζουμε τις γνώσεις του χρήστη για παρόμοια συστήματα ή προηγούμενες εκδόσεις του συστήματος.

Τρίτο και σημαντικότερο σημείο των γνώσεων είναι το επίπεδο της στρατηγικής του σκέψης, δηλαδή το τι σκέφτεται για το τι πιστεύει το σύστημα για αυτόν, ή τι σκέφτεται για το τι πιστεύει το σύστημα ότι σκέφτεται αυτός για το σύστημα κ.τ.λ.. Το επίπεδο σκέψης αναφέρεται και σε άλλους αντιπάλους-χρήστες του συστήματος. Στο προηγούμενο παράδειγμα, το μοντέλο χρήστη-παίκτη αντιπάλου στο poker πρέπει να καταλάβει σε τι επίπεδο είναι ικανός να σκεφτεί ο αντίπαλος για να μπορέσει να αναπτύξει κατάλληλη στρατηγική. Αν ένας αντίπαλος σκέφτεται μόνο τα φύλλα του, τότε δεν χρειάζεται η στρατηγική να είναι πολύπλοκη, αν όμως ο αντίπαλος σκέφτεται τι μπορεί να σκεφτόμαστε εμείς για αυτόν, τότε θα πρέπει να αναπτύξουμε άλλη στρατηγική για να μπορέσουμε να κερδίσουμε μακροπρόθεσμα.

2. Οι Διαστάσεις του Μοντέλου

Όπως αναφέραμε σε προηγούμενο σημείο, οι απαιτήσεις είναι τόσο περίπλοκες που το μοντέλο χρήστη δεν αρκεί να το διαχωρίσουμε μόνο σε στατικό-δυναμικό ή σε απλό-εξειδικευμένο. Χρειάζεται να γίνει ανάλυση σε διάφορες διαστάσεις ώστε να ικανοποιήσουμε το μεγάλο φάσμα δυνατών μοντέλων χρηστών που μπορούν και θέλουμε να υπάρξουν. Παρακάτω αναλύουμε τις διαφορετικές διαστάσεις πάνω στην οποία μπορούμε να κάνουμε την ανάλυση μας [12]:

2.1. Βαθμός Ειδίκευσης. Το σύστημα μπορεί αν διαχωριστεί αρχικά σε γενικό ή εξειδικευμένο. Στην πρώτη περίπτωση το μοντέλο ασχολείται με μια κλάση από χρήστες την οποία θεωρεί απόλυτα η σχετικά παρόμοια ως προς την συμπεριφορά στο σύστημα. Στην ουσία το σύστημα προσπαθεί να παράγει κατάλληλα στερεότυπα για το πως συμπεριφέρεται η κλάση

αυτή. Αντιθέτως στα εξειδικευμένα μοντέλα κάθε χρήστη έχει το δικό του ειδικό μοντέλο που ικανοποιεί ακριβώς τις δικές του ανάγκες και απαιτήσεις.

2.2. Δυνατότητα Τροποποίησης. Ουσιαστικά, ο βαθμός ειδίκευσης είναι κατά πόσο μιλάμε για στατικό ή δυναμικό μοντέλο. Στην πρώτη περίπτωση το μοντέλο διαμορφώνεται στην αρχή ή σε κάποιο σημείο και έπειτα δεν τροποποιείται ποτέ. Στην αντίθετη περίπτωση του δυναμικού, το μοντέλο μπορεί να τροποποιείται και να διαμορφώνει άλλο προφίλ του χρήστη. Υπάρχουν φυσικά και οι περιπτώσεις που έχουμε κάτι ενδιάμεσο, δηλαδή μέρος του μοντέλου να μην αλλάζει -όταν για παράδειγμα αναφέρεται σε χαρακτηριστικά του χρήστη που δεν αλλάζουν όπως η ηλικία- και ένα άλλο μέρος να προσαρμόζεται ανάλογα στα καινούργια δεδομένα που λαμβάνονται.

2.3. Χρονική Επέκταση. Ο χρονικός ορίζοντας του μοντέλου είναι ένα σημαντικό στοιχείο, τα μοντέλα μπορεί να είναι βραχυπρόθεσμα ή μακροπρόθεσμα. Τα βραχυπρόθεσμα δημιουργούνται συνήθως για ειδικούς σκοπούς ή επιμέρους διαδικασίες και μετά το πέρας αυτών απενεργοποιούνται ή αλλάζουν. Αντιθέτως τα μακροπρόθεσμα παραμένουν ενεργά για μεγάλα χρονικά διαστήματα καθώς εξυπηρετούν συνεχώς ανάγκες και στόχους. Το σύστημα θα πρέπει να αναγνωρίζει τότε είναι η κατάλληλη στιγμή για να ανανεώσει κάποια ή όλα τα δεδομένα του.

Συνδέοντας τον διαχωρισμό αυτό με τους προηγούμενους βλέπουμε για παράδειγμα ότι ένα στατικό μοντέλο πρέπει να είναι μακροπρόθεσμο, ενώ ένα εξειδικευμένο είναι συνήθως βραχυπρόθεσμο.

2.4. Μέθοδος Χρήσης. Το μοντέλα μπορούν να είναι περιγραφικά ή καθοδηγητικά. Τα περιγραφικά μοντέλα -τα οποία συναντάμε και πιο συχνά- είναι απλά το σύνολο των δεδομένων που έχουμε συλλέξει για τον χρήστη και ενδεχομένως κάποια συμπεράσματα για το πως συμπεριφέρεται σε προηγούμενες καταστάσεις. Το καθοδηγητικό μοντέλο προχωράει ένα βήμα παραπέρα και προσπαθεί να προβλέψει την κατανόηση και την συμπεριφορά του χρήστη σε διάφορες τρέχουσες ή μελλοντικές καταστάσεις του συστήματος.

Για παράδειγμα στο μοντέλο χρήστη για το poker που αναφέραμε πριν, το σύστημα μπορεί όχι μόνο να καταγράφει το προφίλ του παίκτη - αντιπάλου, αλλά να προβλέπει και τις κινήσεις του ανάλογα με τις καταστάσεις που θα βρεθεί.

2.5. Μέθοδος Απόκτησης των Δεδομένων. Έχουν να κάνουμε με τον τρόπο που συλλέγει το μοντέλο τις πληροφορίες χρήστη. Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή του κεφαλαίου, χωρίζονται σε άμεσα και έμμεσα -καθώς και σε μεικτά-. Τα άμεσα μοντέλα είναι προκαθορισμένα από τον σχεδιαστή ή δημιουργούνται με απευθείας ερωτήσεις προς τον χρήστη. Τα έμμεσα μοντέλα από την άλλη μεριά, δημιουργούν το μοντέλο κατά την διάρκεια της χρήσης του συστήματος, συλλέγοντας πληροφορίες από την συμπεριφορά και τις επιλογές του χρήστη. Υπάρχουν -όπως και σε όλες τις διαστάσεις που αναλύσαμε- και τα μεικτά συστήματα στα οποία μπορεί να υπάρχουν υποσύνολα του μοντέλου που λειτουργούν με άμεσο τρόπο και άλλα με έμμεσο.

3. Ο Σχεδιασμός του Μοντέλου

3.1. Βάση Δεδομένων. Έχει σημασία το πως θα είναι δομημένη η βάση δεδομένων στο μοντέλο χρήστη [12]. Τα στοιχεία, τα δεδομένα, οι προτιμήσεις, οι γνώσεις, οι στόχοι και τα σχέδια του χρήστη οφείλουν να είναι αποθηκευμένα με τρόπο αποδοτικό και εξυπηρετικό μέσα στο μοντέλο μας, καθώς και να παρουσιάζονται με τρόπο επικοινωνιακό.

Το πεδίο δράσης του συστήματος μας δεν μπορεί να μην λαμβάνεται υπόψιν στην σχεδίαση της βάσης δεδομένων. Η σχέση τους μπορεί να είναι σχέση δύο συνόλων γνώσης και πληροφορίας. Σε πρώτη περίπτωση το μοντέλο χρήστη και τα συνολικά δεδομένα του μπορεί να είναι υποσύνολο του πεδίου δράσης του συστήματος. Για παράδειγμα σε προγράμματα εκμάθησης το μοντέλο χρήστη μεγαλώνει ως ότου να ταυτιστεί ή να γίνει μεγαλύτερο από το πεδίο δράσης. Στην δεύτερη περίπτωση το μοντέλο χρήστη δεν έχει περιορισμούς και μπορεί να επεκτείνεται όπως κρινουμε από τις ανάγκες που εξυπηρετεί.

Ένα άλλο θέμα που πρέπει να αναπαρασταθεί με κάποιον τρόπο, είναι οι γνώσεις και οι πεποιθήσεις του χρήστη όπως τις αναφέραμε στις προηγούμενες παραγράφους -π.χ. το επίπεδο στρατηγικής του σκέψης-. Αυτό μπορεί να γίνει είτε με καποια μορφή γλώσσας, με σημασιολογικό τρόπο δημιουργώντας σχέσεις μεταξύ λογικών μεταβλητών, είτε με αντικειμενοστραφή τρόπο με διαφορετικό στιγματότυπο της δομής για κάθε πεποίθηση.

Τα συμπεράσματα για τα χαρακτηριστικά, την συμπεριφορά, τους στόχους και την γενική κατεύθυνση των χρηστών είναι και αυτά πληροφορίες που πρέπει να οργανωθούν και να στοιχειοθετηθούν όπως και επίσης να ανανεώνονται σε περίπτωση λάθος προηγούμενης εκτίμησης. Όλη αυτή η διαδικασία πρέπει να γίνεται σε πλαίσια συνοχής και συνεκτικότητας ώστε να μην υπάρχουν αντιφάσεις μέσα στο μοντέλο.

Τέλος η βάση δεδομένων του μοντέλου χρήστη πρέπει να καλύπτει και να απαντάει καταστάσεις για τις οποίες δεν έχουμε εξάγει συμπεράσματα είτε από την έλλειψη βασικών δεδομένων είτε από άλλους λόγους. Σε αυτές τις περιπτώσεις θα πρέπει να υπάρχει ένα σύνολο κανόνων αποθηκευμένο στην βάση, που θα κατευθύνει το μοντέλο να ενεργεί και να μην βρεθεί σε αδιέξοδο. Η διαδικασία αυτή είναι σαν να έχουμε μια "εργοστασιακή ρύθμιση" για το μοντέλο.

3.2. Θέματα Σχεδίασης του Μοντέλου. Το μοντέλο που θα επιλέξουμε δεν εξαρτάται μόνο από τις απαιτήσεις και τις ανάγκες που πρέπει να εξυπηρετηθούν, ούτε από τις αντικειμενικές δυσκολίες του συστήματος μας. Το κόστος σε χρόνο, πολυπλοκότητα και μνήμη είναι ένας ακόμα πολύ σημαντικός παράγοντας [12].

Κάποιοι παράγοντες -κριτήρια- που πρέπει να λάβουμε υπόψιν πριν επιλέξουμε το ακριβές μοντέλο είναι:

Μέγεθος του πεδίου δράσης: Αν οι στόχοι και τα πιθανά σενάρια του συστήματος μας είναι λίγα, τότε τα πράγματα είναι απλά. Όμως μία αύξηση στα σενάρια και τους πιθανούς συνδυασμούς έχει ως αποτέλεσμα την τεράστια αύξηση της πολυπλοκότητας των σχεδίων, των στόχων καθώς και γενικότερας του μεγέθους των δεδομένων

που πρέπει να αποθηκεύει η βάση δεδομένων. Επίσης τίθεται και το θέμα της επιλογής ενός αντιπροσωπευτικού κομματιού των πιο πιθανών σεναρίων με βάση κάποια μέθοδο-αλγόριθμο.

Πρωτοβουλία-Ευθύνη: Πρέπει να καθοριστεί ποιος έχει την ευθύνη ώστε να μην υπάρχουν παρερμηνεύσεις στην επικοινωνία μοντέλου-χρήστη ή και χρήστη-χρήστη. Με αυτό το διαχωρισμό αποφασίζουμε που και αν το μοντέλο χρήστη θέλουμε να παίρνει ή να αφήνει τις πρωτοβουλίες για να υπάρχει αλληλεπίδραση με τον χρήστη.

Κόστος λάθους: Με καθορισμένο το κόστος στο πιθανό λάθος, μπορεί να αποφασιστεί αν μας ενδιαφέρει να δημιουργήσουμε πιο ακριβά αλλά και πιο ακριβή μοντέλα, ή φθηνά και πιο χαλαρά. Αν μακροπρόθεσμα δεν μας κοστίζει η διόρθωση των λαθών σε χρόνο και χώρο, τότε δεν χρειάζεται να δημιουργήσουμε ακριβά μοντέλα.

Προσαρμογή: Όπως και με το μέγεθος του πεδίου δράσης και το κόστος λάθους, έτσι και σε αυτή τη περίπτωση πρέπει να κριθεί πόσο γρήγορα θέλουμε να προσαρμόζεται το σύστημα στις καινούργιες καταστάσεις που εμφανίζονται, είτε είναι καινούργιοι χρήστες είτε καινούργια δεδομένα για κάποιον χρήστη. Θα πρέπει πάλι να ληφθεί υπόψιν το κόστος του χαμένου χρόνου για να πάρουμε αυτή την απόφαση.

Επικοινωνία-Αλληλεπίδραση: Μας ενδιαφέρει φυσικά και ο τρόπος που θα αλληλεπιδρά το μοντέλο με τον χρήστη. Οι εναλλακτικοί τρόποι ποικίλουν από απλά ερωτηματολόγια έως ευφυή συστήματα πρόβλεψης συμπεριφοράς και γνώσης. Προφανώς στα τελευταία η πολυπλοκότητα και τα κόστη τους είναι μεγαλύτερα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Παίγνια: Το TEXAS HOLD'EM και τα SitNGo's





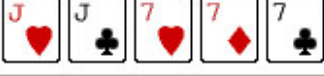






1. Το παιχνίδι, οι γύροι και τα χέρια

Το TEXAS HOLD'EM [29] είναι παραλλαγή του γνωστού σε όλους Poker ή στα ελληνικά γνωστής ως Πόκας. Κάθε παίκτης έχει δύο (2) φύλλα στο χέρι, ενώ υπάρχουν πέντε (5) φύλλα κοινά στο τραπέζι για όλους τους παίκτες, τα οποία ανοίγουν σταδιακά στους γύρους του χεριού -ή αλλιώς παρτίδας-. Ο καλύτερος συνδυασμός πέντε (5) -από τα συνολικά επτά (7)- διαθέσιμων φύλλων, είναι το χέρι που έχει κάθε παίκτης. Παρακάτω στο σχήμα 1 φαίνεται η ιεραρχία των χεριών, προφανώς αν φτάσουν ως το τέλος, ο παίκτης με τον καλύτερο συνδυασμό κερδίζει το ποτ -δηλαδή τις συνολικές μάρκες που υπάρχουν στο κέντρο-. Υπάρχει επίσης η νίκη χωρίς να φανερωθούν τα φύλλα, στην περίπτωση που μετά από ποντάρισμα κάποιου παίκτη πάνε όλοι πάσο και μείνει μόνος, οπότε κερδίζει το ποτ χωρίς να δείξει τα δύο κρυφά του φύλλα.

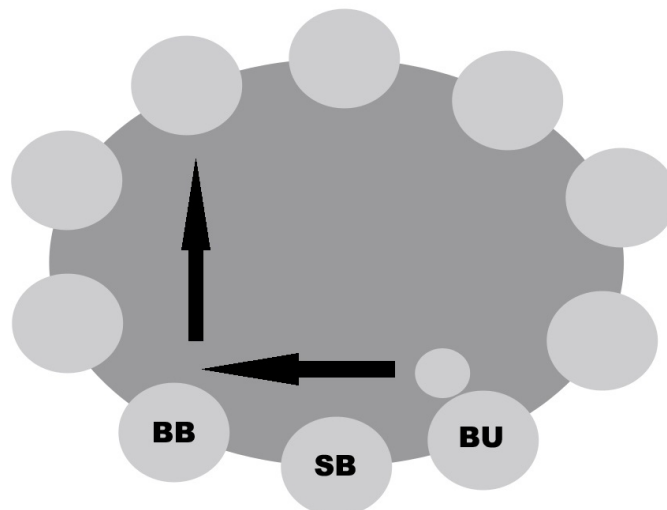
Σε κάθε χέρι υπάρχει μια σειρά η οποία καθορίζεται από το ποιος παίκτης έχει κάθε φορά το button. Το button σε κάθε χέρι μετακινείται στον επόμενο προς τα αριστερά παίκτη, έτσι κινείται κυκλικά και μόνιμα. Οι δύο παίκτες αριστερά του button τοποθετούν μισό και ολόκληρο υποχρεωτικό ποντάρισμα, το οποίο ονομάζεται αντίστοιχα small και big blind -sb και bb σύντομα-. Σειρά να πραγματοποιήσει ότι ενέργεια θέλει -πάσο ή fold δηλαδή να εγκαταλήψει το χέρι, call δηλαδή να βάλει όσες μάρκες είναι το ποντάρισμα, raise δηλαδή να αυξήσει το ποντάρισμα- είναι ο αριστερά παίκτης από το bb και έπειτα ο αριστερά αυτού κ.τ.λ.. Έτσι διαμορφώνονται οι θέσεις στον κύκλο του χεριού. Ο κάθε γύρος ή κύκλος του χεριού λήγει όταν όλοι οι παίκτες πάνε πάσο ή κάνουν call το τρέχον ποντάρισμα. Στο σχήμα 2 φαίνεται ενδεικτικά ένα τραπέζι με τις θέσεις.

Μόλις ολοκληρωθεί ο πρώτος γύρος πριν ανοίξει κοινό φύλλο, ανοίγουν τρία (3) κοινά φύλλα κάτω τα οποία ονομάζονται flop. Ο αρχικός γύρος αυτός ονομάζεται και pre flop, δηλαδή πριν το flop. Έπειτα αν ολοκληρωθεί ο γύρος μετά το flop, ανοίγει το turn και με τον ίδιο τρόπο φτάνουμε στο river, το πέμπτο και τελευταίο κοινό φύλλο.

Τέλος, ο αριθμός μαρκών που έχει κάθε παίκτης λέγεται και αλλιώς stack. Στα τουρνουά που θα δούμε στο επόμενο τμήμα, όταν ένας παίκτης χάνει όλο το stack του τότε τερματίζει από το τουρνουά.

Hand	Example
5 of a Kind	The highest hand in the Pai Gow poker hierarchy includes 4 aces and a joker. 
Royal Flush	Consists of the following cards: ten, jack, queen, king, and an ace all of the same suit. 
Straight Flush	Five cards in sequence, all of the same suit. 
Four of a Kind	Four cards of the same denomination, one in each suit. 
Full House	Three cards of one denomination and two cards of another denomination. 
Flush	Five cards all of the same suit. 
Straight	Five cards in sequence of any suit. 
Three of a Kind	Three cards of the same denomination and two unmatched cards. 
Two Pairs	Two sets of two cards of the same denomination and any fifth card. 
One Pair	Two cards of the same denomination and three unmatched cards. 
No Pair	All five cards of different rank and a variety of suits. 

ΣΧΗΜΑ 1. Κατάταξη δύναμης φύλλων



ΣΧΗΜΑ 2. Τραπέζι Πόκερ 10 θέσεων

2. Τουρνουά SitNGo

Σε κάθε παραλλαγή του Πόκερ υπάρχουν δύο ειδών παιχνίδια με βάση τη δομή του παιχνιδιού, το cash-game και το τουρνουά. Στο πρώτο οι μάρκες έχουν ακριβώς την αξία που αναφέρουν σε πραγματικό χρήμα. Έτσι κάθε φορά που κάποιος ποντάρει για παράδειγμα δέκα ευρώ, το ποντάρισμα αντιστοιχεί πραγματικά σε αυτό το ποσό. Το cash-game έχει σταθερά blinds και μπορεί να κρατήσει θεωρητικά άπειρη ώρα. Αντιθέτως στο τουρνουά οι παίκτες αγοράζουν ένα stack από μάρκες με ένα συγκεκριμένο ποσό το οποίο ονομάζεται buy-in. Έπειτα παίζουν μέχρι κάποιος παίκτης να μαζέψει όλες τις μάρκες του τραπεζιού. Ανάλογα με την κατάταξη των παικτών, δηλαδή ποιος αποκλείστηκε -έχασε όλες τις μάρκες του- αργότερα από τους άλλους, υπάρχουν τα χρηματικά έπαθλα. Αυτός ο τρόπος που γίνεται η πληρωμή με βάση καθιστά την αξία των μαρκών μεταβλητή κατά την διάρκεια του τουρνουά, πράγμα το οποίο θα μελετήσουμε αναλυτικότερα αργότερα, καθώς είναι ιδιαίτερα καθοριστικό στοιχείο για το μακροπρόθεσμο κέρδος.

Το είδος τουρνουά που θα μελετήσουμε είναι τα SitNGo ενός τραπεζιού (single-table) [29], δηλαδή τουρνουά το πολύ 10 παικτών. Συνήθως έχουμε τα SnG 9-10 παικτών όπου πληρώνονται οι 3 πρώτοι (με ποσοστά 50%, 30%, 20%) ή 5-6 παικτών όπου πληρώνονται οι 2 πρώτοι (65%, 35%). Η κατάσταση στην οποία πρέπει να αποκλειστεί ένας ακόμα παίκτης για να εξασφαλίσουν οι υπόλοιποι τα έπαθλα ονομάζεται bubble.

3. Bubble

Bubble ονομάζουμε την κατάσταση στην οποία περιμένουμε να αποκλειστεί ένας -με την αυστηρή έννοια- ή δύο παίκτες από το τραπέζι, ώστε οι υπόλοιποι να μπουν στα έπαθλα.

Η μελέτη των bubbles στα SitNGo τουρνουά είναι ιδιαίτερα σημαντική γιατί εκεί κρίνεται το μεγαλύτερο κομμάτι του μακροπρόθεσμου κέρδους. Για να το δούμε αυτό, θα πρέπει να σκεφτούμε τις πιθανότητες που θα πρέπει να έχει ένα all-in για να κερδοφορεί ένας παίκτης μακροπρόθεσμα στα αρχικά στάδια και στο bubble. Στα αρχικά στάδια φτάνει ένα 53-55% ώστε ο παίκτης να μπορεί να κερδοφορήσει, αντιθέτως στο bubble λόγω του ότι με το που φύγει ένας παίκτης αυτομάτως έχουμε εξασφαλισμένο κέρδος, το ποσοστό αυτό ανεβαίνει στο 65-66%.

Γι αυτό το λόγο είναι ιδιαίτερα χρήσιμο να προβλέψουμε το μοντέλα παικτών και την συμπεριφορά τους ώστε να αναπτύξουμε μια κερφοδόρα στρατηγική, δηλαδή να παίζουμε μόνο τα σωστά φύλλα.

4. VPIP/PFR, Push/Fold και άλλα στατιστικά στοιχεία

Υπάρχουν πολλά συγκεκριμένα στοιχεία με τα οποία μπορούμε να μοντελοποιήσουμε τους παίκτες του πόκερ, τα δύο βασικότερα τα οποία θα χρησιμοποιήσουμε και για το βασικό διδιάστατο επίπεδο συσταδοποίησης μας, είναι οι δείκτες VPIP και PFR:

VPIP - Voluntary Put In Pot: Ο VPIP μας δείχνει το ποσοστό των χεριών-παρτίδων στα οποία ο παίκτης θα τοποθετήσει οικειοθελώς μάγκες μέσα στο ποτ με κάθε τρόπο. Ο δείκτης αυτός αναφέρεται στο pre flop παιχνίδι.

PFR - Pre Flop Raise: Όπως λέει και ο τίτλος, αυτός ο δείκτης δείχνει πόσα χέρια ο παίκτης τα παίζει πραγματοποιώντας raise, δηλαδή αύξηση πονταρίσματος, αντί για fold ή για call.

Με αυτούς τους δύο βασικούς δείκτες έχουμε μια ολοκληρωμένη εικόνα για το πόσα -ίσως και ποια- φύλλα ο παίκτης παίζει τελικά και με πόσα από αυτά παρουσιάζει επιθετική συμπεριφορά πραγματοποιώντας raise. Για παράδειγμα αν κάποιος έχει σε αυτά τα δύο 50 και 25 σημαίνει ότι με το 50% των πιθανών φύλλων που κρατάει στο χέρι μπαίνει στην παρτίδα και με τα μισά από αυτά -συνήθως τα μισά καλύτερα- κάνει raise. Με βάση αυτούς επίσης χαρακτηρίζουμε τους παίκτες σε tight-loose ανάλογα με το πόσο μεγάλο VPIP έχουν, ενώ τους χαρακτηρίζουμε σε passive-aggressive ανάλογα με το πόσο μεγάλος είναι ο PFR.

Εδώ πρέπει να σημειώσουμε το εξής: είναι αυτονόητο ότι το $PRF \leq VPIP$. Γι αυτό το λόγο πολλές φορές θα χρησιμοποιήσουμε το σχετικό PFR (RPFR) το οποίο ισούται με $\frac{PFR}{VPIP}$. Αυτό μας βοηθάει στο να έχουμε καλύτερη γραφική εικόνα στο επίπεδο, καθώς με την κλασική σημασία του PFR περιοριζόμαστε στο μισό λόγω του περιορισμού.

Άλλοι δείκτες που θα συναντήσουμε στην παρούσα εργασία είναι οι εξής:

3BET: 3BET είναι το raise που γίνεται αφότου έχει γίνει ήδη raise μία φορά. Αυτός ο δείκτης φανερώνει τους εξαιρετικά επιθετικούς παίκτες όταν παίρνει μεγάλες τιμές. Συνήθως έχει πολύ μικρές τιμές.

AF-Aggressive factor (postflop): είναι η τιμή που μας δείχνει πόσες φορές ο παίκτης μετά το flop κάνει raise έναντι των φορών που απλά κάνει call. Πάλι μας δείχνει την επιθετικότητα του παίκτη, συγκεκριμένα μετά το flop.

WWSF: Win when seen flop, μας δείχνει πόσες φορές κέρδισε ο παίκτης ενώ είδε το flop.

WTSD: Went to showdown, μας δείχνει το ποσοστό των χεριών που φτάνει ο παίκτης σε showdown, δηλαδή στο τέλος αφότου βγουν και τα πέντε κοινά φύλλα και δείχνουν οι παίκτες τα κρυφά για να κερδίσει ο καλύτερος συνδυασμός.

W\$SD - Win \$ to showdown,: Πόσες φορές ποσοστιαία κέρδισε ο παίκτης όταν βρέθηκε σε showdown.

StackInBB: Το *StackInBB* είναι το stack που έχει ο παίκτης με μονάδα μέτρησης το τρέχον big blind.

Push-Steal: Στα πολύ σημαντικά στατιστικά του bubble έχουμε το *steal* ή αλλιώς *push* όταν τα stack είναι σχετικά χαμηλά, το οποίο μας δείχνει το ποσοστό που οι παίκτες κάνουν raise/all-in ενώ όλοι έχουν πάει πάσο πριν από αυτούς. Το raise αυτό -το οποίο ουσιαστικά είναι all-in καθώς τα stack των παικτών σε αυτή τη φάση συνήθως δεν φτάνουν ώστε να πραγματοποιηθεί περαιτέρω παιχνίδι μετά το flop- έχει ως σκοπό κυρίως να πιέσει τον παίκτη που ακολουθεί ώστε να πάει πάσο, όχι να παίζει

πραγματικά το χέρι μέχρι τέλους. Γι αυτό η κίνηση αυτή ονομάζεται *push* δηλαδή πιέζω ή πίεση. Όπως ξέρουμε στο bubble υπάρχουν τέσσερις θέσεις, οι *co, bu, sb* και *bb*. Τα στατιστικά που θα μελετήσουμε ουσιαστικά είναι το *push* για τις θέσεις *bu* και *sb* επειδή είναι οι πιο κρίσιμες θέσεις.

Να σημειώσουμε πως τα νούμερα, για να μπορέσουμε να έχουμε περισσότερη ακρίβεια στην μηχανή της *Weka*, θα παρουσιαστούν σε εκατοστά ποσοστιαίων μονάδων, δηλαδή το 1515 για παράδειγμα είναι 15,15%.

Είδαμε λοιπόν τα βασικά στοιχεία του παιχνιδιού και της ειδικότερης δομής που θα μελετήσουμε. Εδώ τελειώνει το θεωρητικό κομμάτι και περνάμε στο πρακτικό παρακάτω, στο οποίο θα αναλύσουμε τα στατιστικά στοιχεία και τα προφίλ - μοντέλα των παικτών.

Μέρος 3

Πρακτικό Μέρος

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Συλλογή και επεξεργασία αληθινών στατιστικών στοιχείων από διαδικτυακούς παίκτες

Στο θεωρητικό μέρος της εργασίας παρουσιάσαμε μία γενική ανάλυση των κλάδων που θα χρησιμοποιήσουμε. Αναφερθήκαμε σε κάποιες τεχνικές και μεθόδους για συσταδοποίηση και ταξινόμηση καθώς και στις βασικές αρχές των νευρωνικών δικτύων. Επίσης αναλύσαμε αρκετά τις τεχνικές τις οποίες και θα χρησιμοποιήσουμε παρακάτω στο πρακτικό-πειραματικό κομμάτι της εργασίας μας, δηλαδή τα k -Means και EM συσταδοποίησης καθώς και τους ταξινομητές J48, Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων και Naive Bayes.

Με την βοήθεια του λογισμικού συλλογής και παρουσίασης δεδομένων *Holdem Manager* 2 καθώς και του *pgAdmin* για την διαχείριση της βάσης δεδομένων του, έχουμε συλλέξει σε πραγματικό χρόνο διαδικτυακού παιχνιδιού στοιχεία χιλιάδων αληθινών διαδικτυακών παικτών Texas Hold'em από μερικές πλατφόρμες-εταιρίες, σε παιχνίδια SnGs. Τα στοιχεία αυτά περιλαμβάνουν πολλά από τα στατιστικά μεγέθη ανά παίκτη που αναλύσαμε στο θεωρητικό κομμάτι. Θα επιλέξουμε ορισμένα στα οποία θα εφαρμόσουμε κυρίως k -Means και EM συσταδοποίησης για να προσδιορίσουμε αποδοτικά τις πιθανές συστάδες των διαδικτυακών παικτών πόκερ, κάθε συστάδα είναι προφανώς κατά κάποιο τρόπο ένα μοντέλο συμπεριφοράς και στρατηγικής. Έπειτα θα προσπαθήσουμε να καταλάβουμε τις σχέσεις που υπάρχουν μεταξύ των είδων συστάδων, άρα και στρατηγικής -δηλαδή γενικότερα των user models που σχηματίζονται ανά παίκτη ή κίνηση- σε διάφορα στάδια του παιχνιδιού, κατά πόσο για παράδειγμα η επιλογή ενός παίκτη σε ένα συγκεκριμένο μοντέλο στρατηγικής ή σε κάποιο συγκεκριμένο συνδυασμό κινήσεων στην αρχή του παιχνιδιού συσχετίζεται με τις επιλογές του αργότερα στο παιχνίδι, ενώ μειώνονται οι παίκτες και ανεβαίνουν τα υποχρεωτικά πονταρίσματα (blinds). Η προσπάθεια μελέτης αυτής της διασύνδεσης ή συσχέτισης θα γίνει αρχικά με διαστάρωση των συστάδων μεταξύ των διάφορων σταδίων του παιχνιδιού. Μετέπειτα θα προσπαθήσουμε να συνδέσουμε τις κλάσεις-στρατηγικές στο τελικό στάδιο του παιχνιδιού με την χρήση ταξινομητών που μελετούν όλα τα γνωρίσματα-στατιστικά στοιχεία των αρχικών και μεσαίων σταδίων ξεχωριστά και εξειδικευμένα χωρίς να υπάρχουν υποχρεωτικά κλάσεις. Οι κλάσεις των δεδομένων εξόδου σε αυτή τη περίπτωση θα προέρχονται από συσταδοποίηση k - *Means*.

Τις μεθόδους συσταδοποίησης και ταξινόμησης θα τις υλοποιήσουμε με την βοήθεια της *Weka*, μίας διαδικτυακής πλατφόρμας σε java από το Πανεπιστήμιο του Waikato. Θα εξάγουμε από το *Holdem Manager* με την βοήθεια του *pgAdmin* -και με χρήση *SQL* για κάποια πιο εξειδικευμένα δεδομένα- σε αρχεία cvs τα στατιστικά των παικτών και με κάποιες μικρές

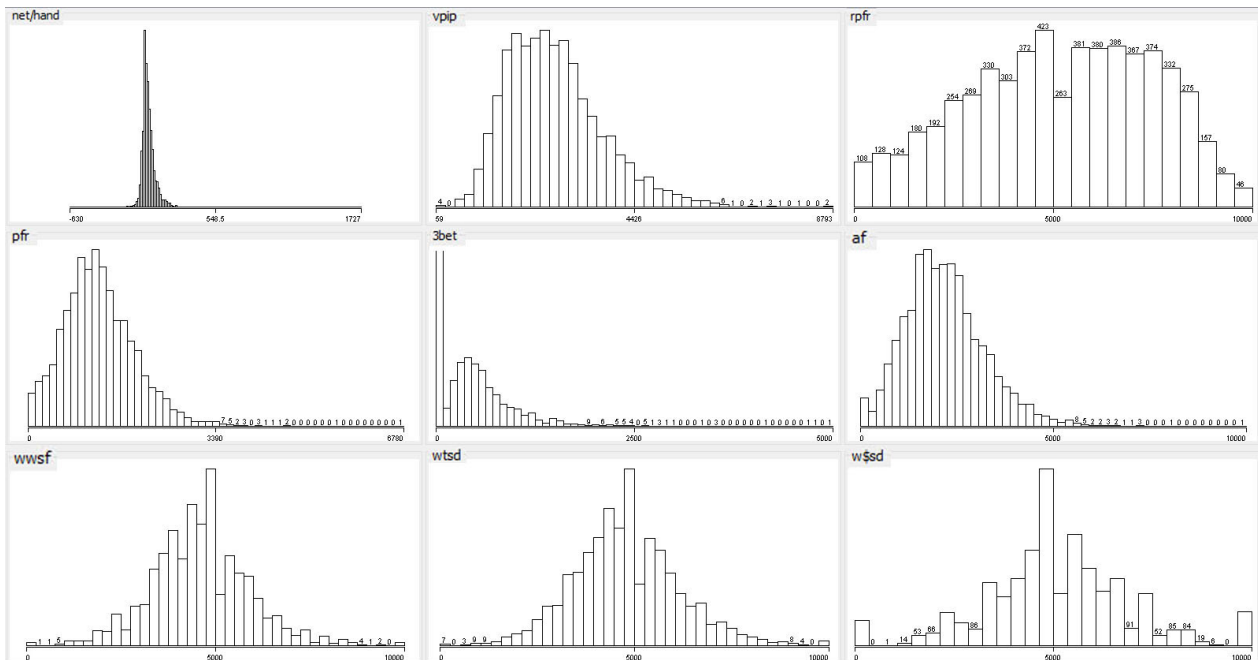
τροποποιήσεις θα τα εισάγουμε στην *Weka*. Με το εργαλείο της *Weka*, Knowledge Flow, θα μπορέσουμε να δημιουργήσουμε διαγράμματα ροής και να υλοποιήσουμε έτσι πολλαπλά πειράματα ταυτόχρονα. Τέλος η πλατφόρμα θα μας επιτρέψει να εξάγουμε εύκολα διαγράμματα και αποτελέσματα για τα πειράματα και να τα παρουσιάσουμε εδώ.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Ανάλυση συνολικού δείγματος παικτών

1. Συνολική Συμπεριφορά

Αρχικά θα επιχειρήσουμε ανάλυση της γενικής συμπεριφοράς 5700 περίπου παικτών, δηλαδή του συνολικού δείγματος που έχουμε συλλέξει σε πραγματικό χρόνο μέσα σε αρκετούς μήνες παιχνιδιού. Τα στατιστικά που θα μας απασχολήσουν είναι σχεδόν όλα από αυτά που αναφέραμε στο θεωρητικό κομμάτι, συμπεριλαμβανομένου και του αριθμού μαρκών που κερδίζει ή χάνει κατά μέσο όρο ο παίκτης ανά χέρι. Έχει ενδιαφέρον να δούμε τις κατανομές όλων των στοιχείων παρακάτω όπως παρουσιάζονται στην *Weka* στο σχήμα 1. Με την πρώτη ματιά φαίνεται σαν να ακολουθούν κάποιο είδος κατανομής που μοιάζει στην κανονική κατανομή, ίσως και έναν συνδυασμό από δύο κανονικές κατανομές σε κάποια από τα στοιχεία. Το σημαντικό είναι ότι οι παίκτες εμπειρικά καταλήγουν να περιορίζονται σε μεγάλο ποσοστό σε συγκεκριμένα ποσοστά των στατιστικών στοιχείων.



ΣΧΗΜΑ 1. Κατανομές συνολικού δείγματος

Αξίζει σχολιασμό επίσης ότι οι ένα πολύ μεγάλο μέρος των παικτών κερδίζουν συνολικά κατά μέσο όρο 5-6 μάρκες ανά χέρι, όπως μας δείχνει η πλατφόρμα και το διάγραμμα, καθώς

και ότι τα στατιστικά *WWSF* και *WTSD* μοιάζουν αρκετά στην κατανομή τους.

Τώρα θα δοκιμάσουμε να βγάλουμε κάποια συμπεράσματα πραγματοποιώντας EM συσταδοποίηση με βάση τους πιο βασικούς δείκτες-στατιστικά, δηλαδή τους *VPIP RPFRR*, για τις μάρκες ανά χέρι καθώς επίσης και του *W\$SD*. Πρώτα ξεχωριστά για κάθε στοιχείο, έπειτα στον συνδυασμό τους, ώστε να δούμε ποιοι τύποι παικτών εμφανίζονται πιο συχνά στα παιχνίδια μας. Η παρένθεση κάτω από τις συστάδες δείχνει περίπου το ποσοστό των παικτών και του χώρου μελέτης που ανήκουν σε αυτή. Η EM συσταδοποίηση έγινε γιατί καθορίζει αυτόματα τον αριθμό των συστάδων.

Να σημειώσουμε πως σχεδόν όλα τα νούμερα στην εργασία μας, για να μπορέσουμε να έχουμε μεγαλύτερη ακρίβεια στην μηχανή της *Weka* είναι σε εκατοστά ποσοστιαίων μονάδων, δηλαδή το 1515 για παράδειγμα είναι 15,15%.

Attribute	Cluster											
	0 (0.08)	1 (0.13)	2 (0.09)	3 (0.09)	4 (0.02)	5 (0.04)	6 (0.2)	7 (0.01)	8 (0.12)	9 (0.05)	10 (0.12)	11 (0.07)
net/hand												
mean	11.0268	-10.086	46.8503	-22.92	-2.5462	-5.6489	11.3813	79.9029	-25.1094	36.5672	-19.7991	63.7201
std. dev.	28.461	17.7194	55.053	11.1612	70.974	37.3569	31.0018	522.3565	19.3089	86.1367	31.0751	64.988
vpip												
mean	1861.613	1553.9204	2613.5906	2373.8973	4775.4606	3126.1425	2517.2304	1953.3437	2538.5967	3848.4895	3544.4804	3497.1359
std. dev.	427.9064	380.9829	632.5029	665.1148	1194.8159	1114.0154	638.0501	659.9913	768.7752	1242.7262	1008.3813	817.3611
rpfr												
mean	8096.1846	7388.5325	7018.5237	3635.7748	1622.0041	701.1256	4791.2866	7781.052	6007.8142	5777.7225	3105.3796	3411.5534
std. dev.	706.1097	1206.4114	1109.4095	1528.9479	845.9676	521.1599	1641.9128	1023.1515	1385.4199	1299.1062	1259.6314	1427.9457

ΣΧΗΜΑ 2. VPIP - RPFRR - Μάρκες ανά χέρι

Attribute	Cluster						
	0 (0.15)	1 (0.17)	2 (0.07)	3 (0.03)	4 (0.16)	5 (0.37)	6 (0.05)
vpip							
mean	2772.3113	4006.8521	2719.748	1914.2172	1730.6978	2595.3117	1737.6572
std. dev.	737.6743	1112.7045	912.7068	743.5341	418.2117	715.2336	581.1644
rpfr							
mean	2854.7567	3359.6156	3085.5901	6020.8648	7793.0157	5875.1559	7160.2275
std. dev.	1430.5424	1867.7453	1523.3397	2271.3962	919.2453	1427.3372	1502.2367
w\$sd							
mean	5573.9637	4637.911	4107.2622	9996.4957	5416.6353	5211.4023	2133.7019
std. dev.	1342.4273	1228.5355	2268.0437	52.5618	1235.7035	1467.3016	1822.8941

ΣΧΗΜΑ 3. VPIP - RPFRR - Won at Showdown

Έπειτα πραγματοποιούμε και μία EM συσταδοποίηση με τις μάρκες ανά χέρι και το *W\$SD* μαζί, το οποίο φαίνεται στο σχήμα 4, καθώς και ένα ακόμα το οποίο περιέχει και τους *3BET* και *AF* στο σχήμα 5.

Attribute	Cluster										
	0 (0.01)	1 (0.07)	2 (0.13)	3 (0.02)	4 (0.16)	5 (0.13)	6 (0.08)	7 (0.08)	8 (0.11)	9 (0.04)	10 (0.16)
net/hand											
mean	53.1833	107.4555	-34.3101	-31.8208	-16.3399	-2.4679	48.7553	18.9883	-18.9254	-58.1775	25.3094
std. dev.	475.7167	50.8579	14.6404	20.948	12.0345	16.2056	40.0538	29.7747	29.1163	32.4274	25.7344
vpip											
mean	2073.0125	3637.6472	2352.4779	1702.7	2449.5451	1668.2862	1979.5018	3226.1132	3925.0686	3637.1043	2654.2874
std. dev.	686.5858	919.4271	743.3462	619.7881	681.395	389.4127	596.5096	939.7001	1124.085	1064.33	621.6946
rpfr											
mean	7474.6931	4680.4487	5774.9791	5997.8867	4593.6816	7664.7285	6088.9629	2257.5253	3456.1457	3503.2346	5910.8549
std. dev.	1212.8475	2084.8147	2047.9534	2234.8872	1845.7481	947.962	2155.8511	1235.3848	1896.5587	2018.1829	1521.1961
w\$sd											
mean	4959.5111	6700.9452	3214.5926	4.423	5033.7504	5231.3572	8274.1101	5940.0075	4297.2083	2663.2054	5704.5759
std. dev.	2634.1687	1360.2259	794.9632	70.6139	767.6492	909.6983	1390.0181	923.7495	708.4034	1157.5896	884.4019

ΣΧΗΜΑ 4. VPIP - RPFR - Μάρκες ανά χέρι - Won at Showdown

Attribute	Cluster				
	0 (0.17)	1 (0.2)	2 (0.11)	3 (0.22)	4 (0.3)
net/hand					
mean	16.0614	-33.2135	73.4357	0.6743	5.1371
std. dev.	67.7419	16.6005	144.2094	20.5931	31.3143
vpip					
mean	3910.2389	2423.4012	2299.1541	1851.7159	2856.9946
std. dev.	1102.5498	839.2426	782.9533	486.7532	805.9493
rpfr					
mean	4618.2298	5222.7689	5993.1255	7283.2022	3627.3467
std. dev.	2170.4402	2188.4507	2148.0494	1163.1978	1838.8661
3bet					
mean	895.1715	430.68	413.4874	490.6985	264.4097
std. dev.	684.8751	385.4817	398.0406	311.0283	250.107
af					
mean	2741.9387	2235.9663	2193.0957	1555.1455	2304.4526
std. dev.	1093.3364	1126.3966	1248.1019	666.2518	832.9816
w\$sd					
mean	4903.8471	3181.8114	7963.9355	5349.1203	5407.7617
std. dev.	1564.8802	1484.0727	1722.4069	975.8192	1056.5956

ΣΧΗΜΑ 5. Συνολική EM συσταδοποίηση

Τα κέντρα των συστάδων σε όλες τις περιπτώσεις μας δείχνουν τα μοτίβα στρατηγικών που υπάρχουν. Για παράδειγμα όταν εξετάσαμε μόνο τις μάρκες ανά χέρι βρήκαμε ότι το 13% των παικτών χάνει 10 μάρκες ανά χέρι και έχει περίπου 15% VPIP και 74% RPFR, ενώ το 12% των παικτών χάνει 25 μάρκες ανά χέρι και έχει 15% VPIP και 73% RPFR. Επίσης από τις τιμές των διασπορών βλέπουμε ότι οι συστάδες 1,3 και 8 έχουν πιο συγκεκριμένη συμπεριφορά για το κέρδος στις μάρκες ανά χέρι από τις άλλες συστάδες που έχουν μέση τιμή συγκεκριμένη,

αλλά τεράστια διασπορά.

Στην περίπτωση που εξετάσαμε το $W\$SD$ παρατηρήσαμε ότι περίπου το 40% των παικτών έχει 26% $VPIP$ και 59% $RPFR$ και 52% $W\$SD$ με σχετικά μικρή διασπορά, ενώ το 16% των παικτών έχει περίπου 17% $VPIP$ και 78% $RPFR$ και 54% $W\$SD$ επίσης με αρκετά μικρή διασπορά.

Όταν εξετάσαμε και τα δύο παρατηρήσαμε ότι περίπου το 16% των παικτών έχει με σχετικά μικρή διασπορά 25% $VPIP$ και 46% $RPFR$ και 50% $W\$SD$ ενώ χάνει 16 μάρκες ανά χέρι.

Στην εξέταση των παικτών μαζί με τους δείκτες $3BET$ και AF το 22% αυτών έχει με σχετικά μικρή διασπορά 19% $VPIP$ και 72% $RPFR$ 5% $3BET$ 16% AF και 53% $W\$SD$ ενώ κατά μέσο όρο ούτε κερδίζει ούτε χάνει μάρκες.

Σε όλες τις περιπτώσεις πάντως τα μοτίβα δείχνουν tight-aggressive παίχτες να είναι πιο συνηθισμένοι, να κερδίζουν συνήθως το ποτ, αλλά να χάνουν μάρκες. Το γεγονός ότι χάνουν μάρκες δεν μας απασχολεί ιδιαίτερα καθώς στα τουρνουά συνήθως οι μάρκες δεν δείχνουν και το αληθινό κέρδος σε λεφτά, όπως στα παιχνίδια μετρητών. Άλλωστε τις μάρκες τις συλλέγει ο νικητής μόνο, παρά το γεγονός ότι ο 2ος και ο 3ος χάνουν όλες τις μάρκες τους, κερδίζουν όμως κάποιο έπαθλο. Επίσης συνήθως αυτοί οι παίχτες χρησιμοποιούν την τεχνική κλεψίματος Push-Steal που αναλύσαμε θεωρητικά πριν και θα αναλύσουμε πρακτικά παρακάτω, η οποία επιδιώκει κερδοφορία στα λεφτά και όχι στις μάρκες.

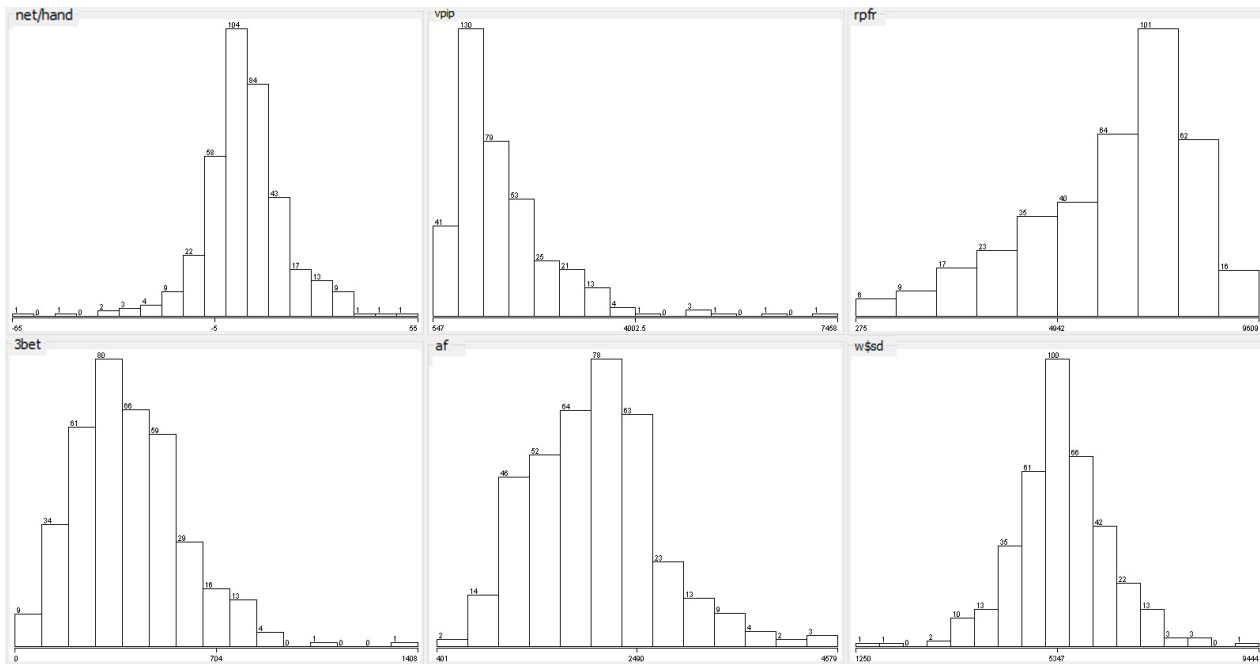
2. Μελέτη και σύγκριση επόμενων σταδίων

Από το συνολικό μας δείγμα θα πάρουμε τους παίχτες για τους οποίους έχουμε αρκετά στοιχεία και για επόμενα στάδια του παιχνιδιού. Προφανώς αυτοί είναι λιγότεροι και περιορίζονται περίπου στους 1900. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι με όλους τους παίχτες παίζουμε τα αρχικά στάδια αλλά στα μεσαία στάδια υπάρχουν δύο περιπτώσεις, να αποκλείονται αυτοί ή να έχουμε αποκλειστεί εμείς σε κάποια σημαντικά ποσοστά της ένωσης αυτών των δύο ενδεχομένων.

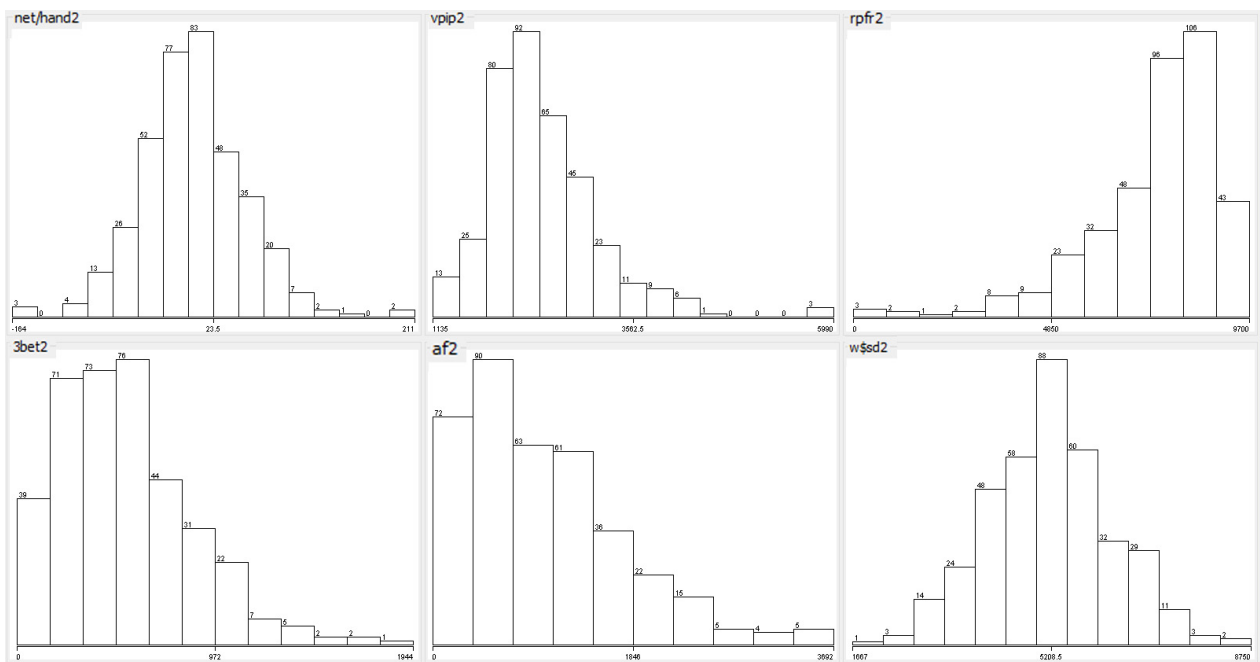
Θα προσπαθήσουμε να δούμε τι εξάρτηση έχουν οι βασικοί δείκτες $VPIP$, $RPFR$, $3BET$, AF , $W\$SD$ στα αρχικά και μεσαία στάδια και αν μπορεί να υπάρχει πρόβλεψη για το μοντέλο συμπεριφοράς με βάση τα στατιστικά στα διαφορετικά αυτά στάδια.

Ας δούμε πρώτα εδώ την κατανομή των μεταβλητών σε αρχικά και μεσαία στάδια-bubble για να συγκρίνουμε τις εικόνες. Οι κατανομές φαίνονται στα σχήματα 6 και 7. Παρατηρούμε ότι μειώνεται αισθητά το ποσό των μαρκών που κερδίζουν οι παίχτες ανά χέρι, μεγαλώνει ελάχιστα το $VPIP$ πράγμα που σημαίνει ότι οι παίχτες παίζουν με ελάχιστα περισσότερα φύλλα. Πτώση παρατηρούμε στον AF . Τα $RPFR$, $3BET$ και $w\$sd$ έχουν τις ίδιες κατανομές περίπου. Βέβαια το PFR παρόλο που δεν το βλέπουμε εδώ μεγαλώνει καθώς μεγαλώνει και το $VPIP$ και μένει σταθερό το $RPFR$.

Τώρα πραγματοποιούμε μία EM συσταδοποίηση -έχουμε τονίσει ήδη ότι η EM καθορίζει αυτόματα τον αριθμό των συστάδων- με βάση τους δείκτες $VPIP$, $RPFR$, $3BET$, AF , $W\$SD$



ΣΧΗΜΑ 6. Κατανομές σε αρχικά στάδια



ΣΧΗΜΑ 7. Κατανομές σε μεσαία στάδια

για τα αρχικά στάδια. Το αποτέλεσμα τα βλέπουμε στα σχήματα 8 και 9 παρακάτω. Έχουμε 5 συστάδες με τα παρακάτω κέντρα και διασπορές. Η επικρατούσα συστάδα έχει το 43% των παικτών και μπορούμε να δούμε τον μέσο όρο των στατιστικών της στοιχείων.

Attribute	Cluster				
	0 (0.07)	1 (0.17)	2 (0.13)	3 (0.43)	4 (0.19)
=====					
vpip					
mean	3576.0458	1607.1842	2582.8527	1138.7256	1910.4832
std. dev.	1362.55	363.8769	593.7117	210.5133	418.9735
rpfr					
mean	4417.4307	5210.6056	3039.0671	7545.9606	6852.884
std. dev.	1622.5362	1143.2775	1312.5066	802.4467	1058.999
3bet					
mean	572.3688	258.14	300.66	372.2651	590.144
std. dev.	272.0874	116.5811	139.3094	127.233	147.2222
af					
mean	2940.7584	2127.8917	2349.4704	1709.1093	2227.6354
std. dev.	891.0889	464.0052	707.323	534.6205	469.8569
w\$sd					
mean	4180.3247	5785.4879	5379.5683	5534.6287	5465.9008
std. dev.	762.6102	951.6462	545.8415	888.3389	1064.0524

ΣΧΗΜΑ 8. EM Αρχικών Σταδίων

Έπειτα πραγματοποιούμε EM συσταδοποίηση για το επόμενο στάδιο, μεσαίο και bubble. Αυτή τη φορά εδώ έχουμε 7 συστάδες με την cluster4 να έχει το 31% παικτών και την cluster0 το 24% αυτών.

Και παρατηρούμε στο σχήμα 10 τις σχέσεις μεταξύ των συστάδων των δύο σταδίων. Για παράδειγμα από την συστάδα 4 των αρχικών σταδίων υπάρχει ροή προς τις συστάδες 0 και 4 και λιγότερο στην 1 του μεσαίου σταδίου. Από την συστάδα 3 των αρχικών σταδίων υπάρχει μια ροή προς τις συστάδες 0 και 1 και λιγότερο προς τις 1 και 4. Από την συστάδα 2 υπάρχει επίσης φανερό ρεύμα προς την συστάδα 4 του μεσαίου σταδίου.

Αυτός ο πίνακας -στο σχήμα 10- μας δείχνει στην ουσία μια πρόβλεψη για το πως θα παίζει ο κάθε παίκτης περίπου στα επόμενα στάδια. Οι διασπορές είναι μεγάλες αλλά ένα μοντέλο που θα επεξεργαζόταν σε μεγάλη εξειδίκευση κάθε μοντέλο παίκτη -πέρα από το κόστος- θα ήταν χρήσιμο καθώς δεν υπάρχουν γνωστά ή εμπειρικά τόσο συγκεκριμένα μοτίβα για κάθε μία μεταβλητή ξεχωριστά και την εξέλιξη της στα στάδια του παιχνιδιού. Παρακάτω βέβαια θα επιχειρήσουμε διάφορες τέτοιες τεχνικές για την πρόβλεψη συγκεκριμένων στοιχείων, όμως εδώ επιλέξαμε να κάνουμε μια πολύ απλή ανάλυση για να εισάγουμε κυρίως το πνεύμα της μελέτης μας, καθώς και να βγάλουμε κάποια γενικά συμπεράσματα και να πραγματοποιήσουμε κάποιες μικρές παρατηρήσεις για τους παίκτες μας.

Attribute	Cluster						
	0 (0.24)	1 (0.13)	2 (0.17)	3 (0.02)	4 (0.31)	5 (0.04)	6 (0.1)
=====							
vpip2							
mean	2868.4548	2020.9816	2173.9876	4909.6123	2246.9128	2523.5152	2793.2302
std. dev.	567.1641	203.6199	365.679	941.9521	465.5433	755.3227	685.9553
rpfr2							
mean	8485.577	7488.1726	8503.8025	5503.1614	6930.8171	3085.2519	6470.1452
std. dev.	564.3515	573.8471	403.4105	1483.284	1357.1237	2003.7238	1415.204
3bet2							
mean	774.931	577.4658	419.1973	1381.7621	354.9839	62.6956	640.7573
std. dev.	286.8761	301.9877	172.339	350.8162	213.5714	91.6931	360.3003
af2							
mean	816.1338	712.7922	369.6049	1849.2749	1127.1833	1747.8601	2346.2871
std. dev.	469.9735	416.6592	219.5974	822.8413	545.9471	621.7073	656.7427
w\$sd2							
mean	5116.8822	5326.1627	4998.21	4072.9673	5234.5901	5482.2991	5130.3038
std. dev.	822.0655	1501.8604	826.2463	1195.802	1089.4643	1532.4191	1377.7623

ΣΧΗΜΑ 9. ΕΜ Μεσαίων Σταδίων

Συστάδες Μεσαίου							
0	1	2	3	4	5	6	<-- assigned to cluster
27	12	4	2	24	1	2	cluster4
58	22	60	0	22	0	1	cluster3
7	11	5	0	35	0	10	cluster1
0	1	0	0	25	11	8	cluster2
1	0	1	4	7	3	9	cluster0

Συστάδες Αρχικού

ΣΧΗΜΑ 10. Σχέσεις μεταξύ Συστάδων Αρχικών και Μεσαίων Σταδίων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Τακτικοί Παίχτες (regulars)

Παρακάτω προκειμένου να γίνουμε ακόμα πιο συγκεκριμένοι στην έρευνα μας θα μελετήσουμε την συμπεριφορά περίπου 200 τακτικών παικτών (regular) -παίχτες που προφανώς για κάθε έναν από αυτούς έχουμε πολύ μεγάλο δείγμα κινήσεων- στα αρχικά, στα μεσαία στάδια καθώς και στην φάση του bubble, δηλαδή ενώ έχουν μείνει πέντε ή τέσσερις παίχτες με έναν-δύο ακόμα να αποκλειστούν για να μπουν οι υπόλοιποι στα έπαθλα. Να σημειώσουμε εδώ ότι οι τακτικοί παίχτες κατά ένα πολύ μεγάλο ποσοστό τους γνωρίζουν αρκετά καλά το παιχνίδι και τις παραμέτρους του και κάποιοι από αυτούς είναι και επαγγελματίες παίχτες, οπότε κάθε προσπάθεια να προβλέψουμε τις κινήσεις τους είναι σημαντική.

Θα προσπαθήσουμε πιο συγκεκριμένα να αναλύσουμε και να μελετήσουμε τους παίχτες στα αρχικά στάδια ενός τουρνουά (7-10 παίχτες ακόμα στο παιχνίδι με πολλά bb στο stack τους), στα μεσαία στάδια (5-7 παίχτες με αρκετά bb στο stack τους) καθώς και κοντά στο στάδιο του bubble (4-5 παίχτες ακόμα στο παιχνίδι με λίγα bb στο stack τους). Όπως έχουμε αναφέρει και στο θεωρητικό κομμάτι οι συμπεριφορές-στρατηγικές σαφώς αλλάζουν καθώς μεγαλώνουν πολύ τα υποχρεωτικά πονταρίσματα και πλησιάζουν τα έπαθλα, πράγμα που επιδρά πολύ στους παίχτες ανεξάρτητα από την γνώση τους στο παιχνίδι.

Είναι πολύ φανερό ακόμα και σε αρχάριους παίχτες ότι τα πονταρίσματα είναι συγκρίσιμα με το stack τους και με 2-3 χέρια μπορεί να τερματίσει το τουρνουά για αυτούς καθώς θα χάσουν όλο (το stack). Οι καλοί παίχτες και σχεδόν το σύνολο των regulars χρησιμοποιούν αρκετά το Push-Steal ως κίνηση γιατί μπορεί φαινομενικά να φαίνεται αρκετά άσχημη από άποψη ρίσκου, μακροπρόθεσμα όμως αποδεικνύεται ότι είναι κερδοφόρα. Το ζήτημα όμως είναι σε τι ποσοστό το χρησιμοποιεί κάθε παίκτης, καθώς και τα ποσοστά *VPIP* και *RPFRR* στο στάδιο εκείνο που μας δείχνουν και συνολικά την συμπεριφορά του. Το να εντοπίσει κάθε παίκτης τα επίπεδα κατά πόσο αυξάνει το ποντάρισμα, βλέπει τα πονταρίσματα του ή και πάει πάσο ο regular αντιπαλός του είναι σημαντικά για να μπορέσει να προσαρμόσει σωστά την δική του μαθηματικά κερδοφόρα στρατηγική του.

Εμείς θα φτιάξουμε μηχανισμούς και μεθόδους που μπορούν να προβλέψουν όσο συλλέγουν στατιστικά στα αρχικά και μεσαία στάδια, τις κινήσεις του παίκτη καθώς πλησιάζει στο bubble. Αυτή η πρόβλεψη, είναι σημαντικό να είναι αποδοτική και σχετικά γρήγορη καθώς τα υποχρεωτικά πονταρίσματα είναι τόσο μεγάλα σε σχέση με το stack των παικτών στο στάδιο αυτό όπως περιγράψαμε και πριν, που κάθε λάθος κίνηση τους σε σχέση με την στρατηγική του αντιπάλου τους κοστίζει πολύ σε μακροπρόθεσμο κέρδος.

Για να το πετύχουμε λοιπόν αυτό, αρχικά θα προσπαθήσουμε να το κάνουμε με παρόμοιο τρόπο που μελετήσαμε το σύνολο των παικτών και τον συσχετισμό μεταξύ συστάδων του

αρχικού και μεσαίου σταδίου, δηλαδή εδώ συγκεκριμένα με μελέτη του συνδυασμού των συστάδων στην αρχή και στη μέση του παιχνιδιού και μετά όταν τα stack είναι πολύ λίγα με μέτρο τα big blinds. Έπειτα θα προσπαθήσουμε να πετύχουμε την πρόβλεψη μέσα από νευρωνικά συστήματα, naives bayes και decision trees. Για την αποτελεσματική πραγματοποίηση ταυτόχρονα διαφορετικών περιπτώσεων και αριθμού συστάδων θα χρησιμοποιήσουμε πάλι το *KnowledgeFlow* της *Weka*, το οποίο θυμίζουμε πως μας επιτρέπει να δημιουργούμε διαγράμματα ροής με συσταδοποιητές και ταξινομητές.

Να σημειώσουμε ξανά πως τα νούμερα, για να μπορέσουμε να έχουμε περισσότερη ακρίβεια στην μηχανή της *Weka*, είναι σε εκατοστά ποσοστιαίων μονάδων, δηλαδή το 1515 για παράδειγμα είναι 15,15%. Το μοναδικό στατιστικό στοιχείο που θα είναι μερικές φορές απευθείας σε ποσοστό επί τοις εκατό, είναι το Push/Steal.

Να σημειώσουμε επίσης ότι κατά την διάρκεια της μελέτης και των πειραμάτων διαλέξαμε τα πιο κατάλληλα στατιστικά στοιχεία με την βοήθεια της λειτουργίας *SelectAttributes* της *Weka* στην οποία υπάρχουν τεχνικές εντοπισμού της συσχέτισης κάθε στοιχείου με τις κλάσεις - συστάδες που θέλαμε να προβλέψουμε. Στην εργασία αυτή δεν μπορούμε προφανώς να παρουσιάσουμε την συνολική μελέτη με όλες τις δοκιμές και όλη την συλλογιστική πορεία με την οποία καταλήξαμε στην τελική επιλογή των περιπτώσεων που παρουσιάζονται. Κατά κάποιο τρόπο παρουσιάζουμε έναν κορμό με τα αποτελέσματα της έρευνας και τα βασικά συμπεράσματα της στα παρακάτω τμήματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

Μελέτη και πρόβλεψη τακτικών παικτών (regulars) με συσχετισμό συστάδων

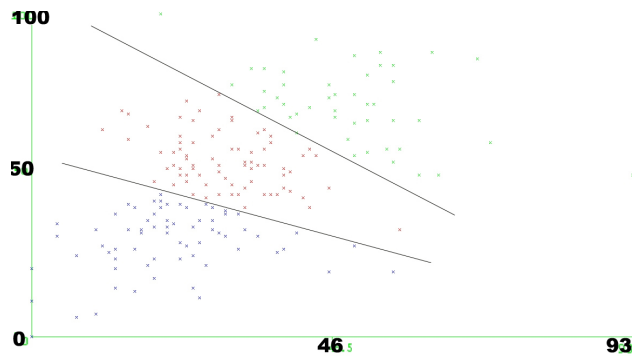
Η μέθοδος αυτή είναι αρκετά απλή όπως είδαμε, πραγματοποιούμε διάφορα είδη συσταδοποίησης στα διαφορετικά στάδια του παιχνιδιού και βλέπουμε την συσχέτιση τους. Αυτό το μοντέλο μας δίνει πληροφορίες για την στατιστική κατανομή των συστάδων των αρχικών σταδίων προς τα τελικά δημιουργώντας έτσι μια στατιστική πιθανότητα να ανήκει ο παίκτης σε μια στρατηγική στο στάδιο του bubble ανάλογα με την συσταδοποίηση του στα αρχικά στάδια. Γνωρίζοντας λοιπόν για παράδειγμα ότι ένας παίκτης στο bubble κατά 60% θα ανήκει στην συστάδα 1, 30% στην συστάδα 2 και 10% στην συστάδα 3 έχουμε κατάλληλες πληροφορίες είτε να ρισκάρουμε λιγότερο, είτε να προβλέψουμε πιο γρήγορα την στρατηγική με μικρό αριθμό κινήσεων του να εντοπίσουμε την δεδομένη στιγμή. Θυμίζουμε ότι σε αντίθετη περίπτωση που δεν είχαμε καμία απολύτως πληροφορία από πριν, θα έπρεπε να πάρουμε μεγάλο δείγμα κινήσεων ώστε να τον μοντελοποιήσουμε και να εντοπίσουμε την στρατηγική του, με αποτέλεσμα να χάσουμε πολλές μάρκες μακροπρόθεσμα.

Αρχικά θα μελετήσουμε πως συνδέονται τα στατιστικά των μεσαίων σταδίων απευθείας με το Push στο bubble για τις θέσεις *bu* και *sb* -δηλαδή με τα γνωρίσματα *PushBU* και *PushSB*- μελετώντας τους παίκτες και τα στατιστικά ανά θέση ως ξεχωριστά γνωρίσματα. Έπειτα θα προσπαθήσουμε να διασυνδέσουμε μέσω συσχέτισης συστάδων τα αρχικά και μεσαία στάδια με τα *VPIP*, *RPFR* του bubble και των χαμηλών stack και μετά τα τελευταία με το *Push* σαν κίνηση, μελετώντας όμως όχι τους παίκτες αυτή τη φορά, αλλά ξεχωριστά στιγμιότυπα τους σε διάφορα στάδια του παιχνιδιού. Αυτόν τον τρόπο θα τον εξηγήσουμε αναλυτικά σε εκείνο το τμήμα.

1. Σύνδεση με μελέτη των παικτών

Θα μελετήσουμε όλους τους τακτικούς παίκτες. Κάθε στιγμιότυπο των δεδομένων μας είναι τα στατιστικά *VPIP_m*, *RPFR_m*, τα *PFR* για τις θέσεις *bu* ή *btn* και *sb* δηλαδή *BTNPRF_m* και *SBPFR_m*, καθώς και τα *Push* των θέσεων αυτών *PushBU_m* και *PushSB_m* και τέλος το *VPIP* της θέσης *bu* *Button UO VPIP_m*. Όλα αυτά στατιστικά είναι των μεσαίων σταδίων, δηλαδή ενώ τα stack είναι μεταξύ 15 και 22 bb -το *m* στα στατιστικά είναι προφανώς από την λέξη *middle*-. Επίσης έχουμε και τα γνωρίσματα *PushBU* και *PushSB* του bubble και για χαμηλότερα stack από 15 bb.

με καλύτερες στατιστικές πιθανότητες την σχέση μεταξύ των συστάδων. Στο σχήμα 3 βλέπουμε την συσταδοποίηση.



ΣΧΗΜΑ 3. k-Means 3 Συστάδες - Push - x:BU y:SB

Στο σχήμα 4 παρουσιάζονται και οι πλειάδες με τα γνωρίσματα μετά την συσταδοποίηση των γνωρισμάτων εξόδου. Πάλι τα γνωρίσματα 1-6 είναι οι εισοδοι και το τελευταίο γνώρισμα που δείχνει την συστάδα εξόδου που κατηγοριοποιήθηκε ο κάθε παίκτης. Έπειτα φαίνεται η συσταδοποίηση και των γνωρισμάτων εισόδου. Να σημειώσουμε πως η Weka πραγματοποιεί διαφορετική αρίθμηση σε κάθε λειτουργία, γι αυτό και στον συγκριτικό πίνακα έχουμε 0 έως 2 συστάδες για την είσοδο ενώ στην παρουσίαση γνωρισμάτων 1 έως 3.

Οπότε ένας παίκτης για παράδειγμα όπως βλέπουμε στο σχήμα 5 που κατηγοριοποιήθηκε στα μεσαία στάδια -είσοδο- στην συστάδα 1 θα καταλήξει περίπου 57% στην στρατηγική Push της συστάδας 1, ένας παίκτης της συστάδας 2 κατά 56% στην συστάδα 2 των Push, ενώ ένας παίκτης της συστάδας 0 κατά 45% στην συστάδα 3. Ως λάθος κατηγοριοποιημένους παίχτες -και σφάλμα 46% - εννοούμε αυτούς που δεν κατηγοριοποιήθηκαν στην επικρατούσα συστάδα. Παρουσιάζουμε και το 6-6 στο σχήμα 7 το οποίο δίνει ακριβέστερες τιμές, αλλά λιγότερες πληροφορίες. Για παράδειγμα ένας παίκτης από την συστάδα 2 θα καταλήξει ερίπου ισόποσα στις συστάδες 2 και 3 και λιγότερο στην 4 του bubble καθώς και από την συστάδα 4 κατά περίπου 40% στην συστάδα 2 του bubble, όμως για τις υπόλοιπες περιπτώσεις δεν έχουμε καθαρή εικόνα.

1: RPFRm Numeric	2: Button UO VPIpm Numeric	3: BTN PFRm Numeric	4: SB PFRm Numeric	5: push Bum Numeric	6: push SBm Numeric	7: cluster Nominal
5366.0	1333.0	313.0	364.0	13.0	7.0	cluster 2
3239.0	3750.0	893.0	333.0	25.0	10.0	cluster 2
5556.0	2000.0	556.0	0.0	20.0	0.0	cluster 2
4828.0	870.0	370.0	667.0	9.0	40.0	cluster 2
7895.0	4754.0	1659.0	1230.0	48.0	39.0	cluster 1
6494.0	4781.0	1559.0	977.0	48.0	61.0	cluster 1

(Α') 3 Συστάδες Εξόδου

1: Συστάδες Εισόδου Nominal	2: Συστάδες Εξόδου Nominal
cluster 2	cluster 1
cluster 2	cluster 1
cluster 2	cluster 2
cluster 2	cluster 2
cluster 1	cluster 3
cluster 1	cluster 3
cluster 1	cluster 1
cluster 2	cluster 1
cluster 2	cluster 2
cluster 2	cluster 2
cluster 3	cluster 2
cluster 3	cluster 2
cluster 3	cluster 2
cluster 1	cluster 1
cluster 3	cluster 3

(Β') 3 Εισόδου-3 Εξόδου

ΣΧΗΜΑ 4. Γνωρίσματα με Συστάδες - Μελέτη Παικτών

```

Final cluster centroids:
Attribute          Full Data          Cluster#
                   (203.0)          (53.0)          (75.0)          (75.0)
=====
RPFRm              7053.5517 7927.8679 5622.0933 7867.16
Button UO VPIPm   3111.1675 5101.4717 2211.0133 2604.84
BTN PFRm          1291.9901 2099.5283 804.96 1208.36
SB PFRm           1026.7537 1485.3396 481.44 1248
push Bum          29.197 50.8679 17.04 26.04
push SBm          33.1281 48.1132 11.7467 43.92

Clustered Instances

0      53 ( 26%)
1      75 ( 37%)
2      75 ( 37%)

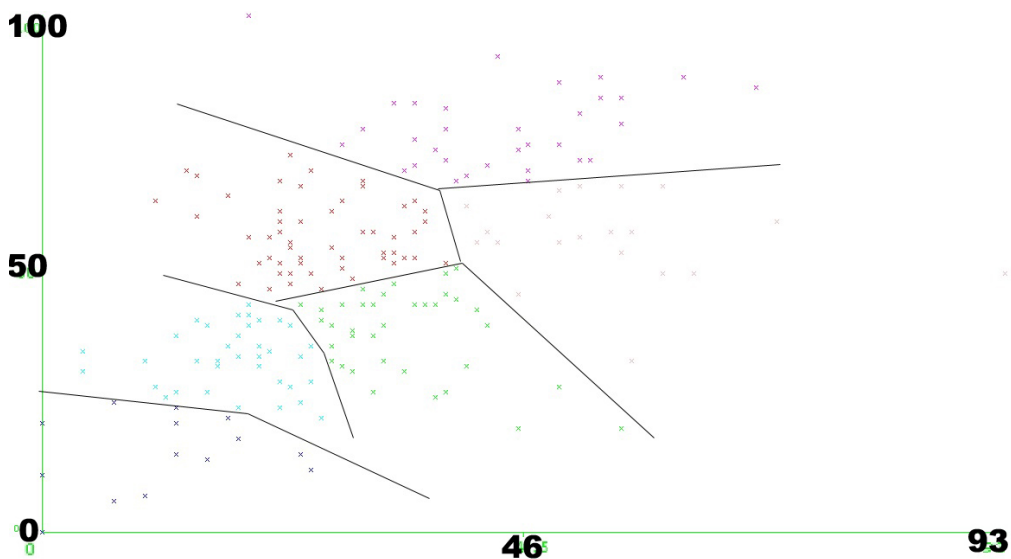
Class attribute: cluster
Classes to Clusters:
Συστάδες Εισόδου
  0 1 2 <-- assigned to cluster
12 43 17 | cluster1
17 26 42 | cluster2
24 6 16 | cluster3
Συστάδες Εξόδου

Cluster 0 <-- cluster3
Cluster 1 <-- cluster1
Cluster 2 <-- cluster2

Incorrectly clustered instances :          94.0          46.3054 %
Σφάλμα

```

ΣΧΗΜΑ 5. k-Means Συστάδες σε Συστάδες 3x3



ΣΧΗΜΑ 6. k-Means 6 Συστάδες - Push - x:BU y:SB

```
Final cluster centroids:
```

Attribute	Cluster#						
	Full Data (203.0)	0 (30.0)	1 (30.0)	2 (58.0)	3 (20.0)	4 (44.0)	5 (21.0)
RPFRm	7053.5517	7532.3333	4236.5667	7824.8793	5381.3	7704.75	8491.7143
Button UO VPIPm	3111.1675	5015.3333	3162.4667	2368.9138	707.2	2791.7273	5326.4762
BTN PFRm	1291.9901	1916.3	879.7667	1079.7586	449.25	1282.7727	2397.0952
SB PFRm	1026.7537	985.6333	356.5	784.7241	515.55	1554.7727	2092
push Bum	29.197	50.0333	20.1333	23.5345	6.05	27.6591	53.2857
push SBm	33.1281	31.1333	9.8333	22.3103	12.15	57.6818	67.6667

Clustered Instances

0	30 (15%)
1	30 (15%)
2	58 (29%)
3	20 (10%)
4	44 (22%)
5	21 (10%)

Class attribute: cluster

Classes to Clusters:

Συστάδες Εισόδου

```
0 1 2 3 4 5 <-- assigned to cluster
0 8 2 4 1 0 | cluster1
6 7 18 5 19 3 | cluster2
9 7 16 1 5 1 | cluster3
5 8 10 7 7 1 | cluster4
3 0 3 2 6 7 | cluster5
7 0 9 1 6 9 | cluster6
```

Συστάδες Εξόδου

```
Cluster 0 <-- cluster6
Cluster 1 <-- cluster1
Cluster 2 <-- cluster3
Cluster 3 <-- cluster4
Cluster 4 <-- cluster2
Cluster 5 <-- cluster5
```

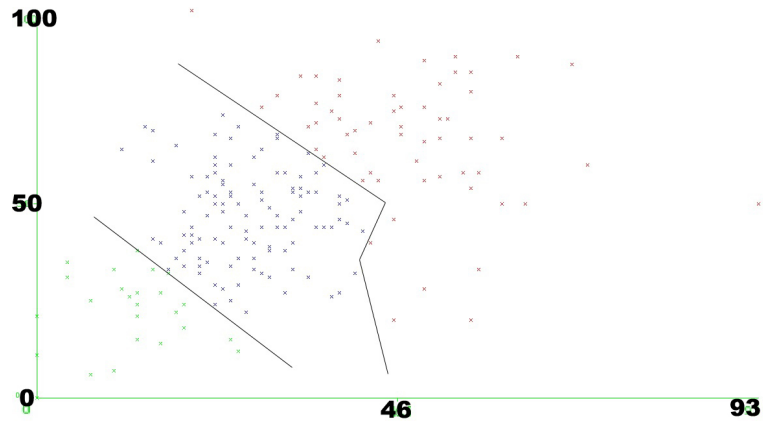
Σφάλμα

Incorrectly clustered instances : 139.0 68.4729 %

ΣΧΗΜΑ 7. k-Means Συστάδες σε Συστάδες 6x6

1.2. Συνδυασμοί με EM Συσταδοποίηση. Πραγματοποιούμε τα ίδια πειράματα με EM συσταδοποίηση αυτή τη φορά και παρουσιάζουμε πάλι το 3-3. Οι συστάδες στα *PushBU* και *PushSB* τα παρουσιάζουμε στο σχήμα 8 ενώ ο συσχετισμός των συστάδων παρουσιάζεται αναλυτικά στο σχήμα 9.

Οπότε ένας παίκτης που κατηγοριοποιήθηκε στα μεσαία στάδια στην συστάδας 2 θα καταλήξει περίπου 70% στην στρατηγική Push της συστάδας 1, ένας παίκτης της συστάδας 1 κατά 57% στην συστάδα 1 των Push, ενώ ένας παίκτης της συστάδας 0 κατά 57% στην συστάδα 2.



ΣΧΗΜΑ 8. EM 3 Συστάδες - Push - x:BU y:SB

Attribute	Cluster		
	0 (0.26)	1 (0.31)	2 (0.43)
=====			
RFFRm			
mean	7873.8214	5592.8014	7606.5772
std. dev.	1351.9346	2146.9389	1308.1867
Button UO VPIPm			
mean	5091.1664	1896.1578	2766.9871
std. dev.	822.0172	1184.1509	707.0246
BTN PFRm			
mean	2090.7796	643.7399	1267.9929
std. dev.	653.4163	303.5599	333.4474
SB PFRm			
mean	1461.8092	554.3415	1100.3969
std. dev.	745.0824	383.7764	656.0403
push Bum			
mean	50.6656	13.7807	27.0944
std. dev.	8.5688	7.6874	6.7708
push SBm			
mean	47.2777	14.6852	37.7598
std. dev.	24.2671	12.3367	23.2725
Clustered Instances			
0	54 (27%)		
1	63 (31%)		
2	86 (42%)		
Log likelihood: -40.85208			
Class attribute: cluster			
Classes to Clusters:			
Συστάδες Εισόδου			
0	1	2	<-- assigned to cluster
21	36	60	cluster1
31	7	21	cluster2
Συστάδες Εξόδου			
2	20	5	cluster3

ΣΧΗΜΑ 9. EM Συστάδες σε Συστάδες 3x3

2. Πρόβλεψη των VPIP/RPFR/Push με μελέτη στιγμιότυπων

Σε αυτό το σημείο θα αλλάξουμε τον τρόπο μελέτης ως προς τα δεδομένα μας ώστε να γίνουμε πιο αποτελεσματικοί. Θα μελετήσουμε αυτή τη φορά όχι τους παίχτες και τα γνωρίσματα τους, αλλά τις συμπεριφορές των 40-50 συχνότερων ακόμα παικτών -για τους οποίους έχουμε τεράστιο δείγμα- σε στιγμιότυπα τους σε διάφορους συνδυασμούς θέσεων και μέγεθος του Stack τους, τα οποία τα χρησιμοποιούμε ως επιπλέον γνωρίσματα.

Η διαφορά είναι ότι ενώ πριν είχαμε ξεχωριστά τα *PushBU* και *PushSB*, δηλαδή το ίδιο γνώρισμα σε διαφορετική θέση, τώρα η θέση υπάρχει ως ξεχωριστό γνώρισμα *Position* και μελετάμε τα στατιστικά *VPIP*, *RPFR*, *Push* καθολικά. Έτσι για κάθε παίκτη έχουμε πολλά στιγμιότυπα του για τους διάφορους συνδυασμούς θέσης και μέγεθος Stack, στα οποία έχουμε και τα στοιχεία του για τα γνωρίσματα *VPIP*, *RPFR*, *Push* τα οποία θέλουμε να προβλέψουμε.

Όπως έχουμε αναφέρει, με την βοήθεια της *Weka* θα διαπιστώνουμε σε κάθε περίπτωση ποια γνωρίσματα είναι περισσότερο χρήσιμα για την μελέτη της συγκεκριμένης κίνησης και την πρόβλεψη για την συστάδα στην οποία ανήκει τελικά ο κάθε παίκτης. Επίσης τα πειράματα γίνονται με την μέθοδο *cross – validation* με 10 folds -δηλαδή 90% training set για την μάθηση του συστήματος και 10% test set και ως αποτέλεσμα ο μέσος όρος της απόδοσης για τα 10 πιθανά test sets του δείγματος-. Από αυτό το σημείο και μετά θα χρησιμοποιήσουμε μόνο *k – Means* συσταδοποίηση ως πιο κατάλληλη για την έρευνα μας και θα πραγματοποιήσουμε πολλά ταυτόχρονα πειράματα με την βοήθεια παρόμοιου Flow Chart. Όπως πριν θα παρουσιάσουμε το πιο απλό αλλά αποδοτικό πείραμα, δηλαδή το 3-3.

2.1. Πρόβλεψη VPIP και RPFR κοντά στο bubble από μετρήσεις σε αρχικά και μεσαία στάδια. Θα μελετήσουμε ένα δείγμα περίπου 500 στιγμιότυπων με γνωρίσματα *VPIPoverall*, *RPFRoverall* που δείχνουν τα συνολικά *VPIP* και *RPFR* για τα αρχικά και μεσαία στάδια του παίκτη στον οποίο ανήκει το στιγμιότυπο, τα *VPIP-EarlyP*, *RPFR-EarlyP* που δείχνουν τα *VPIP* και *RPFR* του παίκτη για την συγκεκριμένη θέση του στιγμιότυπου στα αρχικά και μεσαία στάδια, την θέση που έχει την δεδομένη στιγμή *Position*, το μέγεθος του stack του με βάση τα *bb StackInBB*, και τέλος τα γνωρίσματα για τα οποία θέλουμε να γίνεται η πρόβλεψη *VPIP*, *RPFR* για την συγκεκριμένη θέση και το stack.

Παρουσιάζουμε τις πλειάδες αναλυτικά στο σχήματα 10 πριν οποιαδήποτε συσταδοποίηση. Τα γνωρίσματα 1-6 είναι η είσοδος ενώ τα γνωρίσματα 7,8 είναι η έξοδος. Να σημειώσουμε ότι το γνώρισμα *StackInBB* είναι διακριτοποιημένο ανά πεντάδες big blind, για παράδειγμα η τιμή 05bb σημαίνει 0 έως 5 big blinds. Το γνώρισμα *Position* έχει δύο τιμές, το *BU* και το *SB* αφού αντικατέστησε τα προηγούμενα δύο γνωρίσματα. Στο σχήμα 11 βλέπουμε τα γνωρίσματα και τις πλειάδες μετά την συσταδοποίηση των γνωρισμάτων εξόδου αρχικά και έπειτα και της εισόδου.

Στο σχήμα 13 βλέπουμε ότι ένας παίκτης που κατηγοριοποιήθηκε στα αρχικά - μεσαία στάδια στην συστάδα 0 θα καταλήξει περίπου 52% στην στρατηγική *VPIP* και *RPFR* κοντά στο bubble της συστάδας 3 ενώ κατά περίπου 23% και 25% στις συστάδες 2 και 1 αντίστοιχα,

1: VPIPOverall Numeric	2: RPFROverall Numeric	3: VPIP-EarlyP Numeric	4: RPFREarlyP Numeric	5: Position Nominal	6: StackInBB Nominal	7: VPIP Numeric	8: RPFPR Numeric
1397.0	6347.0	2700.0	8438.0	SB	1520bb	1132.0	6667.0
1556.0	7570.0	1437.0	6600.0	BU	05bb	3103.0	9722.0
1066.0	8416.0	2174.0	8500.0	SB	1015bb	1869.0	8500.0
1380.0	8046.0	2398.0	8537.0	SB	1015bb	1341.0	10000.0
2244.0	7554.0	1603.0	8649.0	BU	05bb	4359.0	8789.0
1510.0	7710.0	1075.0	7907.0	BU	1015bb	1255.0	9655.0
1106.0	8423.0	885.0	9000.0	BU	1015bb	390.0	10000.0
1907.0	6614.0	959.0	2857.0	SB	510bb	3655.0	8113.0
2002.0	8690.0	762.0	3125.0	SB	510bb	4000.0	9231.0
1510.0	7710.0	2167.0	5897.0	SB	1520bb	2917.0	5238.0
1195.0	8473.0	885.0	9000.0	BU	1520bb	759.0	10000.0
1656.0	3670.0	1165.0	5470.0	BU	1015bb	760.0	5462.0
Γνωρίσματα Εισόδου				Γν. Εξόδου			

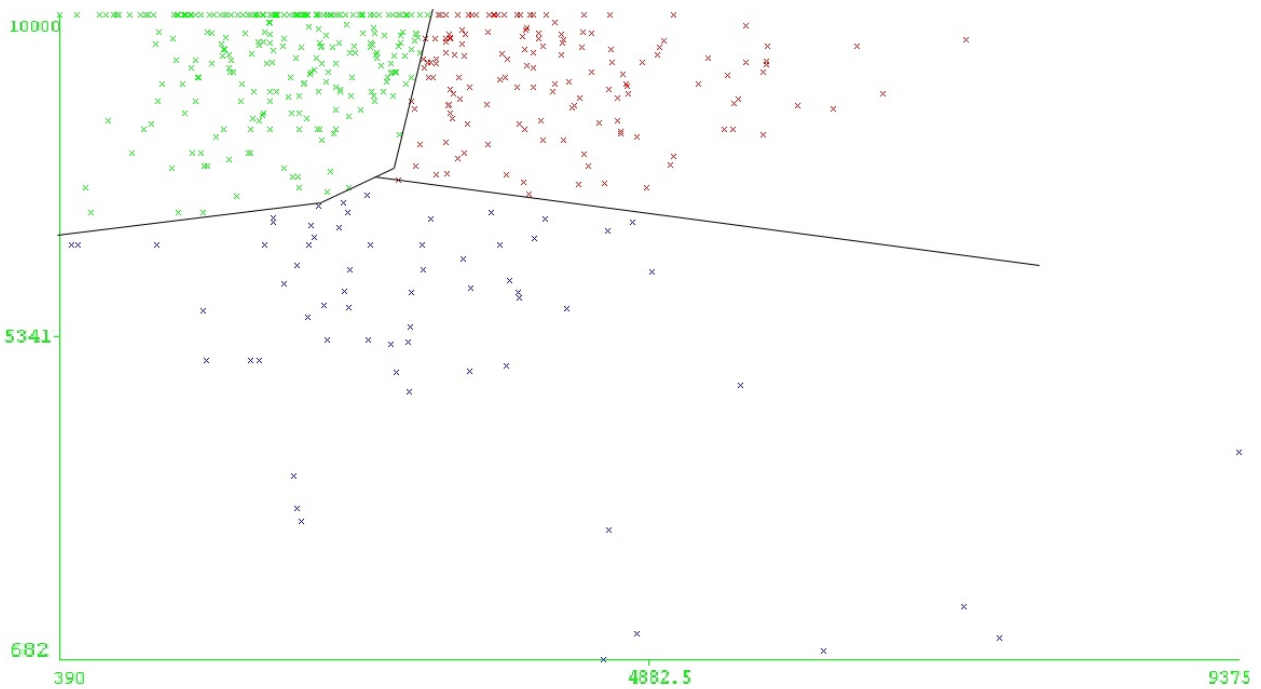
ΣΧΗΜΑ 10. Γνωρίσματα - Μελέτη Στιγμιότυπων

1: VPIPOverall Numeric	2: RPFROverall Numeric	3: VPIP-EarlyP Numeric	4: RPFREarlyP Numeric	5: Position Nominal	6: StackInBB Nominal	7: cluster Nominal	1: Συστάδες Εισόδου Nominal	2: Συστάδες Εξόδου Nominal
1153.0	8363.0	1047.0	7500.0	BU	1520bb	cluster2	cluster2	cluster2
1903.0	6030.0	2849.0	5094.0	BU	1520bb	cluster1	cluster1	cluster1
1757.0	8328.0	1963.0	5814.0	SB	1015bb	cluster2	cluster3	cluster2
1755.0	8040.0	1892.0	8571.0	BU	05bb	cluster3	cluster2	cluster3
1612.0	8330.0	1383.0	9884.0	SB	1015bb	cluster2	cluster3	cluster2
2158.0	5292.0	1727.0	7083.0	SB	510bb	cluster3	cluster2	cluster2
1569.0	7874.0	2722.0	8478.0	SB	510bb	cluster3	cluster3	cluster3
1757.0	8328.0	1813.0	5152.0	BU	1520bb	cluster2	cluster3	cluster3
1316.0	8208.0	1870.0	5652.0	BU	05bb	cluster2	cluster1	cluster2
Γνωρίσματα Εισόδου				Γν.Εξόδου				

(Α') 3 Συστάδες Εξόδου

(Β') 3 Εισόδου-3 Εξόδου

ΣΧΗΜΑ 11. Γνωρίσματα με Συστάδες - Μελέτη Στιγμιότυπων



ΣΧΗΜΑ 12. k-Means 3 Συστάδες x: VPIP, y: PRFR

```

Final cluster centroids:
Attribute          Full Data          Cluster#
                   (480.0)          (124.0)          (126.0)          (230.0)
=====
VPIPOverall       1775.3833 1713.8145 1872.1032 1755.5913
PFR/VPIPOveral   7739.3333 7636.6129 7589.9921 7876.5261
VPIP-EarlyP      2009.3417 2248.4758 2294.0635 1724.4391
PFR/VPIP-EarlyP  6184.625 5520.7823 4129.9286 7668.1391
Position          BU          SB          SB          BU
StackInBB         05bb       1015bb     05bb       510bb

Clustered Instances

0      124 ( 26%)
1      126 ( 26%)
2      230 ( 48%)

Class attribute: cluster
Classes to Clusters:
Συστάδες Εισόδου
  0  1  2 <-- assigned to cluster
 32 24  7 | cluster1
 27 77 46 | cluster2
 65 25 177 | cluster3
Συστάδες Εξόδου

Cluster 0 <-- cluster1
Cluster 1 <-- cluster2
Cluster 2 <-- cluster3

Σφάλμα
Incorrectly clustered instances :          194.0          40.4167 %

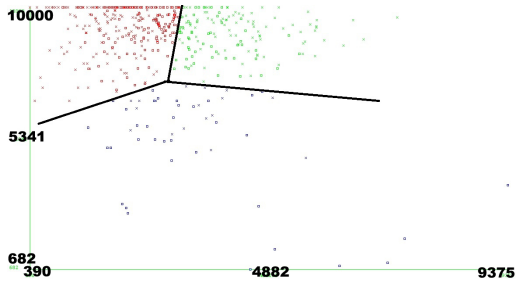
```

ΣΧΗΜΑ 13. Συστάδες σε Συστάδες 3x3 Στιγμιότυπα

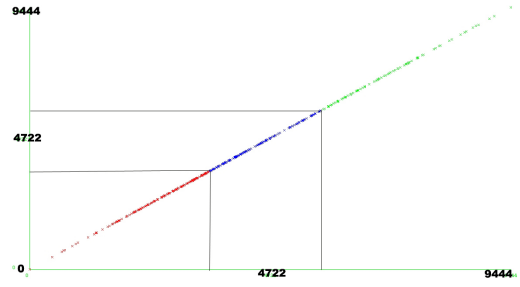
ένας παίκτης της συστάδας 1 θα καταλήξει κοντά στο bubble κατά 62% στην συστάδα 2, ενώ ένας παίκτης της συστάδας 2 κατά 77% στην συστάδα 3 του bubble.

Πάλι, ως λάθος κατηγοριοποιημένους παίκτες - και σφάλμα - εννοούμε αυτούς που δεν κατηγοριοποιήθηκαν στην επικρατούσα συστάδα. Εδώ το σφάλμα είναι 40%

2.2. Σύνδεση VPIP/RPFR και Push σε χαμηλά Stack. Τώρα θα μελετήσουμε την σύνδεση του *VPIP* και του *RPFR* σε χαμηλά Stack και κοντά στο bubble τα οποία μελετήσαμε και προσπαθήσαμε να προβλέψουμε πριν, με το ποσοστό του *Push* εκεί. Να σημειωθεί πάλι ότι τα γνωρίσματα *Push* και *Steal* ταυτίζονται μεταξύ τους όταν μελετάμε stack μικρότερα από 12-14 bb. Στο σχήμα 15 λοιπόν βλέπουμε ότι ένας παίκτης που κατηγοριοποιήθηκε στα VPIP-RPFR στην συστάδα 0 θα καταλήξει κατά 61% στην συστάδα 1 του Push, ένας παίκτης της συστάδας



(Α') VPIP - RPFR



(Β') Push=x=y

ΣΧΗΜΑ 14. k-Means 3 Συστάδες Instances Bubble

1 κατά 55% στην συστάδα 1 των Push, ενώ ένας παίκτης της συστάδας 2 θα είναι περίπου με 61% στην συστάδα 3. Το σφάλμα εδώ είναι 45%

```
Final cluster centroids:
Attribute      Full Data      Cluster#
                (480.0)      0          1          2
=====
VPIP           2924.0875     3553 2149.1317 4182.9932
PFR/VPIP Ratio 8795.9375 5305.8269 9291.8399 9082.585

Time taken to build model (full training data) : 0 seconds

=== Model and evaluation on training set ===

Clustered Instances

0          52 ( 11%)
1          281 ( 59%)
2          147 ( 31%)

Class attribute: cluster
Classes to Clusters:
Συστάδες Εισόδου
 0  1  2 <-- assigned to cluster
32 154  2 | cluster1
17 113 55 | cluster2 Συστάδες Εξόδου
 3  14 90 | cluster3

Cluster 0 <-- cluster2
Cluster 1 <-- cluster1
Cluster 2 <-- cluster3

Σφάλμα
Incorrectly clustered instances :      219.0  45.625 %
```

ΣΧΗΜΑ 15. Συστάδες σε Συστάδες 3x3 Instances Bubble

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

Μελέτη και πρόβλεψη τακτικών παικτών (regulars) με Τεχνικές Ταξινόμησης και Νευρωνικά Δίκτυα

Σε αυτό το σημείο αλλάζουμε τον τρόπο μελέτης μας και αντί για δημιουργία συστάδων είσοδου στα αρχικά και μεσαία στάδια, θα ασχοληθούμε με την εξειδικευμένη μελέτη της επίδρασης κάθε γνωρίσματος στην πρόβλεψη για τις κλάσεις εξόδου, οι οποίες θα δημιουργούνται με συσταδοποίηση όπως το προηγούμενο κεφάλαιο. Αυτό θα το πετύχουμε με την χρήση Ταξινομητών και Νευρωνικών Δικτύων. Εδώ όλα τα ποσοστά είναι σε εκατοστά ποσοστιαίων μονάδων, πχ 1515 για το 15,15%.

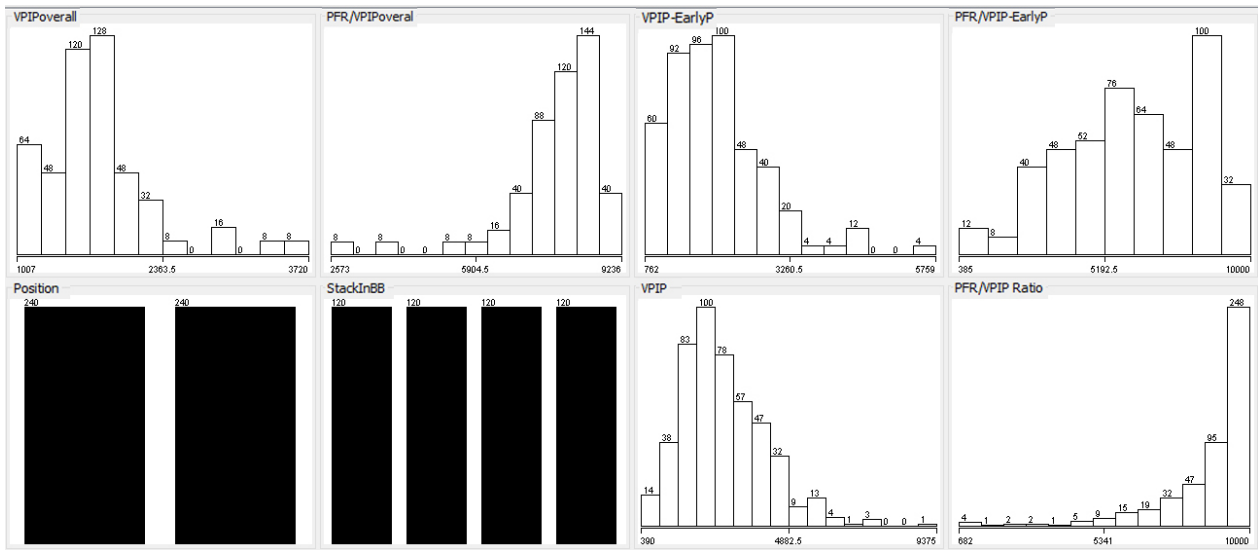
1. Πρόβλεψη VPIP και RPFRR κοντά στο bubble από μετρήσεις σε αρχικά και μεσαία στάδια

θα μελετήσουμε όπως και στο προηγούμενο κεφάλαιο, το δείγμα περίπου 500 στιγμιότυπων με γνωρίσματα VPIPoverall, RPFRRoverall που δείχνουν τα συνολικά VPIP και RPFRR για τα αρχικά και μεσαία στάδια του παίκτη στον οποίο ανήκει το στιγμιότυπο, τα VPIP-EarlyP, RPFRR-EarlyP που δείχνουν τα VPIP και RPFRR του παίκτη για την συγκεκριμένη θέση του στιγμιότυπου στα αρχικά και μεσαία στάδια, την θέση που έχει την δεδομένη στιγμή *Position*, το μέγεθος του stack του με βάση τα bb *StackInBB*, και τέλος τα γνωρίσματα για τα οποία θέλουμε να γίνεται η πρόβλεψη *VPIP*, *RPFRR* για την συγκεκριμένη θέση και το stack. Στο σχήματα 1,2 φαίνονται τα γνωρίσματα.

Για την γρήγορη εκτέλεση των πειραμάτων εκτελούμε στο Knowledge Flow το παρακάτω διάγραμμα στο σχήμα 3. Αυτό το διάγραμμα ροής εκτελεί 3 τρόπους classify -J48, Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων και Naive Bayes- για τις περιπτώσεις 3,4,5,6 και 10 κλάσεις - συστάδες με την μέθοδο *k*-Means στα *VPIP*, *RPFRR*. Στον πίνακα 1 φαίνονται οι κλάσεις καθώς και το ποσοστό επιτυχίας κάθε περίπτωσης.

ΠΙΝΑΚΑΣ 1. Ποσοστό Επιτυχίας Ταξινομητών για πρόβλεψη VPIP-RPFRR

	J48	M.PERC	N.BAYES
3 Κλάσεις	73%	74%	70%
4 Κλάσεις	73%	75%	70%
5 Κλάσεις	61%	65%	59%
6 Κλάσεις	57%	59%	54%
10 Κλάσεις	35%	36%	36%



ΣΧΗΜΑ 1. Κατανομές - Πρόβλεψη VPIP και RPFRR

1: VPIPoverall Numeric	2: RPFRRoverall Numeric	3: VPIP-EarlyP Numeric	4: RPFRR-EarlyP Numeric	5: Position Nominal	6: StackInBB Nominal	7: VPIP Numeric	8: RPFRR Numeric
1397.0	6347.0	2700.0	8438.0	SB	1520bb	1132.0	6667.0
1556.0	7570.0	1437.0	6600.0	BU	05bb	3103.0	9722.0
1066.0	8416.0	2174.0	8500.0	SB	1015bb	1869.0	8500.0
1380.0	8046.0	2398.0	8537.0	SB	1015bb	1341.0	10000.0
2244.0	7554.0	1603.0	8649.0	BU	05bb	4359.0	8789.0
1510.0	7710.0	1075.0	7907.0	BU	1015bb	1255.0	9655.0
1106.0	8423.0	885.0	9000.0	BU	1015bb	390.0	10000.0
1907.0	6614.0	959.0	2857.0	SB	510bb	3655.0	8113.0
2002.0	8690.0	762.0	3125.0	SB	510bb	4000.0	9231.0
1510.0	7710.0	2167.0	5897.0	SB	1520bb	2917.0	5238.0
1106.0	8423.0	885.0	9000.0	BU	1015bb	390.0	10000.0
1656.0	3670.0	1813.0	5152.0	BU	1015bb	1520bb	1520bb

(Α) Γνωρίσματα

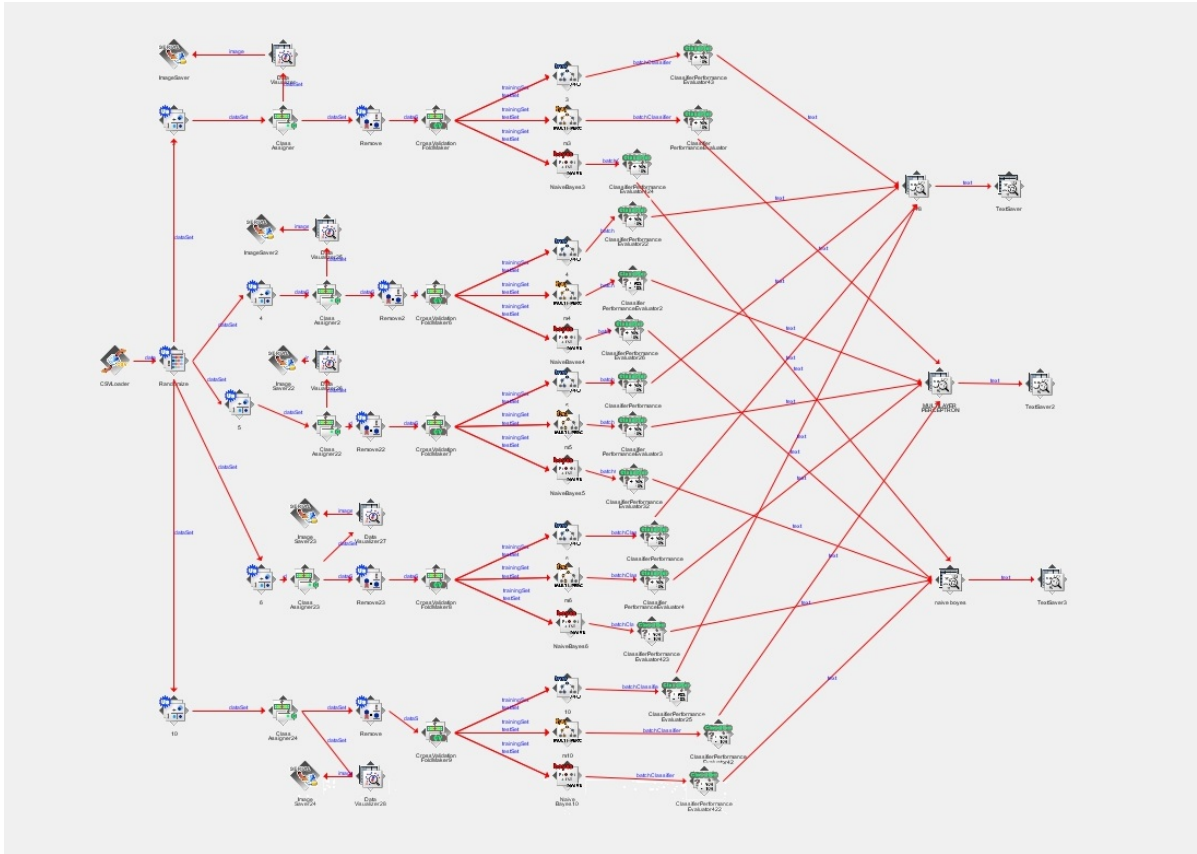
1: VPIPoverall Numeric	2: RPFRRoverall Numeric	3: VPIP-EarlyP Numeric	4: RPFRR-EarlyP Numeric	5: Position Nominal	6: StackInBB Nominal	7: cluster Nominal
1153.0	8363.0	1047.0	7500.0	BU	1520bb	cluster2
1903.0	6030.0	2849.0	5094.0	BU	1520bb	cluster1
1757.0	8328.0	1963.0	5814.0	SB	1015bb	cluster2
1755.0	8040.0	1892.0	8571.0	BU	05bb	cluster3
1612.0	8330.0	1383.0	9884.0	SB	1015bb	cluster2
2158.0	5292.0	1727.0	7083.0	SB	510bb	cluster3
1569.0	7874.0	2722.0	8478.0	SB	510bb	cluster3
1757.0	8328.0	1813.0	5152.0	BU	1520bb	cluster2
1316.0	8208.0	1813.0	5152.0	BU	05bb	cluster2

(Β) 3 Κλάσεις Εξόδου

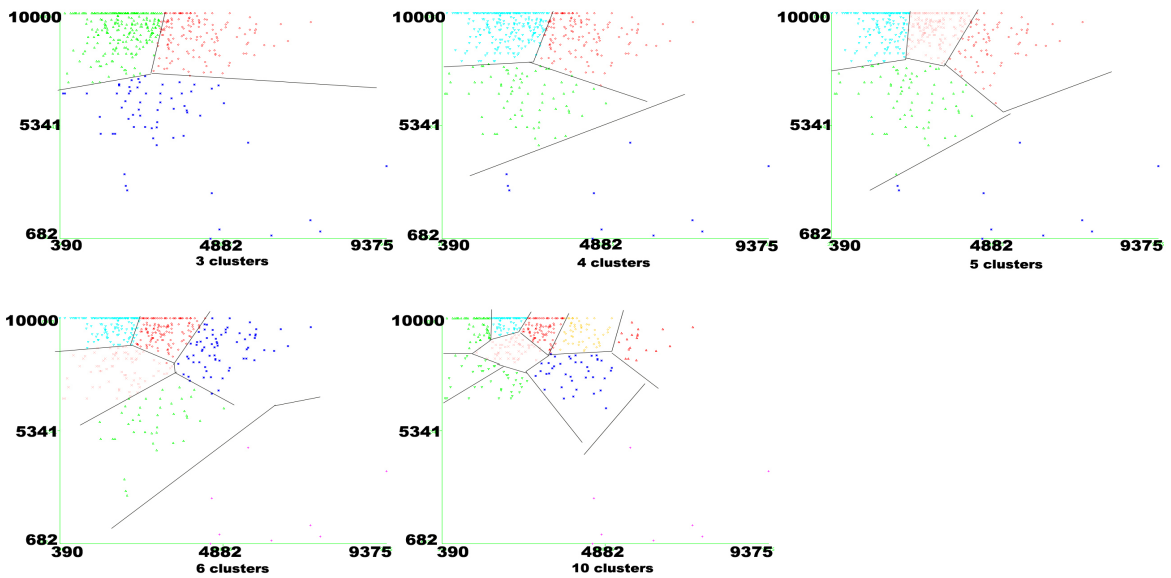
ΣΧΗΜΑ 2. Γνωρίσματα με Κλάσεις - Μελέτη Στιγμιότυπων - Ταξινομητές

Παρατηρούμε ότι η πιο αποδοτική πρόβλεψη πραγματοποιείται στον Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων με 4 πιθανές κλάσεις των γνωρισμάτων *VPIP*, *RPFRR* που θέλουμε να προβλέψουμε και 75% συνολική σωστή ταξινόμηση των στιγμιότυπων.

Στο σχήμα 5 βλέπουμε αναλυτικά την απόδοση του ταξινομητή και τον πίνακα σύγχυσης. Η πρώτη κλάση που έχει ελάχιστα στιγμιότυπα δεν μας ενδιαφέρει ιδιαίτερα γιατί έχουν τεράστια διασπορά και υπολογίζονται πιο πολύ ως σφάλματα. Για τις μεγάλες κλάσεις - συστάδες 2, 4 - βλέπουμε ότι ο ταξινομητής πετυχαίνει ποσοστό 77% και 85% στο να τις ταξινομεί σωστά (TP Rate), ενώ έχει 74% και 81% πιθανότητα να είναι σωστή η πρόβλεψη που έγινε για κάθε στιγμιότυπο (Precision). Τέλος για τις δύο κλάσεις αυτές παρουσιάζει συνολική ακρίβεια 74%



ΣΧΗΜΑ 3. Flow Chart



ΣΧΗΜΑ 4. k-Means Συστάδες - Κλάσεις x: VIP, y: PRFR, Σ.τιμών 0 έως 10000

και 81% αντίστοιχα. Για την κλάση 3 έχουμε μικρότερα ποσοστά με συνολική ακρίβεια 55%. Είναι σημαντικό επίσης το γεγονός ότι πέρα από την ταξινόμηση, το αποτέλεσμα μας δίνει

Correctly Classified Instances	361	<u>75.2083 % Απόδοση</u>							
Incorrectly Classified Instances	119	<u>24.7917 % Σφάλμα</u>							
Kappa statistic	0.5755								
Mean absolute error	0.1517								
Root mean squared error	0.3134								
Relative absolute error	50.6438 %								
Root relative squared error	81.0671 %								
Coverage of cases (0.95 level)	91.6667 %								
Mean rel. region size (0.95 level)	43.3854 %								
Total Number of Instances	480								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,273	0,004	0,600	0,273	0,375	0,396	0,936	0,542	cluster1
	0,767	0,104	0,739	0,767	0,753	0,656	0,888	0,759	cluster2
	0,458	0,066	0,550	0,458	0,500	0,423	0,813	0,466	cluster3
	0,845	0,250	0,805	0,845	0,824	0,599	0,862	0,866	cluster4
Weighted Avg.	0,752	0,176	0,744	0,752	0,746	0,584	0,864	0,769	
=== Confusion Matrix === ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΚΥΣΗΣ									
a	b	c	d	<-- classified as					
3	0	7	1	a = cluster1					
0	102	2	29	b = cluster2					
2	13	33	24	c = cluster3					
0	23	18	223	d = cluster4					

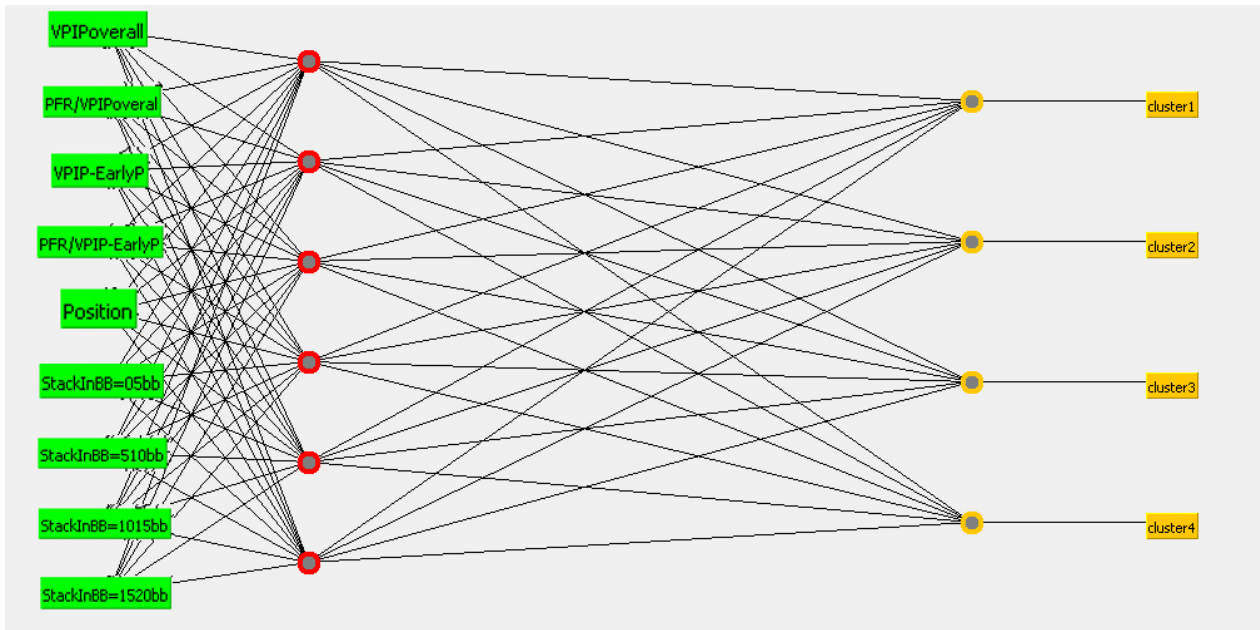
ΣΧΗΜΑ 5. Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων - 4 Κλάσεις - Cross Validation 10 Folds

και κάποιες πιθανότητες ή επιπλέον πληροφορίες. Για παράδειγμα ένα στιγμιότυπο που θα ταξινομηθεί ως κλάση 3, έχει 55% πιθανότητα να είναι σωστή η πρόβλεψη ότι ανήκει στην συστάδα αυτή, έχει επίσης πιθανότητα 30% να ανήκει στην κλάση 4 ενώ σχεδόν αποκλείεται να είναι στην κλάση 2. Άλλο παράδειγμα επιπλέον πληροφορίας είναι ότι αν κάποιος στιγμιότυπος ταξινομηθεί στην κλάση 2 είναι αδύνατο να ανήκει στην κλάση 1.

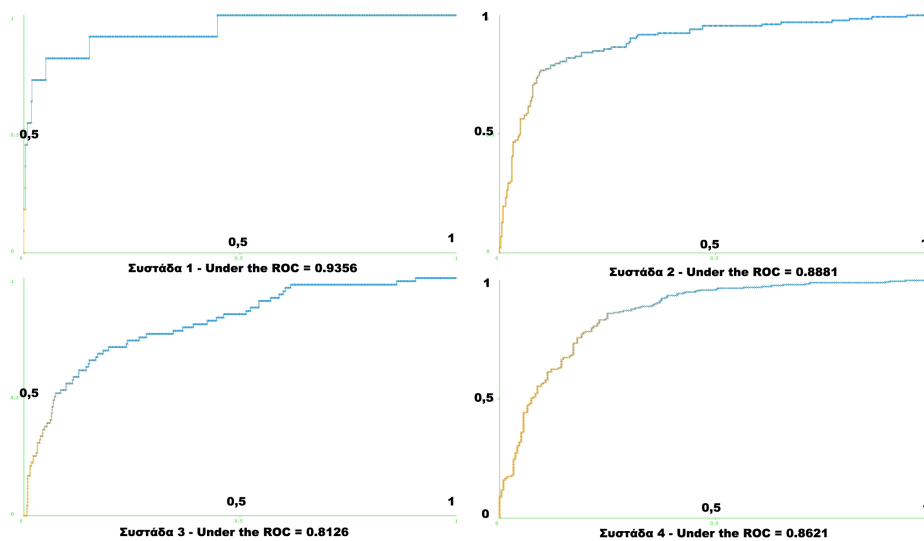
Στο σχήμα 6 βλέπουμε το διάγραμμα του ταξινομητή. Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από τα γνωρίσματα εισόδου VPIPOverall, RPFROverall, VPIP-EarlyP, RPFREarlyP τα οποία είναι αριθμητικά, το *Position* με τις δύο πιθανές τιμές του ως δυαδικό, ενώ το για το δεδομένο εισόδου *StackInBB* χρησιμοποιεί ως είσοδο κάθε μία από τις 4 διαφορετικές τιμές του ξεχωριστά. Έχει ένα κρυφό επίπεδο με 5 κρυφούς νευρώνες - hidden layers - και 4 εξόδους, μία για κάθε κλάση των *VPIP* και *RPFRE*, στις οποίες ταξινομεί τα δεδομένα μας.

Η ταξινόμηση έγινε όπως αναφέραμε με cross - validation 10 folds, χρησιμοποιεί την τεχνική του backpropagation, με 500 επαναλήψεις της κάθε περιόδου μάθησης - epochs -, με ρυθμό μάθησης - learning rate - 0.3 και αναπροσαρμογή των βαρών - momentum - 0.2.

Στο σχήμα 7 παρουσιάζεται το γνωστό ROC Space [30] το οποίο αν και κανονικά αναφέρεται σε έξοδο 2 κλάσεων, δίνει μια εικόνα για την απόδοση του ταξινομητή 4 κλάσεων, αφού για κάθε συστάδα ερευνά δυαδικές καταστάσεις όπως πόσα στιγμιότυπα ανήκουν ή όχι



ΣΧΗΜΑ 6. Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων 4 Κλάσεις



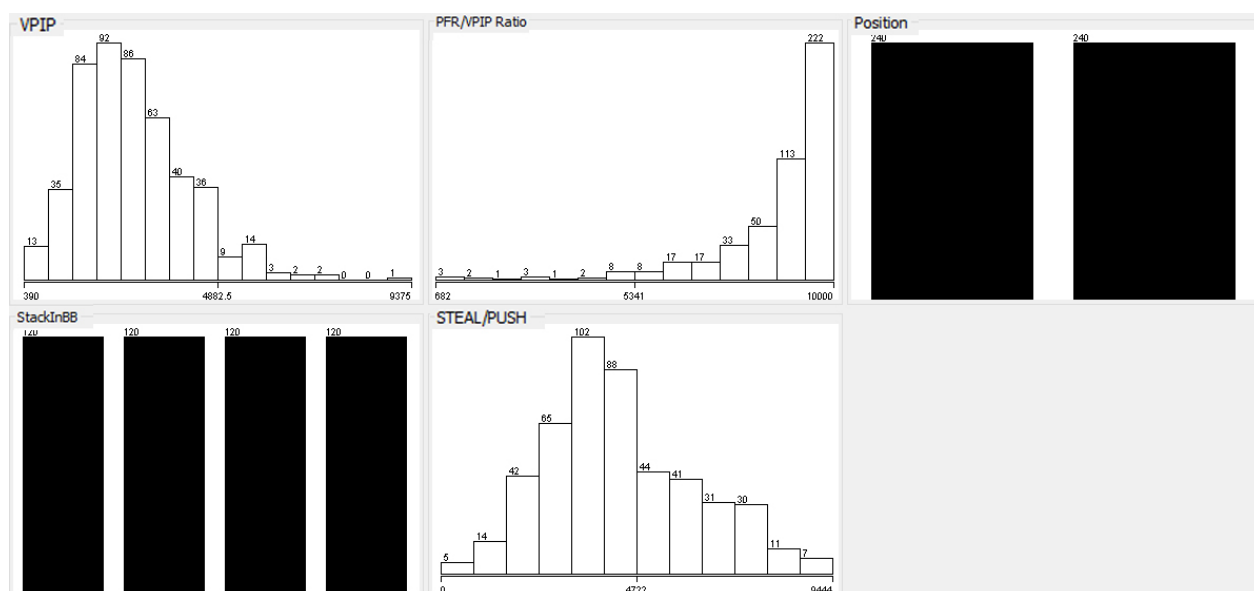
ΣΧΗΜΑ 7. ROC Space x:False Negative Rate - y:True Positive Rate

πραγματικά στην συστάδα, καθώς και πόσα ταξινομήθηκαν σε αυτή ή όχι. Ερευνά δηλαδή την απόδοση κάθε κλάσης ξεχωριστά. Πρακτικά, όσο πιο κοντά στην μονάδα είναι η περιοχή κάτω από την γραφική παράσταση - η λεγόμενη under the ROC Area - τόσο πιο αποδοτικός είναι ο ταξινομητής. Τέλος, δεν πρέπει να παραλείψουμε να αναφέρουμε ότι για την συστάδα 3 την μεγαλύτερη επιτυχία πρόβλεψης οριακά την έχει ο ταξινομητής J48 ενώ για την μικρή συστάδα 1 πάλι ο J48 με πολύ μεγάλο ποσοστό έστω και γι αυτό το μικρό δείγμα.

2. Σύνδεση VPIP/RPFR και Push σε χαμηλά Stack

Παρόμοια με το κεφάλαιο με την τεχνική Συστάδες σε Συστάδες που είδαμε πριν, τώρα θα μελετήσουμε την σύνδεση του *VPIP* και του *RPFR* σε χαμηλά Stack και κοντά στο bubble τα οποία μελετήσαμε και προσπαθήσαμε να προβλέψουμε πριν, με το ποσοστό του *Push* εκεί. Να σημειωθεί πάλι ότι τα γνωρίσματα *Push* και *Steal* ταυτίζονται μεταξύ τους όταν μελετάμε stack μικρότερα από 12-14 bb. Όπως και πριν έχουμε πολλά στιγμιότυπα-κινήσεις παικτών με γνωρίσματα *VPIP*, *RPFR* για τα συγκεκριμένα *Position* και *StackInBB*, καθώς και το *Push* για τα συγκεκριμένα δεδομένα επίσης.

Βλέπουμε τις κατανομές των γνωρισμάτων στο σχήμα 9. Επίσης το διάγραμμα ροής στο Knowledge Flow έχει διαφορετικές ρυθμίσεις, είναι όμως παρόμοιο με το προηγούμενο παραπάνω με μικρές διαφορές. Για την δημιουργία των κλάσεων προς ταξινόμηση, πραγματοποιούμε *k*-Means συσταδοποίηση των τιμών του *Push* σε 3,4,5,6 και 10 συστάδες.



ΣΧΗΜΑ 8. Κατανομές σε χαμηλά stack

Επισημαίνουμε το εξής σημαντικό γεγονός: Έχουμε ήδη μελετήσει την σύνδεση των αρχικών και μεσαίων σταδίων με τα *VPIP*, *RPFR* με την χρήση των *Position* και *StackInBB*, δηλαδή έχουμε χρησιμοποιήσει θεωρητικά την αξία τους. Παρόλα αυτά παρατηρούμε πως η παρουσία τους ενισχύει ακόμα και 10% την απόδοση - ποσοστό επιτυχίας - του ταξινομητή από την απόδοση του αν δεν τα χρησιμοποιούσαμε εκ νέου.

Επίσης βλέπουμε ενδεικτικά ότι με ανάλυση στο Attributes Selection και με τις λειτουργίες *InfoGainAttributeEval* και *GainRatioAttributeEval* μεγαλύτερη συσχέτιση από τα γνωρίσματα έχει το *VPIP*, ακολουθεί το *Position* και στο τέλος τα *RPFR* και *StackInBB*.

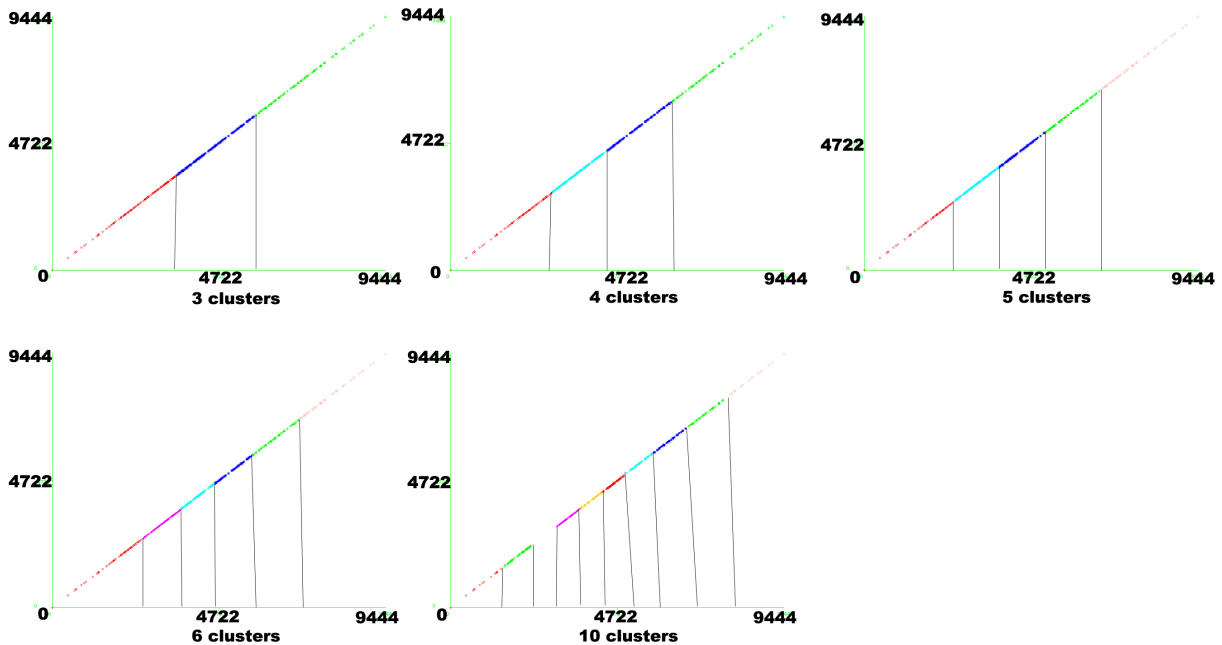
1: VPIP Numeric	2: PFR/VPIP Ratio Numeric	3: Position Nominal	4: StackInBB Nominal	5: STEAL/PUSH Numeric
3469.0	6471.0	SB	05bb	6667.0
4545.0	7556.0	SB	05bb	7436.0
5536.0	8710.0	SB	05bb	8065.0
4706.0	9000.0	SB	05bb	7609.0
4833.0	9310.0	SB	05bb	7353.0
2931.0	8824.0	SB	05bb	4054.0
3893.0	8410.0	SB	05bb	4524.0
4348.0	7544.0	SB	05bb	5366.0
5750.0	8261.0	SB	05bb	7500.0
3429.0	7917.0	SB	05bb	7273.0
9375.0	3667.0	SB	05bb	3462.0
5753.0	9167.0	SB	05bb	7419.0
4689.0	9141.0	SB	05bb	7734.0
	Γν. Εισόδου			Γν. Εξόδου

(Α') Γνωρίσματα

1: VPIP Numeric	2: PFR/VPIP Ratio Numeric	3: Position Nominal	4: StackInBB Nominal	5: cluster Nominal
3469.0	6471.0	SB	05bb	cluster3
4545.0	7556.0	SB	05bb	cluster3
5536.0	8710.0	SB	05bb	cluster3
4706.0	9000.0	SB	05bb	cluster3
4833.0	9310.0	SB	05bb	cluster3
2931.0	8824.0	SB	05bb	cluster2
3893.0	8410.0	SB	05bb	cluster2
4348.0	7544.0	SB	05bb	cluster2
5750.0	8261.0	SB	05bb	cluster3
3429.0	7917.0	SB	05bb	cluster3
9375.0	3667.0	SB	05bb	cluster1
5753.0	9167.0	SB	05bb	cluster3
4689.0	9141.0	SB	05bb	cluster3
	Γν. Εισόδου			Γν. Εξόδου

(Β') 3 Κλάσεις Εξόδου

ΣΧΗΜΑ 9. Γνωρίσματα με Κλάσεις - Μελέτη Στιγμιότυπων Bubble - Ταξινομητές



ΣΧΗΜΑ 10. k-Means Συστάδες - Κλάσεις Push=x=y

Από όλα τα πειράματα παρατηρούμε ότι την μέγιστη απόδοση την έχει ο Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων 3 κλάσεων με 73%, βλέπουμε παρακάτω τις λεπτομέρειες στο σχήμα 12 και τον πίνακα σύγχυσης. Τα χαρακτηριστικά του ταξινομητή είναι τα ίδια με αυτού από την προηγούμενη παράγραφο.

ΠΙΝΑΚΑΣ 2. Ποσοστό Επιτυχίας Ταξινομητών μεταξύ γνωρισμάτων σε χαμηλά Stack

	J48	M.PERC	N.BAYES
3 Κλάσεις	70%	73%	69%
4 Κλάσεις	65%	69%	64%
5 Κλάσεις	59%	61%	54%
6 Κλάσεις	50%	53%	47%
10 Κλάσεις	37%	36%	32%

```

Correctly Classified Instances      352                73.3333 % Απόδοση
Incorrectly Classified Instances    128                26.6667 % Σφάλμα
Kappa statistic                    0.5863
Mean absolute error                 0.2144
Root mean squared error            0.3496
Relative absolute error             49.5913 %
Root relative squared error        75.1885 %
Coverage of cases (0.95 level)     96.6667 %
Mean rel. region size (0.95 level) 63.5417 %
Total Number of Instances          480

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,676   0,227   0,651     0,676   0,663     0,446   0,811    0,702    cluster1
          0,809   0,137   0,792     0,809   0,800     0,669   0,915    0,866    cluster2
          0,701   0,056   0,781     0,701   0,739     0,671   0,942    0,842    cluster3
Weighted Avg.   0,733   0,154   0,735     0,733   0,734     0,583   0,881    0,798

=== Confusion Matrix === ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ

  a  b  c  <-- classified as
125 40 20 | a = cluster1
 35 152 1 | b = cluster2
 32  0 75 | c = cluster3

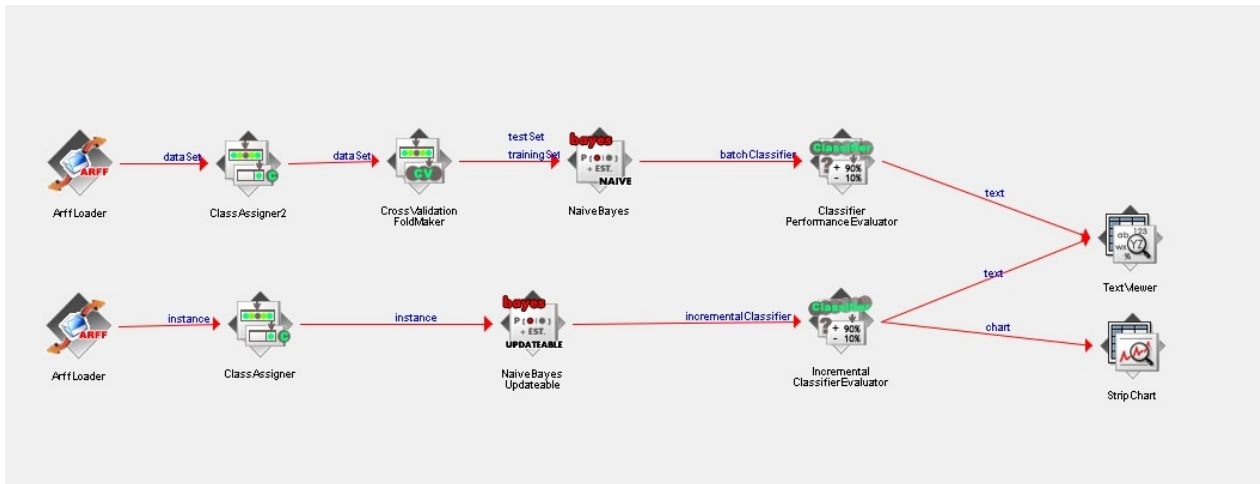
```

ΣΧΗΜΑ 11. Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων - 3 Κλάσεις - Cross Validation 10 Folds

3. Πρόβλεψη σε Πραγματικό Χρόνο - Online Ταξινομητής

Τώρα θα επιχειρήσουμε να δημιουργήσουμε έναν Online Ταξινομητή που να λειτουργεί, να μαθαίνει και να κάνει πρόβλεψη, όλα σε πραγματικό χρόνο σε δεδομένα με συνεχή ροή - stream data -. Θα δοκιμάσουμε εκ νέου πρόβλεψη των VPIP και RPFR κοντά στο bubble από μετρήσεις σε αρχικά και μεσαία στάδια με k -Means συσταδοποίηση 4 συστάδων, καθώς είχε τα καλύτερα ποσοστά όπως είδαμε. Θα έχουμε το παρακάτω Flow Chart στο σχήμα 12, στο οποίο θα εκτελέσουμε ταυτόχρονα τους Ταξινομητές Naive Bayes χωρίς και με update λειτουργία:

Η απόδοση του Naive Bayes είναι 70% όπως είδαμε πριν και επιβεβαιώνουμε τώρα στο σχήμα 15. Για την Online έκδοση η επιτυχία είναι στο 66% και βλέπουμε λεπτομέρειες, τον πίνακα σύγκυσης καθώς και το Strip Chart που μας δείχνει την εξέλιξη του στο σχήμα 16.



ΣΧΗΜΑ 12. Flow Chart Online

1: VPIOverall Numeric	2: RPFOverall Numeric	3: VPIP-EarlyP Numeric	4: RPF-EarlyP Numeric	5: Position Nominal	6: StackInBB Nominal	7: cluster Nominal
1153.0	8363.0	1047.0	7500.0	BU	1520bb	cluster2
1903.0	6030.0	2849.0	5094.0	BU	1520bb	cluster1
1757.0	8328.0	1963.0	5814.0	SB	1015bb	cluster2
1755.0	8040.0	1892.0	8571.0	BU	05bb	cluster3
1612.0	8330.0	1383.0	9884.0	SB	1015bb	cluster2
2158.0	5292.0	1727.0	7083.0	SB	510bb	cluster3
1569.0	7874.0	2722.0	8478.0	SB	510bb	cluster3
1757.0	8328.0	1813.0	5152.0	BU	1520bb	cluster2
1316.0	8208.0	1870.0	5652.0	BU	09bb	cluster2

ΣΧΗΜΑ 13. Γνωρίσματα Online

Για το Strip Chart στο σχήμα 16 αξίζει να αναφέρουμε κάποια στοιχεία του. Ο οριζόντιος άξονας δείχνει το στιγμιότυπο που βρισκόμαστε και μέχρι το οποίο έχει προχωρήσει η ροή δεδομένων, από το 0 όταν ξεκινάει την μάθηση ο ταξινομητής, μέχρι το συνολικό μέγεθος του δείγματος όταν ολοκληρωθεί η διαδικασία. Ο κάθετος άξονας δείχνει το ποσοστό κάθε μετρητή καθώς πραγματοποιείται η μάθηση σταδιακά εισάγοντας την ροή δεδομένων του δείγματος.

Συγκεκριμένα, η πρώτη καμπύλη δείχνει την ακρίβεια - accuracy - δηλαδή την εξέλιξη της απόδοσης του ταξινομητή. Όπως φαίνεται στο σχήμα δεν αργεί ιδιαίτερα η απόδοση να ισορροπήσει στο 66%.

Η δεύτερη καμπύλη δείχνει τον συντελεστή συμφωνίας Cohen's Kappa [31], για τον πίνακα συσχέτισης του ταξινομητή. Παρατηρούμε ότι στην αρχή πραγματοποιεί κάποιες ταλαντώσεις αλλά συγκλίνει τελικά στην τιμή 0.422 που θεωρείται μέτρια.

Η τρίτη γραμμή δείχνει την εξέλιξη του σχετικού μέσου τετραγωνικού σφάλματος - Root Mean Squared Error - καθώς εισάγονται τα δεδομένα στον ταξινομητή, επίσης από τις αρχικές στιγμές έχουμε σχετική ισορροπία στην τελική τιμή του.

```

Correctly Classified Instances      334      69.5833 % Απόδοση
Incorrectly Classified Instances    146      30.4167 % Σφάλμα
Kappa statistic                    0.4706
Mean absolute error                0.1936
Root mean squared error            0.3283
Relative absolute error            64.6259 %
Root relative squared error        84.9142 %
Coverage of cases (0.95 level)    94.5833 %
Mean rel. region size (0.95 level) 56.0417 %
Total Number of Instances          480

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,727	0,013	0,571	0,727	0,640	0,635	0,884	0,576	cluster1
	0,579	0,078	0,740	0,579	0,650	0,544	0,866	0,728	cluster2
	0,375	0,081	0,450	0,375	0,409	0,318	0,772	0,401	cluster3
	0,841	0,370	0,735	0,841	0,784	0,485	0,827	0,863	cluster4
Weighted Avg.	0,696	0,238	0,690	0,696	0,688	0,480	0,831	0,750	

=== Confusion Matrix === ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ

```

a  b  c  d  <-- classified as
8  0  0  3  |  a = cluster1
0 77 11 45 |  b = cluster2
4  9 27 32 |  c = cluster3
2 18 22 222 | d = cluster4

```

(Α') Not-Online

```

Correctly Classified Instances      317      66.0417 % Απόδοση
Incorrectly Classified Instances    163      33.9583 % Σφάλμα
Kappa statistic                    0.422
Mean absolute error                0.2038
Root mean squared error            0.3422
Coverage of cases (0.95 level)    92.9167 %
Total Number of Instances          480

```

=== Confusion Matrix === ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΓΧΥΣΗΣ

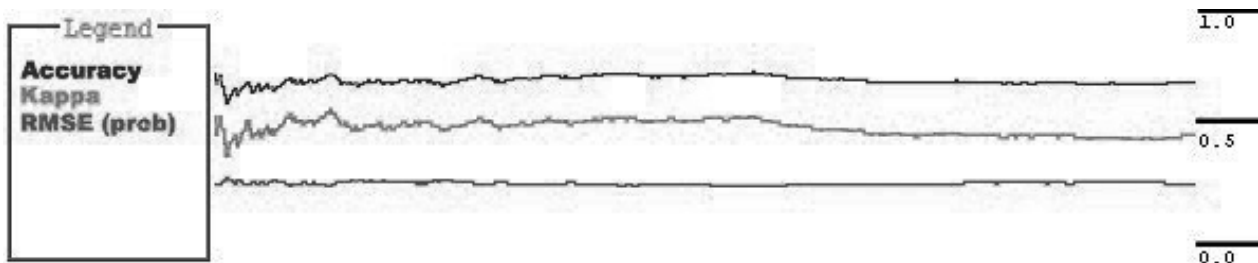
```

a  b  c  d  <-- classified as
7  0  0  4  |  a = cluster1
0 78 14 41 |  b = cluster2
7 12 24 29 |  c = cluster3
2 30 24 208 | d = cluster4

```

(Β') Online

ΣΧΗΜΑ 14. Naive Bayes



ΣΧΗΜΑ 15. Online Strip Chart

Αυτός ήταν και ο Online ταξινομητής που δέχεται ροή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Εδώ τελείωσε η παρουσίαση της έρευνας, στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζουμε τα τελικά συμπεράσματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

Συμπεράσματα της Έρευνας

Μετά την ολοκλήρωση του πρακτικού - πειραματικού κομματιού αυτής της διπλωματικής εργασίας μπορούμε να βγάλουμε μερικά τελικά συμπεράσματα.

Είναι γεγονός ότι υπάρχουν αρκετοί εμπειρικοί κανόνες μεταξύ των παικτών Hold'em Poker ώστε να μπορούν να προβλέψουν κάποιες συμπεριφορές των αντιπάλων τους. Στο λεγόμενο Cash game -το οποίο δεν ήταν αντικείμενο της μελέτης μας- δεν υπάρχουν στάδια και το παιχνίδι έχει ακριβώς τον ίδιο ρυθμό και τα ίδια στατιστικά. Είναι λοιπόν φανερό ότι αρκεί ένας παίκτης, χωρίς να κινδυνεύει να χάσει μεγάλο μέρος του stack του, να περιμένει να συλλέξει αρκετό δείγμα από τους αντιπάλους προτού ξεκινήσει να παίζει πολλές μάρες. Μάλιστα σε πολλά εγχειρίδια του πόκερ αναφέρεται ως εμπειρικός κανόνας να παρατηρεί ένα μισάωρο το τραπέζι ο παίκτης πριν επιχειρήσει να παίζει. Επίσης όσο περισσότερο παίζει κάποιος, συλλέγει δείγμα που τον βοηθάει να προβλέπει με -μηχανική μάθηση ή εμπειρικά- με ακρίβεια διάφορες κινήσεις και συμπεριφορές του παίκτη.

Η δημιουργία λοιπόν λογισμικών πάνω στο cash game είναι αρκετά λιγότερο πολύπλοκη -ως προς τα δεδομένα πάντα- από αυτό που επιχειρήσαμε στην παρούσα εργασία. Η πολυπλοκότητα στην δική μας περίπτωση που μελετάμε τουρνουά, έγκειται στο γεγονός ότι εμείς προσπαθήσαμε να εξάγουμε πληροφορίες από προηγούμενα στάδια παιχνιδιού για τα επόμενα και πιο κρίσιμα. Ακόμα και στα τουρνουά υπάρχουν γνωστοί εμπειρικοί κανόνες, όμως εμείς επιθυμήσαμε να εξετάσουμε με την χρήση επιστημονικών εργαλείων τις μη-γραμμικές και πολύπλοκες διασυνδέσεις τους.

Ας θυμίσουμε ότι μελετήσαμε αρχικά την γενική συμπεριφορά όλων των παικτών του δείγματος που είχαμε, καθώς και επιχειρήσαμε μια πρώτη σύνδεση μεταξύ αρχικού και μεσαίου σταδίου όσων παικτών είχαμε αρκετά στοιχεία. Έπειτα μελετήσαμε ως κύριο κορμό τους τακτικούς παίκτες -regular- οι οποίοι ακολουθούν συγκεκριμένες στρατηγικές. Εκεί προσπαθήσαμε να βρούμε μεθόδους διασύνδεσης και πρόβλεψης, είτε με συσχέτιση των συστάδων, είτε με ταξινομητές.

Να σημειώσουμε ότι ενώ οι υπόλοιποι, περιστασιακοί παίκτες, δεν μπορούν να μελετηθούν γιατί δεν έχουμε επαρκές δείγμα για αυτούς, δεν ακολουθούν αποδοτικές στρατηγικές που σημαίνει ότι πραγματοποιούν πολλά λάθη. Άρα είναι εύκολο, παρά την δυσκολία να μελετήσουμε

επιστημονικά την συμπεριφορά τους, με πολύ απλές δικές μας στρατηγικές, να έχουμε μακροπρόθεσμο κέρδος. Επίσης υπάρχει το εξής φαινόμενο, να συμπεριφέρονται με τον ίδιο περίπου τρόπο σε κρίσιμα σημεία λόγω της απειρίας τους. Αυτό μας διευκολύνει και στο να τους προβλέπουμε, αλλά θα μπορούσαμε και σε μια άλλη έρευνα να ενοποιήσουμε τα στατιστικά όλων των παικτών σε έναν φαινομενικό παίκτη, ο οποίος θα εκπροσωπούσε τον μέσο αρχάριο και να τον προβλέψουμε μέσω των μοντέλων που φτιάξαμε εδώ.

Αναφορικά με τις μεθόδους συσταδοποίησης, πιο κατάλληλη για την έρευνα μας και τα δεδομένα μας εμφανίστηκε η *k*-Means συσταδοποίηση. Η EM συσταδοποίηση χρησιμοποιήθηκε ελάχιστα και δοκιμαστικά και μετά εγκαταλείφθηκε.

Για την ανάλυση των τακτικών παικτών χρησιμοποιήσαμε δύο βασικές μεθόδους. Στην πρώτη μέθοδο, δηλαδή την συσχέτιση μεταξύ συστάδων, παρατηρήσαμε μία βελτίωση της απόδοσης -μείωση του σφάλματος 4-5% - όταν αλλάξαμε την μορφή των δεδομένων μας και μελετήσαμε στιγμιότυπα των παικτών αντί για τους ίδιους τους παίκτες σαν πλειάδες. Μετέπειτα περάσαμε στην χρήση ταξινομητών με μελέτη μόνο στιγμιότυπων και όχι παικτών συνολικά. Εκεί δοκιμάσαμε διάφορα είδη ταξινομητών όπως Δέντρα Απόφασης, Μπεϋζιανούς Ταξινομητές και Νευρωνικά Δίκτυα. Διαλέξαμε και παρουσιάσαμε το πιο αποδοτικό, τον Perceptron Πολλαπλών Επιπέδων. Τέλος εξομοιώσαμε έναν Online Ταξινομητή για να δείξουμε ενδεικτικά την ροή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο μέσα στους ταξινομητές. Αυτό συνεχίζει επ' άπειρον την μάθηση του συστήματος και βελτιώνει συνεχώς το ποσοστό επιτυχίας.

Σχετικά με την απόδοση του μοντέλου χρήστη μας παρουσιάσαμε καλά ποσοστά επιτυχίας. Είναι εμφανές ότι σε ένα μεγαλύτερο δείγμα το οποίο δεν ήταν εύκολο να έχουμε λόγω διάφορων παραμέτρων -όπως νομοθεσίες περι ανωνυμίας ώστε οι εταιρίες να εμποδίζονται να μας παρέχουν στοιχεία ή ότι δεν βρέθηκε από ξεχωριστή πηγή στο διαδίκτυο έτοιμη βάση δεδομένων με παίκτες σε τουρνουά SnGs- η έρευνα αυτή μπορεί να προχωρήσει περαιτέρω με πιο συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

Παρόλα αυτά θεωρούμε ότι η πρώτη αυτή μελέτη στο συγκεκριμένο και πολύ διαδεδομένο είδος παιχνιδιών -Hold'em Texas SnGs- είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για μοντελοποίηση παικτών που δείχνουν να μην είναι αρχάριοι. Μας δίνει με αρκετά καλές πιθανότητες μια σχετική συμπεριφορά του παίκτη ώστε να μην έχουμε μακροπρόθεσμα μεγάλες απώλειες μέχρι να συλλέξουμε αρκετές πληροφορίες για κάποιον. Μέχρι λοιπόν ο παίκτης από άγνωστος σε μας να γίνει απόλυτα γνωστός, ο ίδιος και η στρατηγική του, χρησιμοποιούμε τα μοντέλα -user models- με τις μεθόδους που δείξαμε, ώστε να μην έχουμε παντελή έλλειψη πληροφοριών και σχεδιασμού.

Τα μοντέλα που προτείναμε έχουν την δυνατότητα να χρησιμοποιηθούν στο παρασκήνιο σε πραγματικό χρόνο παιχνιδιού και να παρουσιάζουν στον χρήστη τα ποσοστά και τις πιθανότητες να ανήκει ο κάθε παίκτης στην συγκεκριμένη συστάδα μαζί με τα όρια και τον μέσο

όρο της. Αυτό θα ήταν αποδοτικό για επέκταση των ήδη υπάρχοντων λογισμικών όπως το *Holdem Manager 2* που χρησιμοποιήσαμε και τα οποία συλλέγουν και εμφανίζουν σε πραγματικό χρόνο πολλά στατιστικά των παιχτών. Πολλές παρόμοιες μελέτες που περιλαμβάνουν εξόρυξη δεδομένων από συλλογές στατιστικών παιχτών και κινήσεων πόκερ καθώς και την κατάλληλη μοντελοποίηση τους, θα μπορούσαν να χρησιμοποιούνται για επέκταση των υπάρχοντων λογισμικών ή για την δημιουργία νέων.

Η έρευνα για την μοντελοποίηση χρηστών σε παίγνια έχει ιδιαίτερη σημασία στην σύγχρονη ζωή. Η παρούσα διπλωματική εργασία μελέτησε και παρουσίασε ένα κομμάτι αυτής της έρευνας στο μαθηματικό και πλούσιο σε στρατηγικές παιχνίδι του πόκερ.

Βιβλιογραφία

- [1] MACHINE LEARNING GROUP AT THE UNIVERSITY OF WAIKATO AND WEKA SOFTWARE: *http : //www.cs.waikato.ac.nz/ml/index.html*
- [2] HOLDEM MANAGER 2: *http : //www.holdemmanager.com*
- [3] IAN H.WITTEN - EIBE FRANK - MARK A.HALL: *Data Mining - Practical Machine Learning Tools and Techniques* MORGAN KAUFMANN Publishers .
- [4] LUÍS FILIPE TEÓFILO AND LUÍS PAULO REIS: *Identifying Player's Strategies in No Limit Texas Hold'em Poker through the Analysis of Individual Moves* Laboratório de Inteligência Artificial e de Ciência de Computadores, Universidade do Porto, Portugal.
- [5] ADEPEGBA SEGUN VICTOR: *LEARNING IN SIMPLIFIED POKER BY CLUSTERING OPPONENTS* A Thesis submitted to the University of Manchester for the degree of MSc in Advanced Computer Science in the Faculty of Engineering and Physical Sciences.
- [6] PATRICK MCCURLEY: *AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE AGENT FOR TEXAS HOLD'EM POKER*
- [7] ΧΡΙΣΤΙΝΑ Π. ΧΡΙΣΤΑΚΟΥ: *ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ: Εισηγητικά Συστήματα Βασισμένα σε Μοντελοποίηση Προτιμήσεων Χρήστη και Μεθόδους Διήθησης της Πληροφορίας - Εφαρμογή Επιλογής Κινηματογραφικών Ταινιών στο Διαδίκτυο* Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο - Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών.
- [8] ΜΕΛΑΔΙΑΝΟΣ ΠΟΛΥΚΑΡΠΟΣ: *ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ: Ανάπτυξη Αυτόνομου Πράκτορα Λογισμικού για το Texas Hold'em με χρήση Νευρωνικών Δικτύων* ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ.
- [9] SJOERD HENSTRA & ROBIN VAN DER ZWAN: *Artificial intelligence and data mining applied to no-limit Texas Hold'em* Leiden Institute of Advanced Computer Science Universiteit Leiden, The Netherlands.
- [10] ΤΣΟΥΧΝΙΚΑ ΜΑΡΙΑ: *ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ*
- [11] ΘΕΟΔΩΡΟΣ Χ.ΠΑΝΑΓΙΩΤΑΚΟΠΟΥΛΟΣ: *Διδακτορική Διατριβή: Τεχνολογία γνώσης πλαισίου και μοντελοποίηση χρηστών σε διάχυτα συστήματα* ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ.
- [12] ROBERT KASS AND TIM FININ: *MODELING THE USER IN NATURAL LANGUAGE SYSTEMS & The role of User Models in Cooperative Interactive Systems* School of Engineering and Applied Science University of Pennsylvania & International Journal of Intelligent Systems.
- [13] ΔΑΝΑΗ ΠΛΑ ΚΑΡΥΔΗ: *ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ: Ανάλυση και κατηγοριοποίηση χρηστών Twitter* Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο - Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, 12-18.
- [14] ΕΙΡΗΝΗ ΝΤΟΥΤΣΗ: *Μεταπτυχιακή Εργασία: Εξόρυξη γνώσης από ειδησεογραφικά δεδομένα και συσχετισμός με πραγματικά γεγονότα* ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ & ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ, 16-32.

- [15] ΤΖΕΤΖΟΥΜΗΣ ΕΥΑΓΓΕΛΟΣ: *Μεταπτυχιακή Εργασία: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑΣ ΕΜΠΕΙΡΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΚΑΝΟΝΕΣ ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ ΑΠΟ ΣΥΝΟΛΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ* ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ ΤΜΗΜΑ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ - ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ & ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ, 37-48.
- [16] NEURAL NETWORKS: http://docs.opencv.org/modules/ml/doc/neural_networks.html
- [17] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/User_modeling
- [18] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Cluster_analysis
- [19] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering
- [20] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/K-medians_clustering
- [21] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Voronoi_diagram
- [22] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Expectationmaximization_algorithm
- [23] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Statistical_classification
- [24] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Multilayer_perceptron
- [25] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Naive_Bayes_classifier
- [26] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network
- [27] CHARLES ELKAN: *Using the Triangle Inequality to Accelerate k-Means* Department of Computer Science and Engineering, University of California, San Diego.
- [28] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/ID3_algorithm
- [29] COLLIN MOSHMAN: *Sit 'n Go Strategy TwoplusTwo*
- [30] TOM FAWCETT: *ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers* March 16, 2004
- [31] WIKIPEDIA: https://en.wikipedia.org/wiki/Cohen%27s_kappa