

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
Τμήμα Διδακτικής της Τεχνολογίας και Ψηφιακών Συστημάτων

**Ανάλυση Διαδραστικότητας Σύγχρονων Συνεργατικών
Συστημάτων Μάθησης**

Μαρία Σταμέλου

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

Μάιος 2009

Αφιερώνεται στην οικογένειά μου

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΑΙΑ

Περίληψη

Σκοπός της εργασίας είναι ο εμπλουτισμός με περισσότερες λειτουργίες του εργαλείου LDAT Tool, το οποίο τροφοδοτείται από τα δεδομένα του IBM-Lotus Learning Management System. Το ήδη υπάρχον εργαλείο, εξάγει στατιστικά αποτελέσματα με βάση την ηλεκτρονική συμπεριφορά των μαθητών. Στόχος μας είναι να προστεθούν επιπλέον λειτουργίες στο LDAT Tool, όπως είναι η εξόρυξη γνώσης με τη χρήση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης του WEKA. Το εργαλείο μας, έχει ως στόχο, να βοηθήσει τον καθηγητή να κατανοήσει και να ερμηνεύσει τα αποτελέσματα, των εξετάσεων των φοιτητών, μέσα από τη συμπεριφορά πλοήγησης, που τείνει να έχει η πλειοψηφία των μαθητών κατά τη διάρκεια των διαλέξεων και του ακαδημαϊκού εξαμήνου.

Θα μας απασχολήσουν οι τεχνικές που αναπτύχθηκαν, ο τρόπος με τον οποίο γίνεται η εξόρυξη γνώσης (τα βήματα) με τη χρήση του WEKA, για την εξαγωγή ασφαλών και χρήσιμων αποτελεσμάτων. Αυτό θα γίνει μέσα από τα πρότυπα πλοήγησης των μαθητών στο ΣΔΜ καθώς και των βαθμών από τη διεξαγωγή εργασιών και εξετάσεων. Θα επικεντρωθούμε στη συσχέτιση των βαθμών των μαθητών σε σχέση με το χρόνο, με το βαθμό δυσκολίας του εξεταζόμενου μαθήματος, με το μέσο βαθμό επιτυχίας στο μάθημα και το συνδυασμό όλων των προηγούμενων με τον αριθμό των προσπαθειών για την επίλυση των τεστ, που έχει κάνει ο κάθε μαθητής.

Τέλος, οι πληροφορίες παρουσιάζονται με απλό, κατανοητό και φιλικό τρόπο, μέσα από το εργαλείο, ερμηνεύοντας τη συμπεριφορά των μαθητών. Με αυτό τον τρόπο ο καθηγητής μπορεί να έχει μια εικόνα του επιπέδου του ακροατηρίου του, μπορεί να εντοπίσει τα αδύναμα σημεία της πλειοψηφίας των μαθητών του και να κάνει ανασχεδιασμό της διδακτικής διαδικασίας του, ώστε να επιτευχθεί όσο το δυνατόν καλύτερη μετάδοση και αξιοποίηση της γνώσης και το μάθημα να στεφθεί με επιτυχία.

Λέξεις κλειδιά: Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης, Εξόρυξη Γνώσης, Εργαλεία Εξόρυξης Γνώσης, Κατανόηση Μαθησιακής Συμπεριφοράς, Εργαλείο ανάλυσης μαθησιακής συμπεριφοράς.

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΑΙΑ

Ευχαριστίες

Θερμές ευχαριστίες στον Επίκουρο Καθηγητή κο Συμεών Ρετάλη, για την επίβλεψη και την καθοδήγηση καθ' όλη τη διάρκεια της διπλωματικής μου εργασίας.

Επίσης, ευχαριστώ τον Αναπληρωτή Καθηγητή του ΤΕΙ Πειραιά κο Ιωάννη Ψαρομηλίγκο και τη Μαρία Ορφανίδου, για την παροχή πληροφοριών και υλικού.

Τέλος, είμαι ευγνώμων στην οικογένειά μου και στο φιλικό μου περιβάλλον, για τη στήριξή, την κατανόηση και τη βοήθειά τους σε όλη τη διάρκεια των μεταπτυχιακών μου σπουδών.

Πίνακας Περιεχομένων

<i>Περίληψη</i>	<i>iii</i>
<i>Ευχαριστίες</i>	<i>v</i>
<i>Πίνακας Περιεχομένων</i>	<i>vi</i>
<i>Κατάλογος Πινάκων</i>	<i>ix</i>
<i>Κατάλογος Σχημάτων</i>	<i>x</i>
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	1
1.1. Ανάγκη για Εξόρυξη Γνώσης	1
1.2. Εξόρυξη Γνώσης στην Ηλεκτρονική Μάθηση.....	1
1.3. Αντικείμενο της εργασίας	2
1.4. Δομή της εργασίας.....	3
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	4
2.1. Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ)	4
2.2. Εξόρυξη γνώσεων	6
2.2.1. Διαδικτυακή Εξόρυξη Γνώσης.....	7
2.2.1.1. Διαδικτυακή Εξόρυξη με βάση το Περιεχόμενο.....	8
2.2.1.2. Διαδικτυακή εξόρυξη με βάση τη χρήση των πληροφοριών	8
2.2.1.3. Διαδικτυακή εξόρυξη με βάση τη δομή	8
2.2.2. Βήματα εξόρυξης γνώσης	9
2.2.3. Εξόρυξη Γνώσεων στα ΣΔΜ	10
2.2.4. Διαφορετικοί μαθησιακοί τρόποι αφομοίωσης γνώσης	11
2.2.5. Αξιολόγηση μαθησιακής συμπεριφοράς.....	12
2.2.6. Δυσκολίες στην καταγραφή-κατηγοριοποίηση συμπεριφορών	15
2.2.7. Ανάλυση σχέσεων στα συστήματα ΣΔΜ	17
2.2.8. Ανάλυση αλληλεπίδρασης περιεχομένου και μάθησης.....	19
2.2.8.1. Στατιστικά συνόδου	22
2.2.8.2. Κατηγοριοποίηση συνόδου	23
2.2.8.3. Συμπεριφοριστικά πρότυπα.....	24
2.2.8.4. Χρονολογικές σειρές	26
2.2.8.5. Πρόβλεψη βαθμών μαθητών με χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης (νευρωνικά δίκτυα).....	27
2.3. Παγίδες και λύσεις σχεσιακής εξόρυξης.....	29
2.4. Εφαρμογές εξόρυξης γνώσης από ΣΔΜ	36
2.4.1. Εξαγωγή αποτελεσμάτων με συνδυασμό χρήσης νευρωνικών δικτύων και εργαλείων εξόρυξης γνώσης	36
2.4.2. Εντοπισμός αλληλεπίδρασης καθηγητών μαθητών με χρήση εξόρυξης γνώσης ..	36
2.4.3. LDAT Tool, εργαλείο εξόρυξης γνώσης με δεδομένα του IBM Lotus	36
2.4.3.1. Λειτουργίες του IBM Lotus	36
2.4.3.2. Εργαλείο LDAT (LMS Data Analysis Tool).....	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	43
3.1. Μηχανική Μάθηση	43
3.2. Η πλατφόρμα του WEKA.....	44
3.2.1. Προσπαιτούμενες Διαδικασίες	46
3.2.2. Arff αρχεία	48

3.2.3 Διαδικασίες μετά την επεξεργασία.....	52
3.3 Εφαρμογές ηλεκτρονικής μάθησης με χρήση του WEKA	52
3.3.1 QM- Σύστημα εμπλουτισμού ενός ΣΔΜ, με χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.....	54
3.3.2 Σύστημα εξόρυξης γνώσης με βάση το Moodle	55
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.....	57
4.1 Εισαγωγή.....	57
4.2 Επέκταση του LDAT Tool.....	58
4.2.1 Εργασία με αρχεία	59
4.2.2 Διασύνδεση Java με .NET.....	59
4.2.3 Επιλογή αλγορίθμων	61
4.2.4 Διαδικασίες που υλοποιούνται.....	62
4.2.5 Μοντέλο χρήσης (Use Case Model).....	62
4.2.6 Σχήμα Βάσης Δεδομένων	66
4.2.6.1 Σχήμα Βάσης ΣΔΜ	66
4.2.6.2 Σχήμα Βάσης LDAT Tool	69
4.2.7 Μοντέλο Κλάσεων (Class Diagram)	73
4.2.8 Επιλογή μαθημάτων	73
4.2.9 Καθορισμός Χαρακτηρισμών.....	75
4.2.10 Μενού επιλογών	77
4.2.11 Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο	85
4.2.12 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και το χρόνο	88
4.2.13 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και το χρόνο	90
4.2.14 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και τον αριθμό των προσπαθειών	91
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.....	93
5.1 Εισαγωγή.....	93
5.2 Προετοιμασία Δεδομένων	93
5.3 Στατιστικά στοιχεία με βάση την επισκεψιμότητα (Traffic Statistics)	98
5.3.2 Αριθμός επισκέψεων και μέσος χρόνος διάρκειας επίσκεψης (Count of visits and average visits time)	99
5.3.3 Δραστηριότητα με τις περισσότερες επισκέψεις (Most Visited Activity)	100
5.4 Στατιστικά με βάση το χρόνο (Time Statistics)	101
5.4.1 Στατιστικά με βάση τη μέρα (Visits per time scope).....	102
5.4.2 Αναπαράσταση επισκέψεων με βάση τη διάρκεια (Visits Distribution According to Duration).....	104
5.5 Ανάλυση Προτύπων Πλοήγησης (Path Analysis)	104
5.5.1 Πρώτη και τελευταία ενότητα πλοήγησης (First and Last Activities of Navigation Path)	105
5.5.2 Επαναλαμβανόμενες δραστηριότητες στο μονοπάτι πλοήγησης (Recurring Activities in Navigation Path).....	107
5.5.3 Πρότυπα Πλοήγησης (Navigation Patterns)	108
5.6 Κανόνες Συσχετισής (Association Rules)	109
5.6.1 Κανόνες Συσχετισής	110
5.6.2 Κορυφαίοι Κανόνες Συσχετισής (Top Association Rules)	111
5.6.3 Ακολουθιακά Πρότυπα (Sequential Patterns)	111
5.7 Ακολουθίες (Sequencing).....	113
5.7.1 Ακολουθιακά Μονοπάτια (Sequencing Paths)	113
5.7.2 Ακολουθιακά Σενάρια (Sequencing Scenarios)	114
5.8 WEKA	117

5.8.1 Κατηγοριοποίηση βαθμών με κριτήρια χρόνου, είδος μαθήματος και βαθμού δυσκολίας (Classification by time-type-level criteria).....	118
5.8.2 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και το χρόνο (Classification by grades-time)	122
5.8.3 Κατηγοριοποίηση με βάση τους ικανοποιητικούς βαθμούς (Satisfactory Grades)	123
5.8.4 Κατηγοριοποίηση με βάση τους βαθμούς και τις προσπάθειες (Classification by Grades-Attempts).....	125
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6.....	127
6.1 Επισκόπηση Συστήματος.....	127
6.2 Σύγκριση με άλλα συστήματα.....	128
6.3 Μελλοντικές Επεκτάσεις	129
Βιβλιογραφικές Αναφορές	131

Κατάλογος Πινάκων

<i>Πίνακας 1. Στατιστικά για ένα μάθημα μιας βδομάδας [33]</i>	<i>22</i>
<i>Πίνακας 2. Κατηγοριοποίηση με βάση πόρους και δραστηριότητες [33].....</i>	<i>24</i>
<i>Πίνακας 3. Αποτελέσματα πρόβλεψης βαθμών μαθητών με χρήση νευρωνικών δικτύων.....</i>	<i>29</i>
<i>Πίνακας 4. Πίνακας συσχετίσεων με βάση το συνολικό αριθμό κλικ.....</i>	<i>54</i>
<i>Πίνακας 5. Πίνακας αποτελεσμάτων</i>	<i>42</i>
<i>Πίνακας 6. Γραφική αναπαράσταση ημερών-αριθμού επισκέψεων.....</i>	<i>103</i>
<i>Πίνακας 7. Πίνακας σύγκρισης προγραμμάτων εξόρυξης γνώσης στα ΣΔΜ</i>	<i>129</i>

Κατάλογος Σχημάτων

<i>Εικόνα 1. Βήματα για εξόρυξη γνώσης [29]</i>	9
<i>Εικόνα 2. Διαγραμμα καταγραφής γνώσης [22]</i>	16
<i>Εικόνα 3. Γράφημα αναπαραστασης συσχετίσεων μαθητών του moodle[24]</i>	19
<i>Εικόνα 4. Κοινά χαρακτηριστικά στα περισσότερα ΣΔΜ[36]</i>	34
<i>Εικόνα 5. SCORM βασισμένο στην εξόρυξη με βάση σχεσιακούς κανόνες στα ΣΔΜ</i>	35
<i>Εικόνα 6. Αρχική Οθόνη WEKA</i>	45
<i>Εικόνα 7. Αρχεία τα οποία μπορεί να ανοίξει το WEKA</i>	45
<i>Εικόνα 8. Χρήση αλγορίθμου κατηγοριοποίησης ZeroR για εξαγωγή</i> <i>αποτελεσμάτων φυτών</i>	47
<i>Εικόνα 9. Χρήση αλγορίθμου συσταδοποίησης SimpleKMeans για εξαγωγή</i> <i>αποτελεσμάτων φυτών</i>	47
<i>Εικόνα 10. Χρήση αλγορίθμου συσχέτισης Apriori για εξαγωγή αποτελεσμάτων</i> <i>φυτών</i>	48
<i>Εικόνα 11. Γραφική αναπαράσταση αποτελεσμάτων</i>	48
<i>Εικόνα 12. Δεδομένα ARFF αρχείου</i>	49
<i>Εικόνα 13. Στατιστική απεικόνιση χαρακτηριστικών</i>	51
<i>Εικόνα 14. Επεξεργασία ARFF αρχείου</i>	51
<i>Εικόνα 15. Εισαγωγή δεδομένων στο LDAT</i>	39
<i>Εικόνα 16. Καθορισμός χαρακτηριστικών</i>	39
<i>Εικόνα 17. Στατιστικές Λειτουργίες του LDAT Tool</i>	40
<i>Εικόνα 18. Κριτήρια επιλογής αναζήτησης</i>	41
<i>Εικόνα 19. Επιλογή μαθήματος</i>	41
<i>Εικόνα 20. Περίπτωση χρήσης μαθητή</i>	63
<i>Εικόνα 21. Περίπτωση χρήσης καθηγητή</i>	64
<i>Εικόνα 22. Περίπτωση χρήσης βοηθού καθηγητή</i>	64
<i>Εικόνα 23. Περίπτωση χρήσης διαχειριστή συστήματος</i>	65
<i>Εικόνα 24. Περίπτωση χρήσης διαχειριστή συστήματος</i>	65
<i>Εικόνα 25. Περίπτωση χρήσης καθηγητή</i>	66
<i>Εικόνα 26. Αλληλεπίδραση Progress-Attempt</i>	67
<i>Εικόνα 27. Διάγραμμα Ακολουθιών με βάση τον πίνακα Sequencing</i>	68
<i>Εικόνα 28. Διάγραμμα με βάση τον πίνακα User_Objective</i>	69
<i>Εικόνα 29. Πίνακες και σχέσεις μέσα στο LDAT Tool</i>	72
<i>Εικόνα 30. Διάγραμμα κλάσεων LDAT Tool</i>	73
<i>Εικόνα 31. Διαχείριση των δεδομένων στο LDAT Tool</i>	74
<i>Εικόνα 32. Επιλογή μαθημάτων</i>	74
<i>Εικόνα 33. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο</i>	75
<i>Εικόνα 34. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό</i>	76
<i>Εικόνα 35. Κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών</i>	77
<i>Εικόνα 36. Μενού επιλογής λειτουργιών WEKA</i>	78
<i>Εικόνα 37. Καθορισμός παραμέτρων για εισαγωγή στο WEKA</i>	79
<i>Εικόνα 38. Επιλογή μαθήματος</i>	80
<i>Εικόνα 39. Εμφάνιση των δεδομένων πριν από την επεξεργασία</i>	81
<i>Εικόνα 40. Αρχείο J48.arff</i>	82

<i>Εικόνα 41. Περιεχόμενα αρχείου J48.arff</i>	83
<i>Εικόνα 42. Αρχείο results</i>	83
<i>Εικόνα 43. Αποτελέσματα από το WEKA</i>	84
<i>Εικόνα 44. Αρχείο με βάση το χρόνο</i>	86
<i>Εικόνα 45. Αρχείο με βάση το χρόνο και το είδος του μαθήματος</i>	86
<i>Εικόνα 46. Αρχείο με βάση το χρόνο και το επίπεδο του μαθήματος</i>	87
<i>Εικόνα 47. Αποτελέσματα με βάση το χρόνο</i>	87
<i>Εικόνα 48. Αποτελέσματα με βάση το είδος</i>	88
<i>Εικόνα 49. Αποτελέσματα με βάση το επίπεδο</i>	88
<i>Εικόνα 50. Κατηγοριοποίηση χρόνου-βαθμών</i>	89
<i>Εικόνα 51. Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης χρόνου-βαθμών</i>	89
<i>Εικόνα 52. Κατηγοριοποίηση με βάση το μέσο βαθμό</i>	90
<i>Εικόνα 53. Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με βάση το βαθμό</i>	91
<i>Εικόνα 54. Αρχείο με βάση το βαθμό και τον αριθμό προσπαθειών</i>	92
<i>Εικόνα 55. Αποτελέσματα του WEKA</i>	92
<i>Εικόνα 56. Διαγραφή προηγούμενων περιεχομένων</i>	93
<i>Εικόνα 57. Επιλογή μαθήματος</i>	94
<i>Εικόνα 58. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό δυσκολίας</i>	95
<i>Εικόνα 59. Κατηγοριοποίηση με βάση το είδος του κάθε μαθήματος</i>	95
<i>Εικόνα 60. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο, για τα τμήματα, που θεωρούνται exercise</i>	96
<i>Εικόνα 61. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο, για τα τμήματα, που θεωρούνται exercise</i>	96
<i>Εικόνα 62. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό, για τα τμήματα που θεωρούνται exercise</i>	97
<i>Εικόνα 63. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό, για τα τμήματα που θεωρούνται exercise</i>	97
<i>Εικόνα 64. Κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών, για τα τμήματα, που θεωρούνται exercise</i>	98
<i>Εικόνα 65. Κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών, για τα τμήματα, που θεωρούνται exercise</i>	98
<i>Εικόνα 66. Μενού για στοιχεία με βάση την επισκεψιμότητα</i>	98
<i>Εικόνα 67. Αριθμός επισκέψεων και μέσος χρόνος ανα μαθητή</i>	99
<i>Εικόνα 68. Αποτελέσματα με περιορισμούς στα κριτήρια αναζήτησης</i>	100
<i>Εικόνα 69. Επισκέψεις στις εργαστηριακές ασκήσεις</i>	101
<i>Εικόνα 70. Επισκέψεις στις εργασίες</i>	101
<i>Εικόνα 71. Μενού για στοιχεία με βάση το χρόνο</i>	102
<i>Εικόνα 72. Εισαγωγικές Έννοιες-Στατιστικά ανά μέρα</i>	102
<i>Εικόνα 73. Εργαστηριακές Ασκήσεις-Στατιστικά ανά μέρα</i>	102
<i>Εικόνα 74. Εργασίες-Στατιστικά ανά μέρα</i>	103
<i>Εικόνα 75. Κατάταξη επισκέψεων με βάση χρονικά διαστήματα</i>	104
<i>Εικόνα 76. Μενού για ανάλυση με βάση τα πρότυπα πλοήγησης</i>	105
<i>Εικόνα 77. Πρώτη ενότητα πλοήγησης για τη Σκακιέρα</i>	105
<i>Εικόνα 78. Ποιοι είχαν την περιγραφή πρώτη επιλογή και ποιες είναι οι τελευταίες επιλογές (χρονικά)</i>	106
<i>Εικόνα 79. Αρχική και τελική ενότητα επισκέψεων για τη Σκακιέρα</i>	107

<i>Εικόνα 80. Επαναλάμβανόμενες δραστηριότητες για το «Εργασίες και Συστήματα»</i>	108
<i>Εικόνα 81. Προτυπο Πλοήγησης για την ενότητα «Υπολογιστικά Συστήματα»...</i>	109
<i>Εικόνα 82. Μενού για ανάλυση με βάση κανόνες συσχέτισης και ακολουθιακά πρότυπα</i>	109
<i>Εικόνα 83. Κανόνες Συσχέτισης για τις ενότητες «Εργασίες & Συστήματα» και «Υπολογιστικά Συστήματα»</i>	110
<i>Εικόνα 84. Κορυφαίοι Κανόνες Συσχέτισης για τις «Εισαγωγικές Έννοιες»</i>	111
<i>Εικόνα 85. Πίνακας ακολουθιακών προτύπων για τις «Εργασίες & Συστήματα» και «Περιγραφή» της «Σκακιέρας»</i>	112
<i>Εικόνα 86. Μενού για ανάλυση με βάση τις ακολουθίες</i>	113
<i>Εικόνα 87. Πίνακας ακολουθιακών μονοπατιών για τις «Εργασίες & Συστήματα» και την επιλογή «Choose Any Topic»</i>	114
<i>Εικόνα 88. Δημιουργία νέου σεναρίου και επιλογή πρώτης δραστηριότητας</i>	115
<i>Εικόνα 89. Προσθήκη επόμενης δραστηριότητας</i>	115
<i>Εικόνα 90. Επιλογή εξόδου από το μάθημα</i>	115
<i>Εικόνα 91. Παρουσίαση αποτελεσμάτων του σεναρίου, για τον κόμβο «Εργασίες & Συστήματα»</i>	116
<i>Εικόνα 92. Μενού επιλογών του WEKA</i>	117
<i>Εικόνα 93. Πίνακας με στατιστική κατηγοριοποίηση μαθητών, που πήραν μέρος στην «Εργασία 1η»</i>	119
<i>Εικόνα 94. Πίνακας αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης WEKA με βάση το χρόνο</i>	120
<i>Εικόνα 95. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο και το είδος της δραστηριότητας</i>	122
<i>Εικόνα 96. Στατιστική κατηγοριοποίηση για την «Εργασία 2η» από το LDAT...</i>	123
<i>Εικόνα 97. Αρχείο ικανοποιητικών βαθμών</i>	124
<i>Εικόνα 98. Αποτελέσματα WEKA για τους ικανοποιητικούς βαθμούς</i>	124
<i>Εικόνα 99. Κατηγοριοποίηση με βάση χρόνο-βαθμό-αριθμό προσπαθειών</i>	125
<i>Εικόνα 100. Αποτελέσματα του WEKA για κατηγοριοποίηση με βάση χρόνο-βαθμό-προσπαθειες</i>	126
<i>Εικόνα 101. Διαδικασίες συγκέντρωσης δεδομένων και εξόρυξης γνώσης για το QM [52]</i>	55
<i>Εικόνα 102. Εξόρυξη γνώσης με βάση το Moodle [53]</i>	56

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή

1. Ανάγκη για Εξόρυξη Γνώσης

Το διαδίκτυο αναπτύχθηκε ως τεχνολογία στο μέσο της δεκαετίας του 1990. Την τελευταία δεκαετία ο όγκος δεδομένων του διαδικτύου παρουσίασε τεράστια αύξηση, που δεν είχε προβλεφθεί από την αρχή. Νέα είδη επιχειρήσεων παρουσιάστηκαν, όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο, το οποίο επηρέασε την αγορά και δημιούργησε νέα είδη αγορών. Όσο μεγαλώνει και ωριμάζει αυτός ο χώρος, τόσο εντονότερο γίνεται το πρόβλημα, το οποίο είναι πως μια ηλεκτρονική εταιρεία χρειάζεται να αξιολογεί την παρουσία της και την επιρροή της στο διαδίκτυο, ώστε να αυξάνει τα κέρδη της και να βελτιώνει τις υπηρεσίες που παρέχει. Πληροφορίες όπως ο τρόπος με τον οποίο πλοηγείται ο χρήστης μέσα στις σελίδες της, ποιες διαφημιστικές καμπάνιες του τραβούν την προσοχή είναι πολύ σημαντικές για την εταιρεία. Η ανάλυση των συμπεριφορών των χρηστών στο διαδίκτυο μπορεί να βοηθήσει σημαντικά[51].

Η εξόρυξη γνώσης είναι μια διαδικασία ανάλυσης και επεξεργασίας δεδομένων εξετάζοντάς τα κάτω από πολλαπλές οπτικές γωνίες και εξάγοντας χρήσιμα συμπεράσματα, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εκτιμήσεις πωλήσεων αύξηση κέρδους και λοιπά [48]. Τα διάφορα εργαλεία για την εξόρυξη γνώσης επιτρέπουν στους χρήστες να αναλύσουν δεδομένα από διαφορετικές οπτικές γωνίες, να τα κατηγοριοποιούν και να καταγράφουν τις σχέσεις, που βρίσκουν μεταξύ τους. Η τεχνική της εξόρυξης γνώσης χρησιμοποιείται σήμερα στο ηλεκτρονικό εμπόριο[48], για κυβερνητικούς σκοπούς[50], αλλά και στην ηλεκτρονική μάθηση.

1.2 Εξόρυξη Γνώσης στην Ηλεκτρονική Μάθηση

Με την εκτόξευση της χρήσης του διαδικτύου έγινε πραγματικότητα και η ιδέα για ηλεκτρονική μάθηση. Είναι ένας τρόπος κατευθυνόμενων οδηγιών μέσα από τον υπολογιστή, που δεν εξαρτάται από ένα συγκεκριμένο χώρο διδασκαλίας ή ένα συγκεκριμένο υλισμικό. Τα δημόσια και ιδιωτικά σχολεία ολοένα και

αυξάνουν την παροχή ηλεκτρονικών συστημάτων μάθησης (ΣΔΜ). Τα ΣΔΜ είναι εργαλεία λογισμικού σχεδιασμένα να διαχειρίζονται τη μαθησιακή διαδικασία και γνώση και να παρέχουν συμπληρωματική βοήθεια στους μαθητές. Παρόλο, που τα ΣΔΜ παρέχουν χρήσιμα εργαλεία για συνεργατική μάθηση (όπως ηλεκτρονικά δωμάτια συνομιλιών, ηλεκτρονικό ταχυδρομείο και άλλα), παρουσιάζουν όλα τη γνώση με τον ίδιο τρόπο.

Έχουν αναπτυχθεί συστήματα για να προσωποποιούν τη διαδικασία της γνώσης ανάλογα με της ανάγκες του μαθητή με τη χρήση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης, όπως είναι η μηχανική μάθηση και η εξόρυξη γνώσης (AIWBES). Η εξόρυξη γνώσης είναι ένα κομμάτι της διαδικασίας επεξεργασίας Εύρεσης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (ΕΦΒΔ) και σημαίνει πως αποσπά σημαντικές πληροφορίες από μεγάλους όγκους δεδομένων, που πρωτίστως φαίνονται ασήμαντα και άχρηστα.

Η βοήθεια, που παρέχεται από τα προηγούμενα εργαλεία στο μαθητή είναι πολύ μεγάλη και σημαντική, διότι βοηθάει σε μεγάλα ποσοστά απορρόφησης της γνώσης και κατανόησής της. Από την άλλη πλευρά και οι καθηγητές χρειάζονται εργαλεία κατανόησης της μαθησιακής συμπεριφοράς και νοοτροπίας. Αυτός είναι ο σκοπός αυτής της εργασίας. Μέσα από τη χρήση της εξόρυξης γνώσης και πιο συγκεκριμένα μέσα από τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης να ανατροφοδοτήσει τον καθηγητή για τις συνήθειες και τα πρότυπα πλοήγησης των μαθητών του, ώστε να μπορεί να προσαρμόσει το μάθημά του στις ανάγκες και στο επίπεδο των μαθητών που το παρακολουθούν.

1.3 Αντικείμενο της εργασίας

Το εργαλείο LDAT Tool έχει αναπτυχθεί ώστε να εξάγει στατιστικά αποτελέσματα με βάση τα αρχεία καταγραφής κινήσεων του συστήματος διαχείρισης μάθησης IBM Lotus. Μέσα από αυτό εξάγονται αποτελέσματα με βάση το χρόνο πλοήγησης, τη συχνότητα, και τα πρότυπα πλοήγησης, που παρατηρούνται.

Στη συγκεκριμένη εργασία, η οποία είναι η επέκταση του LDAT Tool, γίνεται η προσπάθεια να μελετηθεί η ηλεκτρονική συμπεριφορά των μαθητών με έμφαση τις προσπάθειες, που κάνουν σε εργαστηριακές ασκήσεις και εξετάσεις,

χρησιμοποιώντας τους αλγορίθμους ηλεκτρονικής μάθησης, του WEKA. Θα επικεντρωθούμε στη συσχέτιση των αποτελεσμάτων των μαθητών με το βαθμό δυσκολίας των εξετάσεων, με το μέσο βαθμό επιτυχίας στο μάθημα και το συνδυασμό των προηγούμενων με το συνολικό αριθμό προσπαθειών, που έγιναν από τον εκάστοτε μαθητή για την επίλυση των τεστ.

Τέλος γίνεται προσπάθεια να παρουσιαστούν τα αποτελέσματα, όσο το δυνατόν πιο απλά και κατανοητά για το διδάσκοντα, χωρίς χρήση σύνθετων όρων, ώστε ο καθηγητής να μπορεί εύκολα και άμεσα να αποκτά εικόνα των προσπαθειών των μαθητών του.

1.4 Δομή της εργασίας

Αρχικά θα παρουσιαστεί μια ανασκόπηση για το τι δημιούργησε την ανάγκη για την ανάπτυξη της εξόρυξης γνώσης, γενικά, και στη συνέχεια πιο συγκεκριμένα στο χώρο της ηλεκτρονικής μάθησης. Θα μας απασχολήσουν οι τεχνικές, που αναπτύχθηκαν, ο τρόπος με τον οποίο γίνεται η εξόρυξη γνώσης (τα βήματα), η εξόρυξη γνώσης στα ΣΔΜ, ποια πρότυπα μαθησιακής συμπεριφοράς απασχόλησαν τους μελετητές, και χρειάστηκαν να εισαχθούν στα ΣΔΜ καθώς και οι δυσκολίες εισαγωγής αυτών των προτύπων, η ανάλυση των σχέσεων που αναπτύσσονται μέσα στα ΣΔΜ και η εκφορά χρήσιμων πληροφοριών από αυτά, η χρήση ευφυών τεχνολογιών όπως είναι η τεχνητή νοημοσύνη και τέλος, η χρήση του WEKA και των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, για την εξαγωγή ασφαλών και χρήσιμων αποτελεσμάτων, από τα πρότυπα πλοήγησης και τη χρήση των ΣΔΜ από τους μαθητές. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η υλοποίηση ενός συστήματος, που χρησιμοποιώντας τα αρχεία καταγραφής κινήσεων των μαθητών ενός ΣΔΜ, αναλύει αρχικά με χρήση στατιστικής και στη συνέχεια με τη βοήθεια του WEKA και των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης τα συμπεριφοριστικά πρότυπα των μαθητών και δίνει χρήσιμη ανατροφοδότηση στον καθηγητή. Τέλος, γίνεται σύγκριση του εργαλείου που αναπτύχθηκε με άλλα συστήματα και προτείνονται βελτιώσεις και επεκτάσεις του για το μέλλον, ώστε να υπάρξει ακόμα πιο λεπτομερής και εμπειριστατωμένη ανάλυση των μαθησιακών προτύπων πλοήγησης, που θα βοηθήσει στη βελτίωση της διδασκαλίας και στη μεγαλύτερη αφομοίωση της μεταδιδόμενης γνώσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Θεωρητική Επισκόπηση

2.1 Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ)

Η ελεύθερη μετάδοση και πρόσβαση στον παγκόσμιο ιστό και η ευκολία χρήσης των εργαλείων πλοήγησης, έχουν καταστήσει το διαδίκτυο πολύ δημοφιλή επιλογή για την εκπαίδευση από απόσταση. Αυτό, οδήγησε στην ανάπτυξη και στη χρήση μεγάλου αριθμού πλατφορμών ηλεκτρονικής μάθησης, καθώς και εργαλείων διαχείρισης μαθημάτων ανά τον κόσμο. Δε χωράει αμφιβολία, πως όλα αυτά τα μαθησιακά προγράμματα πρόκειται να αλλάξουν τη δομή της εκπαίδευσης σε όλες τις βαθμίδες, από τα σχολεία και τα πανεπιστήμια, μέχρι τα επαγγελματικά σεμινάρια και τη δια βίου μάθηση.

Για να εμπλουτιστεί η χρήση των διαδικτυακών εργαλείων μάθησης, είναι αναγκαίο να διαχωρίσουμε τις συμπεριφορές των μαθητευόμενων, που βρίσκονται συνδεδεμένοι στο σύστημα, οι οποίες θα βασίζονται στην ιδιαίτερη, προσωπική τους κατάσταση και ανάγκες καθώς και να αξιολογήσουμε την πραγματική μεταλαμπάδευση μάθησης. Παρολαυτά, και στους διδάσκοντες και στους διδασκόμενους, παρέχεται λίγη έως καθόλου υποστήριξη, ώστε να αξιολογούν τις δραστηριότητες των μαθητευόμενων στο διαδικτυακό περιβάλλον.

Ένα κλασσικό, διαδικτυακό εργαλείο μάθησης περιέχει ηλεκτρονικές σελίδες, παρέχοντας σημειώσεις καθώς και πηγές των μαθημάτων, που διδάσκονται στα πανεπιστήμια και στα κολλέγια, ακόμα και αν τα μαθήματα αυτά διδάσκονται ταυτόχρονα και με τον ίδιο τρόπο μέσα στις πανεπιστημιακές αίθουσες. Τα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) είναι διαδικτυακά εργαλεία ηλεκτρονικής μάθησης, που περιλαμβάνουν τρόπους παρουσίασης των περιεχομένων του μαθήματος, κουίζ, εργαλεία υποβολής εργασιών, αναφορές βαθμολογιών των σπουδαστών, αναλυτικά αρχεία καταγραφής κινήσεων των χρηστών και άλλα. Οι διδάσκοντες παρέχουν υλικό, που έχει καλυφθεί κατά τη διάρκεια της διδασκαλίας στην αίθουσα και οι διδασκόμενοι παρακινούνται να χρησιμοποιήσουν τις πηγές αυτές και να συμμετέχουν διαδικτυακά σε διάφορες διαδικασίες μέσα από το ΣΔΜ. Όμως, είναι δύσκολο για τους διδάσκοντες να

καταγράφουν και να ταυτοποιήσουν όλες τις διαδικασίες και τις κινήσεις, που έχουν γίνει από τους μαθητές τους. Επιπρόσθετα, είναι εξίσου δύσκολο να βαθμολογήσουν και να κρίνουν τη δομή του περιεχομένου του μαθήματος, την επάρκεια και τη συμβολή του στη μαθησιακή διαδικασία. Θα ήταν πολύ εύκολο να υπήρχε ένα αυτοματοποιημένο εργαλείο, που θα έδινε αντικειμενική και ορθή ανατροφοδότηση των κινήσεων των χρηστών, ούτως ώστε να γίνεται ευκολότερη η παρατήρηση της μαθησιακής διαδικασίας και η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας της διαδικτυακής δομής του μαθήματος[10]. Από την άλλη πλευρά, οι μαθητές, θα μπορούσαν να υποστηρίζονται σημαντικά, εάν το σύστημα είχε τη δυνατότητα να τους καθοδηγεί μέσα από τα βήματα, που επιλέγουν να ακολουθούν και με έξυπνο τρόπο να τους προτείνει ηλεκτρονικές ενασχολήσεις και πηγές, που θα μπορούσαν να υποστηρίξουν και να βελτιώσουν τη μάθησή τους.

Τα τελευταία χρόνια, έχουν παρουσιαστεί πολλές μελέτες για τη διερεύνηση της πιθανής χρήσης της εξόρυξης γνώσης για λήψη αποφάσεων στα εργαλεία ηλεκτρονικής μάθησης [1-7], όπως επίσης και για να ερευνηθούν διαφορετικές και μη επισημασμένες μαθησιακές διαδικασίες, με τη βοήθεια των αντιδράσεων-απαντήσεων των μαθητών, μέσα από τα δεδομένα των εργαλείων ηλεκτρονικής μάθησης [8-9]. Οι έρευνες διαχειρίστηκαν δεδομένα από την ηλεκτρονική συμπεριφορά των χρηστών, συνδυάζοντάς τα με εκείνα, που περιείχαν τις κινήσεις τους, περιεχόμενο και το ηλεκτρονικό προφίλ τους, ώστε να πάρουν δραστικές και σωστές αποφάσεις, όσον αφορά τις διδακτικές μεθόδους και τα μοντέλα παράδοσης του μαθήματος. Ένα άλλο διαδικτυακό εργαλείο σχεδιάστηκε για να αναλύσει τη διαδουκτιακή συμπεριφορά πλοήγησης του χρήστη και λάμβανε πληροφορίες, που είχαν να κάνουν με την εικονική σχεδίαση του προγράμματος σπουδών και των μαθημάτων [3], όπου οι συγγραφείς του συγκεκριμένου εργαλείου [4], πρότειναν νέες τεχνολογίες εξόρυξης γνώσης για συνεργατικές τεχνολογίες μάθησης. Τέλος, αναπτύχθηκαν εργαλεία [9], που οδηγούν σε αξιοσημείωτες εφαρμογές προτάσεων προς το χρήστη, προσωποποίησης του ΣΔΜ ανάλογα με τις προτιμήσεις και τις μαθησιακές διαδικασίες του κάθε σπουδαστή είτε για την πρόβλεψη αποτελεσμάτων των σπουδαστών στις εξετάσεις, χρησιμοποιώντας έξυπνες τεχνικές [37].

2.2 Εξόρυξη γνώσεων

Τις τελευταίες δεκαετίες, οι εξελίξεις στην επιστήμη υπολογιστών ήταν ραγδαίες και οδήγησαν στην παραγωγή και τη συγκέντρωση τεράστιων όγκων δεδομένων, που ήταν αδύνατο για τις ανθρώπινες ικανότητες να τα αναλύσουν και να πάρουν χρήσιμα συμπεράσματα. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να έχουμε πολλά δεδομένα, αλλά σχεδόν καθόλου πληροφορία. Γι'αυτό το λόγο δημιουργήθηκε η ανάγκη για την ύπαρξη εργαλείων, που με έξυπνο και γρήγορο τρόπο να μπορούν να μετατρέπουν τα απλά δεδομένα σε χρήσιμη πληροφορία. Κάτω από αυτή την ανάγκη δημιουργήθηκε η εξόρυξη γνώσης από μεγάλες βάσεις δεδομένων με τη βοήθεια των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Υπάρχουν πολλές τεχνικές ώστε να επιτευχθεί η εξόρυξη γνώσεων [26], [39]. Μια από αυτές είναι η κατηγοριοποίηση, όπου σετ εγγραφών δημιουργούνται μέσω από προ-κατηγοριοποιημένα παραδείγματα και έτσι δημιουργείται ένα μοντέλο από τις περιγραφές αυτών των σετ. Αυτό το μοντέλο εφαρμόζεται στις ακατέργαστες εγγραφές, δίνοντας τα σωστά αποτελέσματα. Μια άλλη τεχνική είναι η πρόβλεψη. Η τελευταία, βασίζεται σε ήδη υπάρχουσες πληροφορίες και βάσει αυτών προβλέπεται τι θα συμβεί στο μέλλον. Μια πολύ χρήσιμη τεχνική είναι αυτή, σύμφωνα με την οποία γίνονται συσχετίσεις, που καθορίζει, δηλαδή, ποια στοιχεία ταιριάζουν, για παράδειγμα ποια στοιχεία αγοράζονται μαζί σε κάποια ηλεκτρονικό κατάστημα. Άλλη τεχνική είναι η συσταδοποίηση, η οποία συγχέεται με την κατηγοριοποίηση. Στη συσταδοποίηση δημιουργούμε συστάδες στοιχείων, όπως στην κατηγοριοποίηση, αλλά η διαφορά είναι πως στη συσταδοποίηση οι τιμές των χαρακτηριστικών των συστάδων δεν είναι ορισμένες από πριν, αλλά προέρχονται από την ανάλυση των δεδομένων.

Υπάρχουν, επίπρόσθετα, διάφορες μεθοδολογίες [27], που χρησιμοποιούνται για την εξόρυξη γνώσης [32]. Είναι η *από πάνω προς τα κάτω*, η *από κάτω προς τα πάνω* και η *υβριδική*. Στην *από πάνω προς τα κάτω* προσέγγιση, ξεκινάμε με μια υπόθεση και στη συνέχεια φτιάχνουμε ένα ερώτημα στη βάση, που θα ελέγχει την υπόθεση αυτή. Αν η υπόθεσή μας δεν επαληθεύεται, την αναθεωρούμε. Στην *από κάτω προς τα πάνω* προσέγγιση μπορεί να ελεγχθεί (ελεγχόμενη μάθηση), αν υπάρχουν υποένοιες, τι ψάνουμε, ή χωρίς να ελέγχεται (μη ελεγχόμενη μάθηση), αν δεν γνωρίζουμε τι ψάχνουμε. Η

υβριδική προσέγγιση είναι ένας συνδυασμός της από πάνω προς τα κάτω και της από κάτω προς τα πάνω προσέγγισης. Για παράδειγμα μπορούμε να ξεκινήσουμε με από κάτω προς τα πάνω, να ανακαλύψουμε ένα πρότυπο και να συνεχίσουμε με από πάνω προς τα κάτω μεθοδολογία.

Η εξόρυξη γνώσης χρησιμοποιείται σε μεγάλο αριθμό αποθηκών δεδομένων[27], όπως σχεσιακές βάσεις δεδομένων, μεγάλες αποθήκες δεδομένων, αντικειμενοστρεφείς βάσεις δεδομένων, πολυμεσικές βάσεις δεδομένων, σε μεγάλα αρχεία και άλλα. Μπορεί, επίσης, να εφαρμοστεί στον παγκόσμιο ιστό, με τη μορφή της διαδικτυακής εξόρυξης γνώσης.

2.2.1 Διαδικτυακή Εξόρυξη Γνώσης

Η ανάγκη διαχείρισης των δεδομένων εντατικοποιήθηκε, ειδικά μετά τη δημιουργία του παγκόσμιου ιστού. Είναι τόσο μεγάλο το μέγεθος των δεδομένων, που είναι αδύνατο να επεξεργαστούν με τα συμβατικά μέσα, που υπήρχαν στο μέσο της δεκαετίας του 90. Έτσι, οδηγηθήκαμε στη δημιουργία νέων εργαλείων ώστε να γίνεται αποδοτικά αυτή η επεξεργασία.

Η εξόρυξη γνώσης και οι διαδικτυακές τεχνολογίες αναπτύχθηκαν στο μέσο της δεκαετίας του 90, παρόλο που δεν υπήρχε συσχετισμός μεταξύ τους εκείνη τη χρονική περίοδο. Η διαδικτυακή εξόρυξη γνώσης χρησιμοποιεί τεχνικές και μεθοδολογίες όμοιες με εκείνες της παραδοσιακής εξόρυξης γνώσης. Χωρίζεται σε τρεις βασικές κατηγορίες:

- Διαδικτυακή εξόρυξη με βάση το περιεχόμενο
- Διαδικτυακή εξόρυξη χρήσιμων πληροφοριών
- Διαδικτυακή εξόρυξη με βάση δομές.

2.2.1.1 Διαδικτυακή Εξόρυξη με βάση το Περιεχόμενο

Υπάρχουν τόσα πολλά δεδομένα στον παγκόσμιο ιστό, που είναι πρόκληση η εξόρυξη των χρήσιμων δεδομένων. Όταν ο χρήστης κάνει μια αναζήτηση μέσω κάποιας μηχανής στον παγκόσμιο ιστό κατακλύζεται από δεδομένα. Η διαδικτυακή εξόρυξη περιεχομένου ειδικεύεται στην παροχή στο χρήστη της πληροφορίας που ζητάει στο διαδίκτυο, βασιζόμενη σε ανάλυση του περιεχομένου των διαδικτυακών ιστοσελίδων.

Για να αποσπαστούν τέτοιες πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα υπάρχοντα εργαλεία εξόρυξης γνώσης. Αυτή είναι μια καλή τεχνική αν τα δεδομένα βρίσκονται σε σχεσιακές βάσεις δεδομένων. Αλλά η πλειοψηφία των δεδομένων στο διαδίκτυο δεν ανήκουν σε κάποια δομή, έτσι είναι δύσκολο να αναλυθούν με τη χρήση μιας σχεσιακής βάσης δεδομένων.

Ένα ακόμη πρόβλημα της διαδικτυακής εξόρυξης με βάση το περιεχόμενο είναι ότι πολλές φορές τα δεδομένα δε βρίσκονται μέσα στη βάση, αλλά σε διαφορετικούς εξυπηρετητές. Γι' αυτό το λόγο χρειάζεται η δημιουργία αποθηκών δεδομένων, ώστε να οργανωθούν και να καθίσταται ευκολότερη η επεξεργασία τους.

2.2.1.2 Διαδικτυακή εξόρυξη με βάση τη χρήση των πληροφοριών

Στη διαδικτυακή εξόρυξη με βάση τη χρήση των πληροφοριών, η οποία στηρίζεται σε πρότυπα χρήσης των ίδιων των χρηστών, οι προβλέψεις γίνονται σε σχέση με τις σελίδες[28], που μπορεί να θέλει κάποιος χρήστης να δει. Με αυτόν τον τρόπο, αυτή η τεχνική έχει ως στόχο την παροχή καλύτερης και ταχύτερης πλοήγησης στις ιστοσελίδες. Χρησιμοποιεί τα διαδικτυακά αρχεία κινήσεων των χρηστών, που αντικατοπτρίζουν την αλληλεπίδρασή τους με κάποιο ιστότοπο.

2.2.1.3 Διαδικτυακή εξόρυξη με βάση τη δομή

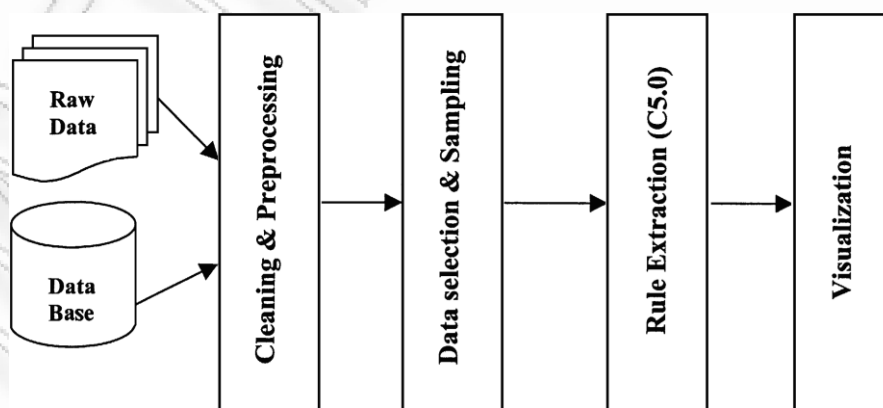
Η διαδικτυακή εξόρυξη με βάση τη δομή αναφέρεται στη δομή των υπερσυνδέσμων, που συνδέονται μέσα στις ιστοσελίδες. Η κατηγορία αυτή σχετίζεται με την εξόρυξη με βάση τη χρήση των πληροφοριών. Για παράδειγμα,

για την καθοδήγηση του χρήστη στο θέμα της πλοήγησης χρησιμοποιούνται και οι δύο τεχνικές, γιατί χρειάζεται η ανάλυση των υπερσυνδέσμων, ούτως ώστε να ελέγξουμε που βρίσκεται ο χρήστης και, επιπλέον, ποιές σελίδες μπορεί να προσπελάσει από εκεί που βρίσκεται. Επίσης, η εξόρυξη με βάση τη δομή χρησιμοποιείται και από μηχανές αναζήτησης, για παράδειγμα, όταν γίνεται αναζήτηση για κάποιο αλφαριθμητικό, η σελίδα με το αλφαριθμητικό αναζήτησης, που έχει τους περισσότερους συνδέσμους πάνω της, είναι πιθανότερο να εμφανιστεί πρώτη.

2.2.2 Βήματα εξόρυξης γνώσης

Για να μπορέσουμε να λάβουμε τις πληροφορίες, που πραγματικά επιθυμούμε από τις μεγάλες αποθήκες δεδομένων, χρειάζεται να ακολουθήσουμε τα εξής βήματα:

- Αναζήτηση της περιοχής των δεδομένων, που θα μελετήσουμε
- Προετοιμασία των δεδομένων (τα μετατρέπουμε σε μορφή, που μπορεί να επεξεργαστεί)
- Εξόρυξη πληροφοριών από τα δεδομένα
- Λήψη χρησιμων αποτελεσμάτων
- Αξιολόγηση αποτελεσμάτων
- Επανεκκίνηση του κύκλου, αν αυτό είναι επιθυμητό.



Εικόνα 1. Βήματα για εξόρυξη γνώσης [29]

Αρχικά αναζητούμε την περιοχή των δεδομένων, που θα αναλύσουμε. Αυτό γίνεται επειδή τα δεδομένα μπορούν να βρίσκονται μέσα στην ίδια την εταιρεία ή οπουδήποτε αλλού στον κόσμο. Μπορεί να βρίσκονται μέσα σε ένα εξυπηρετητή είτε να είναι κατανεμημένα σε περισσότερους. Μπορεί να είναι στη μορφή κειμένου, εικόνας, βίντεο ή και ήχου. Πρέπει, λοιπόν, να γνωρίζουμε ποιά είναι τα δεδομένα που χρειαζόμαστε, που μπορούμε να τα βρούμε και μετά να πάμε να τα συλλέξουμε.

Τα δεδομένα χρειάζεται να μετατραπούν στο σωστό τύπο, κάτι που είναι ιδιαίτερα δύσκολο και χρονοβόρο. Μπορεί να πρέπει να εισαχθούν σε βάσεις δεδομένων είτε να πρέπει να φτιαχτεί κάποια αποθήκη δεδομένων. Αυτό είναι ένα από τα πιο δύσκολα βήματα στην εξόρυξη γνώσης. Ένα άλλο εξίσου σημαντικό βήμα, αφού έχουμε φέρει τα δεδομένα στο σωστό τύπο, είναι ο καθαρισμός τους, με το να διαγράψουμε εκείνα που είναι περιττά.

Τέλος, τα δεδομένα είναι έτοιμα. Το επόμενο βήμα είναι να βρεθούν πρότυπα, που να μας βολεύουν και να ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις μας, με τη χρήση των κατάλληλων εργαλείων. Βέβαια, πρέπει να έχουμε καθορίσει τι θεωρούμε πως ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις μας, κάτι το οποίο είναι αρκετά χρονοβόρο και πολύ σημαντικό αν λάβουμε υπ' όψιν μας τις αποφάσεις, που χρειάζεται να πάρουμε.

2.2.3 Εξόρυξη Γνώσεων στα ΣΔΜ

Στα περιβάλλοντα των διαδικτυακών ΣΔΜ, η ανακάλυψη προτύπων από το ιστορικό πλοήγησης, από την εξόρυξη πληροφοριών από το διαδίκτυο μπορεί να ρίξει φως στη συμπεριφορά των μαθητών και την αποδοτικότητα των προτύπων, που χρησιμοποιούνται, για την υιοθέτηση και την παραμετροποίηση της παρουσίασης του διδακτικού υλικού, παρέχοντας αυτοματοποιημένες προτάσεις για δραστηριότητες κλπ. Αυτά τα πρότυπα όμως, δεν μπορούν να παραχθούν με απλές στατιστικές αναλύσεις [6].

Τον τελευταίο καιρό, η εξόρυξη γνώσης, μέσω του παγκόσμιου ιστού χρησιμοποιείται ευρέως στο κομμάτι του ηλεκτρονικού εμπορίου, με βασικό στόχο την αύξηση των πωλήσεων και του καθαρού κέρδους. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την κατανόηση της ηλεκτρονικής συμπεριφοράς των πελατών.

Παρόλαυτά, η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα ηλεκτρονικής μάθησης, είναι τεχνικά πολύ δυσκολότερη από εκείνη του ηλεκτρονικού εμπορίου, από τη στιγμή που τα σημερινά εργαλεία εξόρυξης είναι περιορισμένα, ως προς τον τρόπο υποστήριξης αλληλεπιδραστικών τρόπων εξόρυξης, και γι' αυτό το λόγο, είναι περιορισμένη και η αξιολόγηση των ΣΔΜ [7-9].

Μια κίνηση ηλεκτρονικού εμπορίου μπορεί να είναι απλή, να περιγράφεται με σαφήνεια και δεν είναι υποχρεωτικό να περιέχει εξαρτήσεις. Ακολουθεί συγκεκριμένα βήματα, όπως «πλοήγηση», «επιλογή αντικειμένου προς αγορά», «παραγγελία», «ολοκλήρωση αγοράς-εξόδος», κάτι που μπορεί να θεωρηθεί ως μια σύνοδος στο φυλλομετρητή. Αντίθετα, μία μαθησιακή σύνοδος στο φυλλομετρητή, μπορεί να επεκτείνεται σε πολλές και παράλληλες ενεργές συνδέσεις. Για παράδειγμα, ένας μαθητής μπορεί να προσπελάσει ένα μάθημα πολλές φορές, να περιηγηθεί σε άλλες σελίδες και άλλα μέρη του συγκεκριμένου μαθήματος, να φύγει, να επιστρέψει και να δουλέψει πάνω σε αυτές για μεγάλη χρονική περίοδο, από την πρώτη του επίσκεψη.

Ο ορισμός και η απομόνωση αυτών των μεμονωμένων αντιδράσεων, από μεγάλες λίστες δυσδιάκριτων και άτακτων λιστών από κλικ του ποντικιού, απαιτούν και αποτελούν μια μέγιστη πρόκληση. Όταν τα διαδικτυακά αυτά δεδομένα καθαριστούν και απομονωθούν, η εξόρυξη μπορεί να γίνει μόνο αν η ακολουθία των λειτουργιών, μπορεί να αντιστοιχιστεί σε πραγματικές διαδικασίες, όπως ανάγνωση υλικού και προσπάθεια επίλυσης κάποιου τεστ, ανάθεση εργασιών, και άλλα. Τέλος, οι σύνοδοι στο φυλλομετρητή, που ανοίγονται μετά από κάποιο κλικ ποντικιού, θα πρέπει να συνδέονται με ήδη υπάρχοντα αξιολογημένα δεδομένα, βαθμούς εξετάσεων ή κατηγοριοποιήσεις, για τη λήψη καλύτερων και εμπειριστατωμένων πληροφοριών. Αυτό όμως απαιτεί αλληλεπίδραση των δεδομένων από πολλαπλές, και συχνά ασύμβατες μεταξύ τους, πηγές.

2.2.4 Διαφορετικοί μαθησιακοί τρόποι αφομοίωσης γνώσης

Η εξόρυξη γνώσης μέσα από το διαδίκτυο, μπορεί να θεωρηθεί ως διύλιση άγνωστης, αγωγίμης νοημοσύνης από την αλληλεπίδραση με ένα διαδικτυακό μαθησιακό περιβάλλον. Η σύμπραξη της εξόρυξης σε συνδυασμό με τις θεωρίες

μάθησης [11], όπως τη θεωρία των διαφορετικών μαθησιακών τρόπων και αντιλήψεων των σπουδαστών, λαμβάνεται υπ' όψιν στο ελάχιστο, κατά τη σχεδίαση και την ανάπτυξη ενός εργαλείου ηλεκτρονικής μάθησης.

Με το να λαμβάνονται υπ' όψιν οι διαφορετικοί τρόποι μάθησης, η κατασκευή ενός ΣΔΜ βασίζεται στην υπόθεση, ότι οι μαθητές παρουσιάζουν πρότυπα συμπεριφοράς, που αντιστοιχούν στους δικούς τους τρόπους μάθησης. Η εξακρίβωση αυτών των τρόπων πηγαίνει ένα βήμα μπροστά την παραμετροποίηση και προσωποποίηση του ΣΔΜ και τονίζει τις διαφορετικές ανάγκες μάθησης. Για να ανιχνευθούν και να χρησιμοποιηθούν τα διαφορετικά μαθησιακά στυλ, μπορεί να χρησιμοποιηθεί εσωτερικά ένα μοντέλο [13], αποτελούμενο από κανόνες συσχέτισης και ακολουθιακά πρότυπα και εξωτερικά μερικά διαδικτυακά ερωτηματολόγια για τους τρόπους μάθησης των ενδιαφερομένων, συνδυάζοντας διάφορες θεωρίες μάθησης [12].

2.2.5 Αξιολόγηση μαθησιακής συμπεριφοράς

Η εκπαίδευση από απόσταση υιοθετίθηκε πολύ γρήγορα και χρησιμοποιήθηκε όχι μόνο για παροχή διδακτικού υλικού (και του ίδιου του μαθήματος) αλλά και για ανταλλαγή απόψεων και γνώσεων. Κλασικά διαδικτυακά περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης, όπως το Virtual-U [14] και το Web-CT[15], περιλαμβάνουν εργαλεία μεταφοράς του μαθήματος στην πλατφόρμα τους, σύγχρονα και ασύγχρονα μέσα για τηλεδιάλεξη, ψηφοφορίες και κουίζ, εικονικά περιβάλλοντα εργασίας για ανταλλαγή πληροφοριών, πίνακες ανακοινώσεων και διαλέξεων, εργαλεία παραγωγής αναφορών, αρχεία καταγραφής κινήσεων των χρηστών, στοιχεία προώθησης και ανάθεσης εργασιών και άλλα. Στην εικονική αίθουσα διδασκαλίας οι καθηγητές παρέχουν πηγές δεδομένων όπως κείμενο, πολυμέσα εξομοιωτές και ελέγχουν τις συζητήσεις. Οι απομακρυσμένοι χρήστες παροτρύνονται να χρησιμοποιούν τις πηγές αυτές και να συμμετέχουν στις διάφορες δραστηριότητες που τους παρέχονται. Παρόλαυτά, είναι πολύ δύσκολο και χρονοβόρο για τους εκαπιδευτές να καταγράφουν και να παρακολουθούν όλες τις δραστηριότητες, που παίρνουν μέρος οι μαθητές τους. Επιπρόσθετα, είναι αρκετά δύσκολο να αξιολογήσουν τη δομή του περιεχομένου του μαθήματος και την αποδοτικότητα του στη μαθησιακή διαδικασία.

Τα διαδικτυακά ΣΔΜ στηρίζονται σε διαδικτυακούς εξυπηρετητές, ώστε να παρέχουν πρόσβαση στους πόρους και στις εφαρμογές. Κάθε ξεχωριστή απαίτηση που λαμβάνει ο διαδικτυακός εξυπηρετητής καταγράφεται σε ένα αρχείο καταγραφής προσπελάσεων, κυρίως για να καταχωρήσει την προέλευση αυτής της αίτησης, καταγράφοντας τη συγκεκριμένη χρονική στιγμή και την πηγή, που ζητάει να προσπελάσει ή να χρησιμοποιήσει, είτε είναι αυτή μια διαδικτυακή σελίδα, που περιέχει ένα κομμάτι από κάποια παράδοση διδασκαλίας είτε η απάντηση σε κάποιο θέμα εξετάσεων, είτε η συμμετοχή σε μια εικονική συζήτηση. Το διαδικτυακό αρχείο καταγραφής παρέχει τα ακατέργαστα ίχνη, που αφήνουν οι μαθητές από την πλοήγησή τους στις διάφορες διαδικασίες.

Παρόλο που τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής είναι φτωχά σε συσχετιζόμενες πληροφορίες, παρέχουν πολλαπλές προσπελάσεις διαφορετικών χρηστών, περιέχουν εσφαλμένες και άχρηστες εγγραφές και είναι πολύ μεγάλα, υπάρχουν πολλές τεχνικές για τον καθαρισμό και το μετασχηματισμό τους όπως και προηγμένες προσεγγίσεις για ανακάλυψη κρυμμένων και χρήσιμων προτύπων γ'αυτά. Με τη βοήθεια της εξόρυξης πληροφοριών από αυτά μπορεί να εξαχθούν πληροφορίες από το ιστορικό πλοήγησης του χρήστη και να βγουν συμπεράσματα για το προφίλ πλοήγησης του και επιπρόσθετα για την αποδοτικότητα της διαδικτυακής διδασκαλίας. Τα πρότυπα, που ανακαλύπτονται με αυτόν τον τρόπο, μπορούν να φανούν χρήσιμα στην αξιολόγηση των δραστηριοτήτων στις οποίες παίρνουν μέρος οι μαθητές αλλά μπορούν και να ληφθούν ως κριτήριο για την παραμετροποίηση του περιεχομένου του μαθήματος ή για τη δημιουργία προτάσεων συγκεκριμένων δραστηριοτήτων προς τους εκπαιδευόμενους, αναφερόμενοι σε προσωπικά κριτήρια του καθενός.

Υπάρχουν εργαλεία για ανάλυση των διαδικτυακών αρχείων καταγραφής κινήσεων των χρηστών όπως το NetTracker, SurfAid, και άλλα, τα οποία, όμως, παρέχουν περιορισμένη στατιστική ανάλυση [16]. Για παράδειγμα, μια κλασική αναφορά περιέχει εγγραφές της μορφής: «κατά τη συγκεκριμένη χρονική στιγμή t, έγιναν n κλικ, που αναφέρονται στη συγκεκριμένη διαδικτυακή ιστοσελίδα p». Παρόλαυτά, τα αποτελέσματα, που παρέχονται από τα προηγούμενα εργαλεία έχουν περιορισμένες δυνατότητες, όσον αφορά τη βοήθεια και την κατανόηση της εσωτερικής χρήσης των πληροφοριών και των κρυμμένων τάσεων και

μηνυμάτων. Αυτό που είναι αναγκαίο, είναι μια περίληψη των τάσεων, που να μπορεί να ερμηνευτεί από τους διδάσκαλους, που χρησιμοποιούν τα διαδικτυακά ΣΔΜ.

Υπάρχουν περισσότερο εκλεπτυσμένα εργαλεία που χρησιμοποιούν τεχνικές εξόρυξης γνώσεων και πηγαίνουν ένα βήμα πιο πέρα από τις κλασικές στατιστικές αναλύσεις, που αναπτύχθηκαν λόγω της απήχησης και της διάδοσης του ηλεκτρονικού εμπορίου [17]. Το πρόβλημα, που προκύπτει, είναι πως οι διδάσκοντες είναι ήδη βεβαρυμένοι με πολύπλοκες εργασίες, ως προς την τροφοδότηση του ΣΔΜ με το απαραίτητο εκπαιδευτικό υλικό και δεν θα πρέπει να βαρύνονται με επιπλέον ενασχολήσεις, όπως η εξόρυξη γνώσης. Χρειάζεται, λοιπόν, η δημιουργία ενός συστήματος, που με εύκολο και κατανοητό τρόπο θα ανακαλύπτει τα πρότυπα [18].

Τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής υφίστανται επεξεργασία, η οποία διέρχεται από τρία στάδια: συγκέντρωση των δεδομένων και προεργασία, ώστε να φιλτραριστούν και να τυποποιηθούν τα δεδομένα, από τα αρχία καταγραφής. Στη συνέχεια, ανακαλύπτονται προτύπα, με τη χρήση μιας ευρείας γκάμας αλγορίθμων όπως σχεσιακοί αλγόριθμοι εξόρυξης, ακολουθιακά πρότυπα αναλύσεων, αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης και συσταδοποίησης των δεδομένων, ώστε να βρεθούν πιθανά και χρήσιμα πρότυπα. Τέλος, ανάλυση των προτύπων κατά την οποία ο χρήστης θα τα ανακτά και θα τα ερμηνεύει [19]. Το στάδιο της προεργασίας είναι αναμφισβήτητο το πιο σημαντικό και το πιο χρονοβόρο. Τα ακατέργαστα δεδομένα, συνήθως, περιέχουν άχρηστες και αποπροσανατολιστικές εγγραφές, που χρειάζεται να περιοριστούν. Επιπλέον, από τη στιγμή που τα κλικ όλων των χρηστών συνδυάζονται και έχουν διαφορετικούς τύπους, είναι αναγκαίο να μετασχηματιστούν σε ένα ενιαίο τύπο κατάλληλο για αγνάγωση και επεξεργασία από τους αλγορίθμους εξόρυξης.

Το σύστημα αυτό, πέρα από την εξόρυξη, χρειάζεται να είναι λειτουργικό προς τους διδάσκοντες, οι οποίοι είναι και οι ίδιοι χρήστες του συστήματος. Είναι αναγκαία, λοιπόν, η ύπαρξη περιορισμών και φίλτρων, τα οποία θα τα θέτει ο κάθε χρήστης ξεχωριστά σε κάθε φάση επεξεργασίας των δεδομένων. Για παράδειγμα, δύο εκπαιδευτές, που χρησιμοποιούν τον ίδιο διαδικτυακό εξυπηρετητή για τα μαθήματά τους, μπορεί να έχουν διαφορετικές απαιτήσεις για

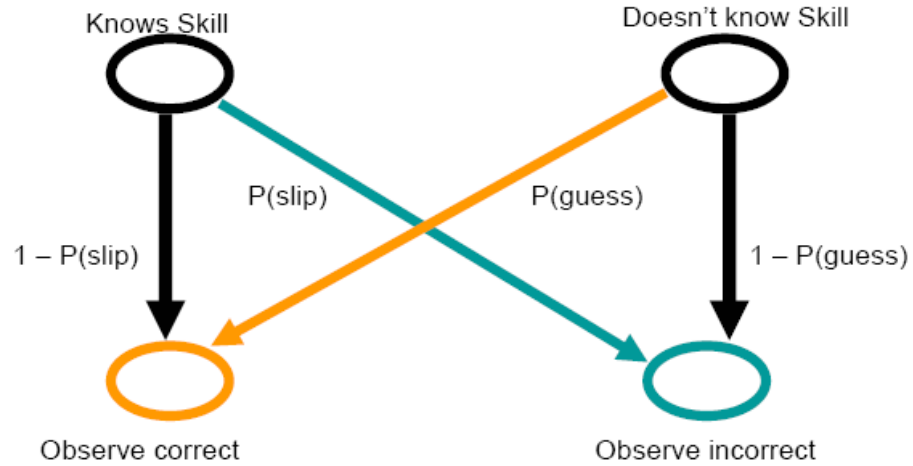
την αξιολογήση της μαθησιακής συμπεριφοράς των μαθητών τους. Ακόμα και αν είναι μοναδικός ο αξιολογητής, βαθμολογεί εντελώς διαφορετικά τις ξεχωριστές διαδικασίες για το κάθε είδος μάθησης και μαθητή, που μπορεί να έχει να κάνει με το διδακτικό υλικό, τα σχετικά αντικείμενα ή τα πρότυπα για τα οποία ψάχνει ο εκπαιδευτικός. Επιπλέον, ο καθορισμός φίλτρων κατά τη διάρκεια της προεπεξεργασίας των δεδομένων, μειώνει δραστικά το χώρο στον οποίο χρειάζεται να γίνει η αναζήτηση. Η δυνατότητα προσθήκης περιορισμών και ελέγχου όλων των βαθμίδων επεξεργασίας των δεδομένων επιτρέπει αλληλεπιδραστική εξόρυξη δεδομένων, που οδηγεί σε ανακάλυψη σχετικών και περιορισμένων προτύπων, ανάλογων με αυτών που θα προέκυπταν, αν η συγκεκριμένη διαδικασία εκτελούνταν με το χέρι.

2.2.6 Δυσκολίες στην καταγραφή-κατηγοριοποίηση συμπεριφορών

Είναι αρκετά δύσκολη η αντιστοίχιση της παρατηρούμενης απόδοσης του μαθητή ώστε να υπολογιστεί ο βαθμός της γνώσης που έχει αποκομίσει μέσα από το διαδικτυακό ΣΔΜ. Αυτή η διαδικασία, γνωστή ως μοντελοποίηση των μαθητών, υφίσταται ως θέμα εδώ και 30 χρόνια [20]. Υπάρχουν 2 βασικές επιπτώσεις, που προκύπτουν από το προηγούμενο πρόβλημα. Πρώτον, από τη στιγμή που η εκτιμώμενη γνώση του μαθητή μπορεί σχετικά καλά να κατανοηθεί, σημαίνει πως μπορεί να γίνει με εύκολο και απλό τρόπο η ανάλυσή της. Αν ληφθεί όμως υπ' όψιν η εκπληκτικά σύνθετη και δύσκολη διαδικασία αξιολόγησης των μοντέλων, χρειάζεται να είναι κανείς προσεκτικός σε αυτές τις αναλύσεις. Δεύτερον, οι εκτιμήσεις της μαθητικής γνώσης είναι χρήσιμο εργαλείο για την επέκταση και σε περαιτέρω εξόρυξη γνώσης. Για παράδειγμα, είναι δύσκολο «να μετρηθούν οι επιπτώσεις των μεμονωμένων παρεμβάσεων», αν δεν γνωρίζουμε το βαθμό γνώσης των μαθητών.

Στοχος της μοντελοποίησης μαθησιακής γνώσης, είναι να παρατηρεί την επίδοση του μαθητή και να χρησιμοποιεί τις παρατηρήσεις για να εκτιμήσει το επίπεδο των γνώσεών του, των στόχων του, των προτιμήσεων και άλλων χαρακτηριστικών. Το βασικό πρόβλημα είναι πως τα χαρακτηριστικά, που

προσδιορίζουν το ενδιαφέρον, δεν μπορούν να παρατηρηθούν και να προκύψουν άμεσα. Παρολαυτά, χρειάζεται κάποιο είδος αντιστοιχισής των παρατηρήσεων με τα χαρακτηριστικά, όπως γίνεται με την τεχνική καταγραφής γνώσης [21].



Εικόνα 2. Διαγράμμο καταγραφής γνώσης [22]

Η προηγούμενη είναι μια προσέγγιση λήψης παρατηρήσεων των μαθητών και με αυτές υπολογίζει το επίπεδο γνώσεων του μαθητή. Υποθέτει πως ένας μαθητής είτε γνωρίζει είτε όχι κάποιο θέμα, παρομοίως ελέγχει αν γνωρίζει ορθά ή όχι κάποια απάντηση. Υπάρχουν δύο παράμετροι γι'αυτο [22]. Το ότι υποθέτει κάτι, slip ή το ότι το γνωρίζει, αλλά απαντάει για κάποιο λόγο λανθασμένα, έστω guess. Μια προϋπόθεση που θέτει το συγκεκριμένο είναι πως ακόμα και αν κάποιος μαθητής γνωρίζει μια απάντηση, υπάρχει πιθανότητα να απαντήσει λάθος σε κάποια ερώτηση, που εξετάζει κάποια ικανότητά του. Αυτή η πιθανότητα είναι παράμετρος τύπου β. Υπάρχουν πολλοί λόγοι για τους οποίους απάντησε λανθασμένα οι μαθητής. Για παράδειγμα μπορεί να έκανε απλά ένα τυπογραφικό λάθος, μπορεί να ήταν απογοητευμένος από την έκβαση των προηγούμενων ερωτήσεων, που είχε απαντήσει, μπορεί να ήταν αγχωμένος. Αντίστροφα, ένας μαθητής, που δεν έχει διαβάσει μπορεί να δώσει τη σωστή απάντηση. Αυτή η πιθανότητα είναι παράμετρος τύπου α. Η μαντεψιά αυτή μπορεί να προκύψει είτε από τυχαία επιλογή, είτε να μπορεί να εφαρμόσει τα δεδομένα και να παράγει μια απλή λύση η οποία να μην ανταποκρίνεται στη συγκεκριμένη απάντηση, αλλά δεν ισχύει γενικότερα.

Επιπρόσθετα, εκτός από τις παραμέτρους απόδοσης, υπάρχουν και οι παράμετροι μάθησης. Ο πρώτος, έστω K είναι η πιθανότητα ένας μαθητής να γνωρίζει κάποιο θέμα. Όταν χρησιμοποιεί πρώτη φορά το εκπαιδευτικό εργαλείο. Η αρχική γνώση μπορεί να προέρχεται από διαφορετικούς παράγοντες, συμπεριλαμβάνοντας γνώσεις, που έχουν αποκτηθεί από προηγούμενα μαθήματα είτε από οδηγίες και κατευθυντήριες από τον ίδιο το διδάσκοντα. Η δεύτερη παράμετρος μάθησης, έστω T , είναι η πιθανότητα ένας μαθητής να αποκτήσει τη συγκεκριμένη γνώση μέσα από την ευκαιρία, που θα του δοθεί κατ' την εξάσκηση.

Εκτός από τη χρήση της πρόβλεψης με ακρίβεια της απόδοσης των μαθητών, υπάρχει η δυνατότητα άμεσης αξιολόγησης των παραμέτρων που προαναφέρθηκαν. Παρολαυτά, είναι αρκετά δύσκολο να καθοριστούν και να διατυπωθούν κανόνες για το ποιες παράμετροι είναι καλές και ποιές όχι. Για παράδειγμα, η παράμετρος K , που συμβολίζει την αρχική γνώση, μπορεί να σχετιστεί με τη συχνότητα εμφάνισης μιας λέξης σε ένα κείμενο. Δυστυχώς, μια τέτοια προσέγγιση είναι δύσκολη να γενικευτεί σε όλα τα μαθήματα, όπως για παράδειγμα, δεν μπορεί να μετρήσει πόσες φορές ένας μαθητής έχει τη δυνατότητα να μάθει και να εφαρμόσει το δεύτερο νόμο του Νεύτωνα.

2.2.7 Ανάλυση σχέσεων στα συστήματα ΣΔΜ

Οι σχέσεις (δίκτυα) στην πραγματική μας ζωή συνδέονται με δεσμούς μεταξύ πραγματικών αντικειμένων και είναι χαρακτηριστικό και σημαντικό κομμάτι της ζωής μας. Άλλα παραδείγματα σχέσεων είναι οι συνδέσμοι μεταξύ ηλεκτρονικών σελίδων, παραπομπές αναφορών στα επιστημονικά κείμενα, δημόσια δίκτυα γνωριμιών ή άλλες συνδέσεις μεταξύ μεμονωμένων ανθρώπων, κλπ. Η λέξη δίκτυο χρησιμοποιείται κυρίως για αυτό που εννοούν οι μαθηματικοί και λιγότερο οι επιστήμονες πληροφορικής ως γράφο [23]. Ο γράφος είναι ένα σύνολο αντικειμένων, που λέγονται κορυφές, που συνδέονται μεταξύ τους, με ακμές.

Ένα δημόσιο δίκτυο αποτελείται από μια ομάδα ανθρώπων, που με κάποιο τρόπο αλληλεπιδρούν και επικοινωνούν μεταξύ τους. Ένας συνηθισμένος

τρόπος να αναλύσεις κάποιο γράφημα είναι να κοιτάξεις την αναπαράστασή του, αλλά κάτι τέτοιο είναι δύσχρηστό για ευρείας κλίμακας δίκτυα.

Πολύπλοκα δίκτυα όπως ο παγκόσμιος ιστός ή άλλα δημόσια δίκτυα δεν έχουν μια συγκεκριμένη και καταγεγραμμένη δομή, αλλά αντ' αυτού έχουν αυτοοργανωθεί από ένα μεγάλο αριθμό ατόμων, που συμμετέχουν σε αυτά. Στα δίκτυα, που αποτελούν μικρόκοσμο τα μικρότερα μονοπάτια μεταξύ δύο ιστότοπων σχεδόν πάντα υπάρχουν και είναι εύκολο να βρεθούν, παρόλου που οι κόμβοι τους είναι κατακεραματισμένοι [24]. Τα δίκτυα ελεύθερης κλίμακας χαρακτηρίζονται από υψηλό καταμερισμό των βαθμών των κόμων, που ορίζεται ως ο αριθμός των γειτονικών κορυφών του κάθε κόμβου, κάτι το οποίο σημαίνει πως η δομή και οι δυναμική του δικτύου επηρεάζεται έντονα, από τους κόμβους, με ένα μεγάλο αριθμό συνδέσεων. Τα δίκτυα που αποτελούνται από πρόσωπα, που ανταλλάσσουν μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου [25] παρουσιάζουν εξίσου χαρακτηριστικά ελεύθερης κλίμακας και δικτύων μικροκόσμου.

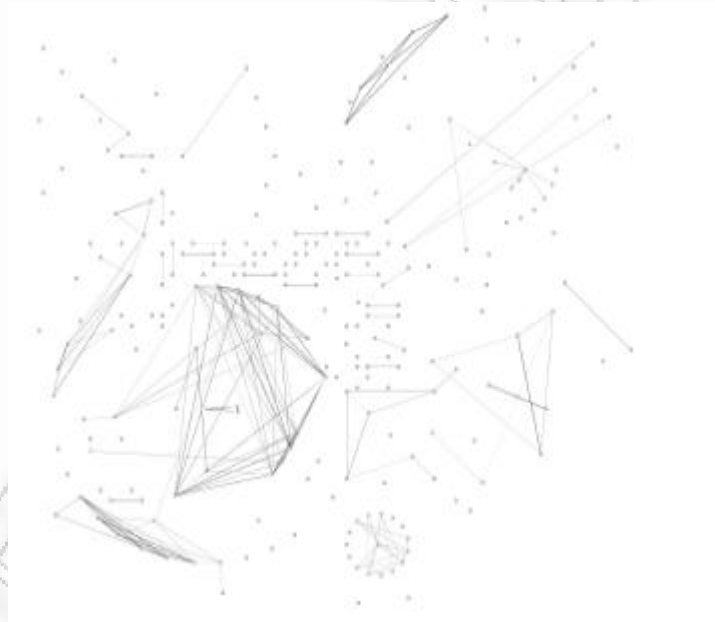
Ως επί το πλείστον, οι σχέσεις μεταξύ των αντικειμένων των δημοσίων δικτύων ορίζονται άμεσα. Αυτές οι κοινότητες έχουν κοινά χαρακτηριστικά όπως: τα μέλη γνωρίζονται μεταξύ τους, μπορεί να είναι συγγενείς, έχουν κοινά ενδιαφέροντα και άλλα. Για τη μελέτη των σχέσεων [24] χρησιμοποιήθηκε το moodle[38], του οποίου τα άτομα έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά, που δεν πληρούν τις προδιαγραφές και τα κοινά των δημοσίων δικτύων. Όλες οι αλληλεπιδράσεις των μαθητών γίνονται μέσω του moodle και οι τελευταίοι δε γνωρίζονται «φυσικά».

Η σχέση μεταξύ των μαθητών, δεν ορίζεται στη βάση την εξοικείωση ή των κοινών ενδιαφερόντων. Σε αντίθεση με τα κοινά δημόσια δίκτυα, η σχέση ορίζεται ως προς τις διαδικασίες μελέτης μέσα στο moodle. Όταν δύο μαθητές κάνουν την ίδια δραστηριότητα (ή παρόμοια), μπορεί να καθοριστεί μια σχέση μεταξύ τους. Η σχέση αυτή με την ύπαρξη ακμής, που συνδέει τους δύο μαθητές, οι οποίοι αναπαρίστανται ως κόμβοι. Ως ορισμός μια δραστηριότητας ενός μαθητή στο moodle θεωρείται, η ανάγνωση σχολικού υλικού, η συμμετοχή τις μαθητικές ηλεκτρονικές συζητήσεις, αν λαμβάνει μέρος σε ερωτηματολόγια, αν κάνει ηλεκτρονικά τεστ, και άλλα. Το είδος της δραστηριότητας του μαθητή είναι

η αλληλουχία του δραστηριοτήτων, χωρισμένη σε χρονικές περιόδους των τριάντα λεπτών, ώστε να μπορεί να οριστεί και να μελετηθεί επαρκώς [24].

Χρησιμοποιήθηκε το συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, γιατί αν ήταν μεγαλύτερο δε θα διέφεραν οι αλληλουχίες δραστηριοτήτων (άρα οι τύποι δραστηριοτήτων θα ήταν λίγο πολύ οι ίδιοι). Στην αντίθετη περίπτωση αν ήταν μικρότερο, θα μπορούσαν να μελετηθούν δραστηριότητες εξάσκησης και όχι εκείνες, που περιλαμβάνουν μελέτη.

Το αποτέλεσμα της αναπαράστασης των σχέσεων μεταξύ των μαθητών, που χρησιμοποιούν το moodle, και οι δραστηριότητές τους έχουν σχέση είναι το ακόλουθο.



Εικόνα 3. Γράφημα αναπαράστασης συσχετίσεων μαθητών του moodle[24]

2.2.8 Αναλυση αλληλεπίδρασης περιεχομένου και μάθησης

Πολλές φορές μερικές μαθησιακές παροχές, σε μια πλατφόρμα ηλεκτρονικής μάθησης παρέχονται κάθε στιγμή και για όσο χρόνο επιθυμεί ο μαθητής, συνδυάζοντας τες με άλλες πηγές και εργαλεία. Χρειάζεται, λοιπόν, πλήρης κατανόηση των διάφορων μαθησιακών τύπων και συμπεριφορών, για να βελτιώσουν οι καθηγητές-σχεδιαστές το εκπαιδευτικό υλικό και περιεχόμενο.

Είναι αναγκαία η δημιουργία κάποιου πλαισίου για την ανάλυση και την αξιολόγηση της μαθησιακής και εκπαιδευτικής συμπεριφοράς και η αλληλεπίδρασή τους με τα ΣΔΜ πρέπει να υποστηρίζει τεχνικές:

- ανακάλυψης και η ανίχνευσης της μαθησιακής και εκπαιδευτικής αλληλεπίδρασης από διάφορες πηγές όπως είναι τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής
- εξωτερικής αναπαράστασης της αλληλεπιδραστικής συμπεριφοράς, που έχει απομονωθεί από τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής
- ανάλυσης και διερμηνείας της συμπεριφοράς με τη χρήση κάποιου μοντέλου

Όπως έχει αναφερθεί, η υποστήριξη της αξιολόγησης του σχεδιασμού και του τύπου είναι ο βασικός στόχος πίσω από τη διαδικτυακή εξόρυξη γνώσης, κάτι το οποίο αποζητά και η σχεδίαση των ΣΔΜ, των οποίων θεμέλιος λίθος είναι η αλληλεπίδραση.

Η προηγούμενη μπορεί να χαρακτηριστεί με πολλαπλούς τρόπους. Μια συνήθης κατηγοριοποίηση είναι με βάση το ρόλο. Στα ΣΔΜ η κλασικότερη μορφή είναι αυτή που προσανατολίζεται στο μαθητή-περιεχόμενο, γιατί παρέχουν πρόσβαση στις μαθησιακές πηγές.

Πιο συγκεκριμένα, στο πλαίσιο της διαδικτυακής εξόρυξης μέσα από τα ΣΔΜ πολλοί παράγοντες πρέπει να ληφθούν υπ'όψιν[33]. Κάποιες από τις υπάρχουσες τεχνικές εξόρυξης δεν τοποθετούνται επαρκώς πάνω στο εκπαιδευτικό περιεχόμενο, ώστε να εξάγουν αποτελέσματα, που να μπορούν να ερμηνευτούν σωστά. Γι'αυτό το λόγο έχουν αναπτυχθεί οι ακόλουθες τεχνικές που αναφέρονται αποκλειστικά στα εκπαιδευτικά εργαλεία:

- *Στατιστικά με βάση τη σύνοδο (session)*: βασίζονται σε απλές ποσοτικές διαστάσεις και ο στόχος τους είναι η ποσοτική εποτεία της χρήσης
- *Κατηγοριοποίηση με βάση τη σύνοδο*: βασίζονται στις τεχνικές κατηγοριοποίησης και ο σκοπός τους είναι η εξακρίβωση της επιτυχίας των μαθησιακών στόχων

- *Συμπεριφοριστικά πρότυπα:* επεκτείνουν και γενικεύουν στα ακολουθιακά πρότυπα, που χρησιμοποιεί η διαδικτυακή εξόρυξη γνώσης και στόχος τους είναι η εξακρίβωση των δραστηριοτήτων, που συμβαίνουν μέσα σε ένα ΣΔΜ
- *Χρονολογικές σειρές:* βασίζονται στις τεχνικές των χρονολογικών σειρών και σκοπός τους είναι η εξακρίβωση των στρατηγικών, που ακολουθούνται

Οι γλώσσες παίζουν σημαντικό ρόλο στην εξόρυξη και στη διαδικασία ερμηνείας των αποτελεσμάτων. Ενώ τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής κινήσεων είναι εκφράσεις συμπεριφοράς, αντικατοπτρίζοντας την αλληλεπίδραση μεταξύ μαθητευόμενου και εκπαιδευτικού περιεχομένου, μια πιο αφαιρετική γλώσσα χρειάζεται για να διατηρήσει αυτή την αλληλεπίδραση κοντά στο περιεχόμενο της διερμηνείας. Ένα ενδιάμεσο στάδιο είναι η πολυμεσική διεπαφή και το πρωτόκολλο αλληλεπίδρασης. Η αλληλεπιδραστικότητα στο μαθησιακό περιεχόμενο μπορεί να εκφραστεί μέσα από μια μαθησιακή διαδικασιακή γλώσσα. Η γλώσσα πρέπει να συμπεριλαμβάνει την τοπολογία αλληλεπίδρασης, περιέχοντας κόμβους και τόξα, όπου:

- Οι *κόμβοι* αναπαριστούν τις πηγές του συστήματος, περιέχοντας από αντικείμενα στατικού περιεχομένου, μέχρι ενεργές υπηρεσίες. Οι κόμβοι ονομάζονται πηγέ, βασιζόμενες στις διαδικασίες και στα θέματα, που υποστηρίζουν.
- Τα *τόξα* μεταξύ των κόμβων αναπαριστούν τις κινήσεις των χρηστών, όπως κινήσεις πλοήγησης και επιλογής. Συνδυασμοί κινήσεων όπως ακολουθίες, επιλογές, σύγχρονες δραστηριότητες και επαναλήψεις, μπορούν να εκφραστούν με αυτόν τον τρόπο.

Για παράδειγμα με δεδομένους τους κόμβους *Άσκηση1*, *Άσκηση2* και *Άσκηση3*, η έκφραση

$(\text{Άσκηση1}; (\text{Άσκηση2} | \text{Άσκηση3}))^*$

σημαίνει επαναλαμβανόμενα (ο χαρακτήρα επανάληψης είναι το ‘*’) η Άσκηση1 εκτελείται πριν από (χαρακτήρας ακολουθίας είναι το ‘;’) την Άσκηση2 ή την

Άσκηση3. Αυτή η γλώσσα μπορεί να αποτελέσει εργαλείο για σχεδιασμό και υλοποίηση.

2.2.8.1 Στατιστικά συνόδου

Μια σύνοδος είναι μια κεντρική έννοια για τα ΣΔΜ και είναι τεχνικά μια αλληλουχία από καταγεγραμμένες διαδικτυακές κινήσεις, που αντανakλούν την αλληλεπιδραστική συμπεριφορά του μαθητή κατά τη διάρκεια της μελέτης. Τα στατιστικά με βάση τη σύνοδο αναφέρονται στις ποσοτικές μεθόδους, που μπορούν να απαντήσουν σε ερωτήσεις, που αφορούν τους πόρους, που χρησιμοποιήθηκαν και το χρόνο που πέρασε για μια συγκεκριμένη διαδικασία μάθησης. Υπάρχουν άλλα στατιστικά μέτρα, που μπορεί να βοηθήσουν σε χρήσιμες γνώσεις. Ο συνολικός αριθμός των απαιτήσεων ανά διάστημα ή οι συνολικοί αριθμοί ζήτησης κάποιας πηγής παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες βασισμένες σε απλά μέτρα. Ο ακόλουθος πίνακας, για παράδειγμα δείχνει πως περίπου μισοί μαθητές, που διάβασαν την παράγραφο περίληψη (*ch1-lectov.html*) διάβασαν, επίσης, και τα μαθήματα και ότι ο αριθμός των μαθητών που διάβασε όλες τις διαλέξεις είναι κατά πολύ μικρότερος από τον αρχικό αριθμό των μαθητών που ξεκίνησαν να διαβάζουν.

Resource	Number of Requests
ch1-lectov.html	396
ch1-lect1.html	224
ch1-lect2.html	218
ch1-lect3.html	207
ch1-lect4.html	198

Πίνακας 1. Στατιστικά για ένα μάθημα μιας βδομάδας [33]

Για παράδειγμα, ένας μαθητής ζήτησε κατά μέσο όρο 239 φορές υλικό για το μάθημα ανά σύνοδο (μετά το καθάρισμα των δεδομένων, για παράδειγμα άχρηστες αναζητήσεις για πηγές διαγράφηκαν). Αν κοιτάξουμε την κατάταξη με τους συνολικούς αριθμούς ζήτησης ανά θέμα, οι σημειώσεις του μαθήματος έρχονται πρώτες (αρχικά είναι αποτέλεσμα, που εκπλήσσει, αλλά μια πιο ενδελεχής ανάλυση δείχνει πως οι μαθητές χρησιμοποιούν τις διαδικτυακές

σημειώσεις κατά τη διάρκεια κάθε συνόδου), και ακολουθούν οι εργαστηριακές ασκήσεις. Ένα υψηλό συνολικό ποσοστό αναζητήσεων για αλληλεπιδραστικές εργαστηριακές ασκήσεις, όπου οι μαθητές στέλνουν τις λύσεις τους στα δοσμένα προβλήματα, δείχνει πως οι μαθητές κατανάλωσαν αρκετό χρόνο γι' αυτές. Αυτά τα μέτρα, παρ' όλα αυτά, δίνουν περισσότερο μια ιδέα για το, ποια θέματα χρησιμοποιούνται και πως.

2.2.8.2 Κατηγοριοποίηση συνόδου

Η κατηγοριοποίηση συνόδου αναφέρεται στην άντληση και ταυτοποίηση των βασικών μαθησιακών στόχων και των υψηλού επιπέδου μαθησιακών εργασιών από ένα διαδικτυακό αρχείο καταγραφής συνόδων. Ουσιαστικά, ο μαθητής επικεντρώνεται σε μία με δύο το πολύ δραστηριότητες ανά σύνοδο. Με τη χρήση της κατηγοριοποίησης μπορούμε να εξακριβώσουμε τα βασικά μαθησιακά αντικείμενα με το να κοιτάξουμε τους επικρατέστερους τύπους αλληλεπίδρασης με το σύστημα.

Οι πηγές των μέσων ενός μαθήματος μπορούν να κατηγοριοποιηθούν για παράδειγμα ως ένα σύνολο από κλάσεις C_1, \dots, C_n , όπου κάθε κλάση είναι ένα σύνολο $\{U_{i1}, \dots, U_{im}\}$ από υπερσυνδέσμους. Αυτό ανταποκρίνεται στους κόμβους και οι τύποι τους στην ήδη ορισμένη μαθησιακή γλώσσα. Κάθε κλάση σχετίζεται με ένα τύπο συστημικής αλληλεπίδρασης, που παρέχει ενός συγκεκριμένου επιπέδου μαθησιακή διαδικασία, όπως συμμετοχή σε ένα ηλεκτρονικό μάθημα ή εργασία πάνω σε διαδικτυακές εργασίες. Αν ο μαθητής περνάει αρκετό χρόνο σε μια συγκεκριμένη διαδικασία ή στέλνει μεγάλο αριθμό απαιτήσεων για πόρους για το μάθημα, τότε αυτή η δραστηριότητα ανταποκρίνεται σε ένα συγκεκριμένο στόχο. Προσμετράται ακόμα και η ζήτηση σελίδων για μεμονωμένες κλάσεις. Στον ακόλουθο πίνακα υπάρχουν οι κατηγορίες ενός μαθήματος (κλάσεις), που αναπαριστούν τις δραστηριότητες, που συνδέονται με πόρους.

Class	URLs	Activity
Lectures	{ch1-lectov.html, ch1-lect1.html, ch1-lect2.html, ... }	attending virtual lectures
Tutorials	{ch3-anim1.html, ch5-anim1.html, ... }	participating in a virtual tutorial
Labs	{ch6-sql1.html, ch6-sql2.html, ... }	practising and training in a virtual lab
Downloads	{CourseNotes.pdf, ProjectSpec.pdf, ... }	downloading resources
Look Up	{Schedule.html, Results.html, ... }	look up of course-related information

Πίνακας 2. Κατηγοριοποίηση με βάση πόρους και δραστηριότητες [33]

Για κάθε σύνοδο, υπάρχει κλίμακα των βασικών μαθησιακών στόχων, η οποία αναπαρίσταται με τις τάξεις των μαθησιακών δραστηριοτήτων και παράγεται βάσει του αριθμού των αιτήσεων για κάθε κλάση, που μας επιτρέπει να αντιληφθούμε κάποιους από τους μαθησιακούς στόχους των μαθητών και την υλοποίησή τους. Η κατηγοριοποίηση με βάση τον προηγούμενο πίνακα είναι:

$Lectures \leq Labs \leq Tutorials \leq Downloads \leq Look Up$

Αυτή η σύνοδος της κατηγοριοποίησης μπορεί να γενικευτεί για όλες τις συνόδους, που έχει κάνει ένα μαθητής ή για ένα γκρουπ μαθητών. Δίνει στον καθηγητή μια υψηλού επιπέδου εικόνα της χρήσης του συστήματος.

Η τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία αξιολόγησης. Οι αρχικές κατηγοριοποιήσεις μπορεί να καταλήξουν να είναι πολύ γενικές και έχουν τη δυνατότητα να βελτιστοποιηθούν καθορίζοντας πιο συγκεκριμένες δραστηριότητες, εργασίες και στόχους, παρέχοντας πιο εκτενή και περιεκτικά αποτελέσματα.

2.2.8.3 Συμπεριφοριστικά πρότυπα

Αν κοιτάξουμε διεξοδικά τις προηγούμενες αλληλεπιδράσεις σε χαμηλότερο επίπεδο χρειάζεται περισσότερη ανάλυση, ώστε να ερευνήσουμε τις μαθησιακές δραστηριότητες με περισσότερη λεπτομέρεια. Η τεχνική των συμπεριφοριστικών προτύπων έχει ως στόχο την απόσπαση αλληλεπιδραστικών,

συμπεριφοριστικών προτύπων από ένα αρχείο καταγραφής κινήσεων. Περιττές δραστηριότητες απομακρύνονται (όπως όταν κοιτάζουν οι μαθητές άσχετες σελίδες ή ακόμα και να βγαίνουν παροδικά από το σύστημα). Για να μάθουμε ποια πρότυπα ακολουθούν οι μαθητές, οι ακολουθίες υφίσταται κάποιο έλεγχο κατά την είσοδό τους για επεξεργασία, κάτι που λειτουργεί ως φίλτρο για να απομακρυνθούν οι λιγότερο χρήσιμες.

Τα συμπεριφοριστικά πρότυπα περιλαμβάνουν κάτι περισσότερο από αλληλουχίες, οι μαθητές επαναλαμβάνουν στοιχεία, επιλέγουν μεταξύ κόμβων ή δουλεύουν πάνω σε διάφορα στοιχεία ενός μαθήματος παράλληλα. Ένα μοντέλο τοπολογίας του μαθήματος υποδεικνύει τα συμπεριφοριστικά πρότυπα. Η πλοήγηση μέσα σε αυτές τις τοπολογίες μπορεί να εκφραστεί με τη χρήση της γλώσσας δραστηριοτήτων. Ένα συμπεριφοριστικό πρότυπο είναι μια έκφραση με τη βοήθεια της γλώσσας δραστηριοτήτων, που περιγράφει την πιθανότητα επιθυμίας για μάθηση ή πραγματικής μάθησης της αλληλεπίδρασης με ένα ΣΔΜ.

Γι' αυτό το λόγο χρειάζεται να συνδέσουμε τα συμπεριφοριστικά πρότυπα με τα ακολουθιακά πρότυπα, που προέρχονται από τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής κινήσεων. Όπως έχουμε προαναφέρει, οι δραστηριότητες μπορούν να σχετιστούν με μετακινήσεις ανάμεσα σε κόμβους (ιστοσελίδες), οι οποίες καταγράφονται στα αρχεία. Οι εκφράσεις των συμπεριφοριστικών προτύπων μπορεί να είναι η αντανάκλαση της μαθησιακής συμπεριφοράς. Δύο εφαρμογές μπορούν να διακριθούν σε αυτή την περίπτωση:

- *Εξακρίβωση της αναμενόμενης συμπεριφοράς:* Ο στόχος είναι να συγκρίνουμε τα αφηρημένα συμπεριφοριστικά πρότυπα, τα οποία είναι προσδιορισμένα από το διδάσκοντα, με τα πραγματικά ακολουθιακά πρότυπα, που έχει ακολουθήσει ο μαθητής. Το μόνο, που χρειάζεται είναι εξαγωγή των ακολουθιακών προτύπων και εφαρμογή σε αυτά των τεχνικών εξόρυξης. Η σύγκριση των 2 προτύπων μπορεί να γίνει για παράδειγμα με τον έλεγχο της επιλογής και των επαναλήψεων, που επιτρέπει το συμπεριφοριστικό.
- *Εξαγωγή της πραγματικής συμπεριφοράς:* Η πραγματική συμπεριφορά εξάγεται με τη μορφή των συμπεριφοριστικών

προτύπων. Η δυσκολία αυτής της προσέγγισης είναι ότι δεν υπάρχει μοναδική λύση. Σε συγκεκριμένες επαναλήψεις και ταυτόχρονη χρήση είναι δύσκολο να την καθορίσουμε, ακόμα και αν η συνολική τοπολογία με τους συνδέσμους πλοήγησης είναι γνωστά. Η εξαγωγή του προτύπου είναι το πρώτο βήμα. Το επόμενο είναι ο καθορισμός της υποστήριξης του προτύπου από τις τάξεις.

Ενώ αυτή η τεχνική προσφέρει ενδιαφέροντα αποτελέσματα χρειάζεται περισσότερη έρευνα πάνω σε αυτήν. Περισσότερο εξειδικευμένα αποτελέσματα μπορούν να επιτευχθούν, αν, για παράδειγμα, ο χρόνος που σπαταλήθηκε για κάθε δραστηριότητα και άλλα χαρακτηριστικά συμπεριλαμβάνονται στην αξιολόγηση. Ο χρόνος, που σπαταλήθηκε σε μία δραστηριότητα, μπορεί να μας αποκαλύψει την πραγματική χρήση ενός πόρου.

2.2.8.4 Χρονολογικές σειρές

Οι χρονολογικές σειρές είναι ακολουθίες μετρήσεων σε ένα διάστημα χρόνου. Οι τελευταίες μπορεί να περιλαμβάνουν αποτελέσματα από όλες τις τεχνικές εξόρυξης, που έχουμε αναφέρει μέχρι στιγμής. Ο σκόπος εδώ είναι η ανίχνευση στην αλλαγή της μαθησιακής συμπεριφοράς, που είναι συνήθως η αντανάκλαση της συνολικής μαθησιακής στρατηγικής, κατά τη διάρκεια όλου του μαθήματος. Αυτό είναι πολύ σημαντικό για δύο λόγους:

- Αρχικά, η αλλαγή μπορεί να είναι εσκεμμένη από τον μαθητή και τα αίτια αυτού του συμβάντος χρειάζονται διερεύνηση. Ένα παράδειγμα αυτής της περίπτωσης είναι η αξιολόγηση των κατασκευαστικών στοιχείων μέσα από τα συμπεριφοριστικά πρότυπα. Σταδιακή μείωση των κατασκευαστικών στοιχείων είναι ένα απαραίτητο χαρακτηριστικό, που είναι αναμενόμενο να συμβεί.
- Δεύτερον, χρειάζεται να ερευνηθούν απροσδόκητες αλλαγές. Εκτός από την αλλαγή στη συμπεριφορά, αλλαγές στις μαθησιακές στρατηγικές είναι πιθανό να παρατηρηθούν. Τα πρότερα πρότυπα συχνά υποδεικνύουν χρήση ενός και μόνο στόχου, αλλά τα

επόμενα πρότυπα δείχνουν μια ταυτόχρονη, ενιαία χρήση διαφορετικών μαθησιακών υπηρεσιών. Οι χρονολογικές σειρές μπορούν να δείξουν την εξέλιξη της μάθησης του μαθητή από τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής κινήσεων, κάτι το οποίο αν δεν έχει προβλεφθεί αρχικά αποτελεί έκπληξη.

2.2.8.5 Πρόβλεψη βαθμών μαθητών με χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης (νευρωνικά δίκτυα)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι αλγόριθμοι εμπνευσμένοι από τη συμπεριφορά του ανθρώπινου μυαλού. Η λειτουργία τους βασίζεται στη διασύνδεση απλών στοιχείων που επιτελούν κάποια λειτουργία και λειτουργούν παράλληλα. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προσπαθεί να μιμηθεί τη διαδικασία αποθήκευσης και χρήσης πληροφοριών όπως στο ανθρώπινο μυαλό ώστε να μπορέσει να το χρησιμοποιήσει και να λύσει προβλήματα με τη βοήθεια των υπολογιστών. Υπάρχουν αρκετά σημαντικά χαρακτηριστικά στην κατασκευή ενός νευρωνικού δικτύου. Από τη μία πλευρά ο αριθμός των νευρώνων και η κατασκευή τους καθορίζει τη δομή τους. Από την άλλη, από τη στιγμή που οι νευρώνες διασυνδέονται εσωτερικά μιλάμε για τη μετάδοση των σημάτων με σκοπό την επεξεργασία των πληροφοριών. Αυτή η επεξεργασία μπορεί να γίνει με αλλαγή της κατάστασης των νευρώνων. Η μορφολογία όλων των νευρώνων του δικτύου χαρακτηρίζει την κατάστασή του και η εναλλαγή τους μέσα στο χρόνο γίνεται με τη σύμφωνη γνώμη όλων και με συγκεκριμένο τρόπο. Τα δίκτυα των νευρώνων έχουν δημιουργηθεί να είναι χρήσιμα σε προβλήματα πρόβλεψης και κατηγοριοποίησης, όπου ο στόχος είναι να εξακριβωθούν τα χαρακτηριστικά, που καθορίζουν την ιδιότητα ενός γκρουπ.

Από τη στιγμή που η μαθησιακή αντίληψη είναι γενική, ο ακόλουθος ορισμός υιοθετείται για να εκφράσει τον ακριβή τρόπο, που μπορεί να γίνει αντιληπτό από τη μάθηση στο πλαίσιο των νευρωνικών δικτύων: Η μάθηση είναι η διαδικασία μέσα στην οποία οι παράμετροι ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου υιοθετούνται ως αποτέλεσμα της εκτέλεσης μιας διαδικασίας υποκινούμενης από το περιβάλλον. Για να κάνουμε τις προβλέψεις με τη χρήση νευρωνικών δικτύων χρειάζεται να χρησιμοποιήσουμε εκπαιδευτικά διανύσματα. Τα προηγούμενα

είναι οι τιμές εισόδου του δικτύου και οι εκτιμώμενες τιμές εξόδου για αυτές. Αυτή η τεχνική χρειάζεται [37] επίσης, μια φάση εκπαίδευσης, που ελέγχεται από τον επιβλέποντα.

Το δίκτυο που θα χρησιμοποιηθεί περιέχει δύο επίπεδα σχεδιασμού. Το πρώτο επίπεδο κατασκευάζονται 2 βασικές συναρτήσεις πυρήνα. Το επόμενο επίπεδο αποτελείται από απλούς νευρώνες. Για να γίνει η μελέτη χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από ένα μάθημα του Moodle. Για κάθε εγγραφή αποθηκεύονται:

- Η IP του
- Ημερομηνία και ώρα προσπέλασης
- Ολόκληρο το όνομα του χρήστη
- Η κίνηση που έκανε (αν διάβασε κάποιο μάθημα, αν έκανε κάποιο τεστ)
- Διάφορες πληροφορίες (βαθμοί).

Εκτός από τα δεδομένα, που παρέχονται από το Moodle λήφθηκαν υπ' όψιν διαχειριστικές πληροφορίες των μαθητών όπως:

- Όνομα του χρήστη (όχι ως username)
- Αριθμός φορών, που ο χρήστης έχει συνδεθεί στο σύστημα
- Η κατάσταση του χρήστη (αν ο μαθητής επαναλαμβάνει το μάθημα)
- Τελικός Βαθμός

Σε όλα τα πειράματα το εύρος των βαθμών περιορίστηκε στο «περνάει, απορρίπτεται», για απλοποίηση της μελέτης. Η επιτυχία ορίστηκε ως το ταίριασμα του αποτελέσματος του συστήματος με τον τελικό βαθμό του καθηγητή. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον ακόλουθο πίνακα.

Experiment	Learn cases	Test Cases	False negative	False positive	Success
240 students data with a max of 25 hidden neurons network	144	96	20	5	73.9583%
240 students data in a ANN with incremental hidden layer algorithm	144	96	16	3	80.2083%
240 students data with k-means algorithm with 50 clusters	144	96	17	4	78.12%
240 students data + 2160 cases with random noise and incremental hidden layer algorithm	1440	960	203	42	75.5208%
240 students data in a ANN with exact fit of learn cases into hidden neuron	144	96	23	11	64.5833%

Πίνακας 3. Αποτελέσματα πρόβλεψης βαθμών μαθητών με χρήση νευρωνικών δικτύων

Το πείραμα απέδειξε πως είναι εφικτό να προβλέψει με επιτυχία ποιοι μαθητές θα έχουν πρόβλημα να περάσουν κάποιο μάθημα. Στο μαθησιακό περιβάλλον η επιτυχής πρόβλεψη κατά 80% είναι ένα ευχάριστο και ενθαρρυντικό αποτέλεσμα.

2.3 Παγίδες και λύσεις σχεσιακής εξόρυξης

Η γενική διαδικασία εξόρυξης γνώσης, όπως έχει προαναφερθεί, περιλαμβάνει τα ακόλουθα βήματα: συλλογή δεδομένων, προεπεξεργασία, εξόρυξη γνώσης και επεξεργασία των αποτελεσμάτων. Τα ίδια βήματα ακολουθούνται και για την εξόρυξη γνώσης από τα ΣΔΜ. Είναι όμως σημαντικό να αναφερθεί πως τα παραδοσιακά αρχεία δεδομένων στον ΣΔΜ είναι συνήθως μικρά [34], αν συγκριθούν με βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται για εξόρυξη γνώσης σε άλλα αντικείμενα, όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο, όπου έχουμε τη συμμετοχή χιλιάδων πελατών. Αυτό έχει να κάνει με το γεγονός πως το χαρακτηριστικό μέγεθος μιας τάξης είναι συχνά μεταξύ 10-100 μαθητών, εξαρτώμενο από το είδος του μαθήματος (βασικό, απευθυνόμενο σε ενηλίκους, μεγάλης δυσκολίας, ακαδημαϊκό, ειδικού ενδιαφέροντος). Για τα δεδομένα της διαδικτυακής εκπαίδευσης, το μέγεθος της τάξης είναι συνήθως μεγαλύτερο και είναι δυνατό να ελεγχθούν δεδομένα και από προηγούμενα έτη ή από όμοια μαθήματα. Επιπλέον, ο συνολικός αριθμός στιγμιότυπων ή ενεργειών μπορεί να είναι αρκετά μεγάλος, εξαρτώμενος από το πόσο πολλές πληροφορίες μπορεί να αποθηκεύσει το ΣΔΜ, σχετικά με την αλληλεπίδραση του κάθε μαθητή με το σύστημα. Με αυτόν τον τρόπο, ο αριθμός των διαθέσιμων στιγμιότυπων είναι

πολύ μεγαλύτερος από τον αντίστοιχο των μαθητών. Επιπρόσθετα, υπάρχει άλλο ένα θετικό [34]. Ότι τα εκπαιδευτικά δεδομένα είναι συνήθως σχετικά καθαρά.

Στο πεδίο της εξόρυξης δεδομένων με βάση σχεσιακούς κανόνες, είχε δοθεί το βάρος, αρχικά, στη βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων εξόρυξης και στη συνέχεια στη μείωση του εύρους των αποτελεσμάτων, με το να αφήνει την πιθανότητα να εκφραστούν περιορισμοί στα επιθυμητά αποτελέσματα. Τα τελευταία χρόνια ένα μεγάλο εύρος αλγορίθμων υποστηρίζουν τα προηγούμενα θέματα μέσα από τον επανακαθορισμό νέων στρατηγικών αναζήτησης και δομών δεδομένων. Ενώ οι περισσότεροι αλγόριθμοι επικεντρώνονται σε συγκεκριμένη ανακάλυψη όλων εκείνων των κανόνων, που θα ικανοποιούν την ελάχιστη απόκλιση σε ένα συγκεκριμένο σετ δεδομένων, ιδιαίτερη έμφαση έχει δοθεί σε εξειδικευμένους αλγόριθμους, που προσπαθούν να βελτιώσουν το χρόνο επεξεργασίας ή να διευκολύνουν τη διερμηνεία από το χρήστη με το να μειώσουν το μέγεθος του σετ των αποτελεσμάτων και με το να συγχωνεύουν την κύρια γνώση.

Υπάρχουν επίσης, άλλα, πιο συγκεκριμένα προβλήματα, που έχουν να κάνουν με την εφαρμογή της εξόρυξης με βάση τους σχεσιακούς κανόνες από τα διαδικτυακά δεδομένα. Όταν έγινε προσπάθεια επίλυσης αυτών των προβλημάτων, κάποιος θα θεωρούσε ως αντικειμενικό σκοπό τα σχεσιακά μοντέλα και τα δεδομένα, που προέρχονται από αυτά. Σήμερα, τα εργαλεία εξόρυξης γνώσης είναι σχεδιασμένα δίνοντας έμφαση στις δυνατότητες και την ευελιξία, παρά στην απλότητα. Τα περισσότερα εργαλεία εξόρυξης γνώσης είναι πολύ πολύπλοκα για τους εκπαιδευτικούς στη χρήση και τα εργαλεία τους εξυπηρετούν κάτι περισσότερο από αυτό που εκείνοι θα επιθυμούσαν πραγματικά. Ως αποτέλεσμα, ο διαχειριστής των μαθημάτων είναι πιθανότερο να εφαρμόζει τεχνικές εξόρυξης γνώσης με κύριο στόχο να παράγει αναφορές, που προωθεί στους διδάσκοντες, ώστε να τα χρησιμοποιήσουν για τη λήψη αποφάσεων, που έχουν να κάνουν με τη βελτίωση της μαθησιακής διαδικασίας των μαθητών και τα διαδικτυακά μαθήματα. Παρολαυτά, είναι πλέον επιθυμητό να συμμετέχουν οι διδάσκοντες απ' ευθείας στην επαναλαμβανόμενη διαδικασία εξόρυξης γνώσης ώστε να εφαρμόζουν περισσότερο χρήσιμους και αξιοποιήσιμους κανόνες. Φυσιολογικά, όμως, οι διδάσκοντες, χρησιμοποιούν την

ανατροφοδότηση, που παρέχεται από τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ώστε να λάβουν αποφάσεις, που αφορούν την αλλαγή, ώστε να βελτιωθεί το μάθημα και τον έλεγχο των δραστηριοτήτων που ακολουθούνται ή να επισημάνουν ποιοι μαθητές αντιμετωπίζουν δυσκολίες, και άλλα.

Μερικά από τα βασικά μειονεκτήματα των αλγορίθμων με βάση τους σχεσιακούς κανόνες στη διαδικτυακή μάθηση είναι ότι οι χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι έχουν πολλές παραμέτρους για κάποιον που δεν είναι ειδικός στην εξόρυξη γνώσης και οι υπάρχοντες κανόνες είναι πάρα πολύ, οι περισσότεροι από τους οποίους δεν εμφανίζουν ενδιαφέρον και σαφήνεια.

Οι αλγόριθμοι εξόρυξης με βάση το περιεχόμενο πρέπει να διαμορφωθούν πριν εκτελεστούν. Έτσι, ο χρήστης πρέπει να δώσει τις κατάλληλες τιμές στις παραμέτρους ώστε να πετύχει το σωστό αριθμό κανόνων. Μια συγκριτική μελέτη μεταξύ των βασικότερων αλγορίθμων, που χρησιμοποιούνται σήμερα για την ανακάλυψη κανόνων συσχέτισης είναι πως χρησιμοποιούνται οι αλγόριθμοι: Apriori, FP-Growth, MagnumOpus, Closet. Οι περισσότεροι από αυτούς τους αλγόριθμους απαιτούν από το χρήστη να καθορίσει δύο όρια, την ελάχιστη εμπιστοσύνη και την ελάχιστη 1-αβεβαιότητα, και να βρει όλους τους κανόνες που υπερβαίνουν αυτά τα όρια. Επιπλέον, ο χρήστης πρέπει να είναι αρκετά καταρτισμένος ώστε να βρει αυτές τις τιμές και να λάβει τα καταλληλότερα αποτελέσματα.

Μια πιθανή λύση σε αυτό το πρόβλημα είναι η χρήση ενός αλγορίθμου χωρίς εισόδους ή με λιγότερες εισόδους. Για παράδειγμα το WEKA [30] υλοποιεί τον Apriori, που λύνει μερικώς αυτό το πρόβλημα. Αυτός ο αλγόριθμος μειώνει σταδιακά την ελάχιστη εμπιστοσύνη μέσω ενός Δέλτα συντελεστή, που καθορίζεται από το χρήστη, μέχρι να φτάσει σε μια ελάχιστη εμπιστοσύνη ή να έχει παραχθεί ο απαιτούμενος αριθμός κανόνων.

Μια ακόμα βελτιωμένη έκδοση του Apriori αλγορίθμου είναι ο Predictive Apriori, που αυτόματα λύνει το πρόβλημα της διαφοράς μεταξύ των δύο προηγούμενων παραμέτρων μεγιστοποιώντας την πιθανότητα σωστής πρόβλεψης για το σετ των δεδομένων. Για να επιτευχθεί αυτό, μια παράμετρος, που ονομάζεται η αναμενόμενη προβλεπόμενη ορθότητα ορίζεται και υπολογίζεται με τη χρήση της μπαγιεσιανής μεθόδου, που παρέχει πληροφορίες για την ακρίβεια

του κανόνα που προέκυψε. Με αυτόν τον τρόπο ο χρήστης πρέπει απλά να καθορίζει τους κανόνες που επιθυμεί να ανακαλυφθούν.

Σε πειράματα που έγιναν με τη χρήση του moodle [34] αποδείχτηκε πως ο Predictive Apriori είχε καλύτερα αποτελέσματα από τον καθαρό Apriori, με τη χρήση του παράγοντα Δέλτα.

Η εφαρμογή των παραδοσιακών σχεσιακών αλγορίθμων είναι απλή και επαρκής. Παρολαυτά, οι αλγόριθμοι εξόρυξης με σχεσιακούς κανόνες ανακαλύπτουν μια τεράστια ποσότητα κανόνων και δεν εγγυώνται πως όλοι οι κανόνες, που βρέθηκαν είναι σχετικοί με αυτό που ζητάει ο χρήστης. Εμπιστοσύνη και 1-αβεβαιότητα παράγοντες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να επιτευχθούν ενδιαφέροντες κανόνες που έχουν τιμές γι' αυτούς τους παράγοντες καλύτερες από τις τιμές εισόδου. Παρόλο που αυτές οι δύο παράμετροι επιτρέπουν τον περιορισμό πολλών συσχετίσεων, ένας άλλος κοινός περιορισμός είναι να καθοριστούν τα χαρακτηριστικά εκείνα που πρέπει ή που δεν μπορούν να συμπεριληφθούν στη διαδικασία ανακάλυψης κανόνων.

Μια ακόμα λύση είναι η αξιολόγηση των επιθυμητών κανόνων ώστε να βρεθούν οι περισσότερο ενδιαφέροντες κανόνες για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Παραδοσιακά, η χρήση των μέτρων αντικειμενικού ενδιαφέροντος είναι η εμπιστοσύνη και 1-αβεβαιότητα, όμως υπάρχουν και άλλα όπως Laplace, στατιστική απόκλιση, εντροπία και άλλα. Αυτά τα μέτρα μπορούν να χρησιμοποιούν για την κατάταξη των παραγόμενων κανόνων ώστε ο χρήστης να είναι σε θέση να επιλέξει τους κανόνες με τις μεγαλύτερες τιμές στα μέτρα, που τον ενδιαφέρουν περισσότερο.

Υποκειμενικά μέσα αρχίζουν να γίνονται ολοένα και περισσότερο σημαντικά, με άλλα λόγια τα μέτρα που στηρίζονται σε υποκειμενικούς παράγοντες, που ελέγχονται από το χρήστη. Περισσότερες από τις υποκειμενικές προσεγγίσεις συμπεριλαμβάνουν ανάμειξη του χρήστη, ώστε να εκφράσουν, ανάλογα και με τις προηγούμενες γνώσεις του, ποιοι κανόνες τον ενδιαφέρουν.

Προτεινόμενα υποκειμενικά μέτρα είναι:

- *Η μη προβλεψιμότητα*: Οι κανόνες παρουσιάζουν ενδιαφέρον αν δεν είναι γνωστοί στο χρήστη ή αντικρούονται με τις γνώσεις του χρήστη

- Η δυνατότητα εκτέλεσης κάποιας ενέργειας: Οι κανόνες είναι χρήσιμοι αν ο χρήστης μπορεί να επωφεληθεί από αυτούς

Ο αριθμός των κανόνων μπορεί να μειωθεί μόνο με την προβολή μη προβλέψιμων και με δυνατότητα εκτέλεσης κάποιας ενέργειας κανόνων στο δάσκαλο και όχι όλων των κανόνων που ανακαλύφθηκαν.

Τέλος, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η γνωσιακή βάση δεδομένων ως παρακαταθήκη κανόνων στη βάση, που η υποκειμενική ανάλυση των κανόνων που ανακαλύφθηκαν εφαρμόζεται. Πριν τρέξει ο αλγόριθμος εξόρυξης με βάση τους σχεσιακούς κανόνες, ο καθηγητής θα πρέπει να κατεβάσει τη σχετική με αυτόν γνωσιακή βάση δεδομένων, που να ταιριάζει πάντα με το δικό του προφίλ. Η εξατομίκευση της γνωσιακής βάσης δεδομένων βασίζεται σε παραμέτρους φιλτραρίσματος, που έχουν να κάνουν με τον τύπο του μαθήματος, που θα αναλυθεί, όπως: το πεδίο των γνώσεων, το μορφωτικό επίπεδο, τη δυσκολία του μαθήματος και άλλα. Η παρακαταθήκη των κανόνων δημιουργείται στον εξυπηρετητή με συνεργατικό τρόπο, όπου οι ειδικοί μπορούν να ψηφίσουν για κάθε κανόνα στην παρακαταθήκη, βασισμένοι πάντα σε διδακτικά δεδομένα και στην εμπειρία τους μέσα από παρόμοια διαδικτυακά μαθήματα.

Ένας πολύ σημαντικός παράγοντας είναι ο καθορισμός της ποιότητας των παραγόμενων κανόνων είναι η σαφήνιά τους. Παρόλο που το βασικό κίνητρο για την εξαγωγή των κανόνων είναι να επιτευχθεί μια σαφής περιγραφή της αρχικής υπόθεσης, αυτή η οπτική της ποιότητας του κανόνα συνήθως παραβλέπεται λόγω της υποκειμενικής φύσης της σαφήνειας, που δεν μπορεί να μετρηθεί ανεξάρτητα από το άτομο που χρησιμοποιεί το σύστημα [35]. Προηγούμενη εμπειρία και γνώση του προσώπου αυτού παίζουν μεγάλη σημασία στην επίτευξη της σαφήνειας. Αυτό αντιτίθεται στην ακρίβεια, που θεωρείται χαρακτηριστικό των κανόνων και μπορεί να αξιολογηθεί ανεξάρτητα από τον κάθε χρήστη.

Υπάρχουν κάποιες παραδοσιακές τεχνικές, που έχουν χρησιμοποιηθεί ώστε να βελτιωθεί η σαφήνεια των κανόνων που έχουν ανακαλυφθεί. Για παράδειγμα, μπορούμε να μειώσουμε το μέγεθος των κανόνων με το να περιορίσουμε τον αριθμό των αντικειμένων σε προγενέστερους ή επόμενους κανόνες. Η απλότητα του κανόνα έχει να κάνει με το μέγεθός του και με αυτή τη

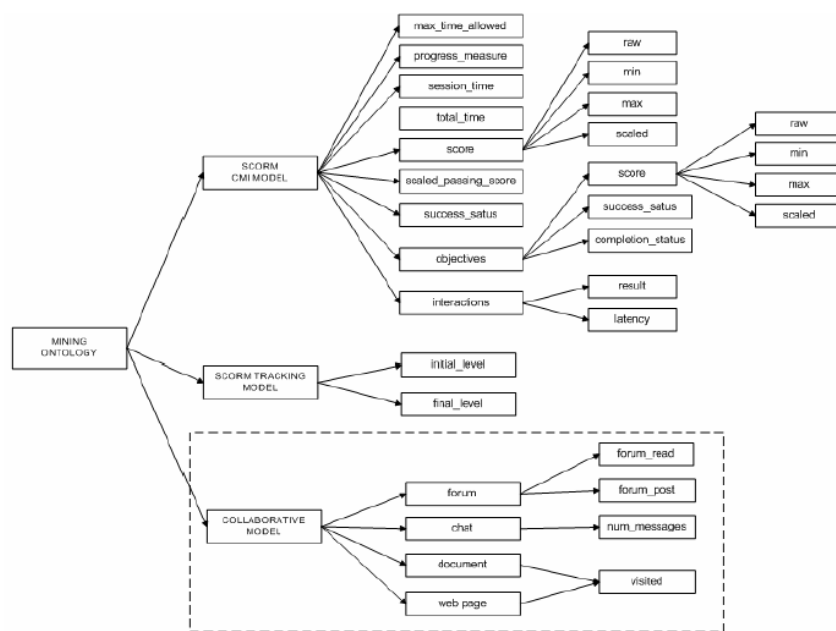
διαπίστωση, όσο μικρότερος είναι ο κανόνας τόσο πιο σαφής θα είναι. Μια άλλη τεχνική είναι να γίνει διάκριση των αριθμητικών τιμών. Ο διαχωρισμός αυτός χωρίζει τα αριθμητικά δεδομένα σε κατηγορίες, που είναι ευκολότερες για την κατανόηση από τον καθηγητή.

Ένας άλλος τρόπος για να βελτιωθεί η σαφήνεια είναι να ενσωματωθούν οι τοπικές γνώσεις και οι σημαντικές και να γίνει χρήση ενός κοινού και αποδεκτού λεξιλογίου για τον καθηγητή. Στον τομέα των ΣΔΜ, μπορούν να διακριθούν μερικά κοινά χαρακτηριστικά μέσα σε μια γκάμα ΣΔΜ. Όπως διακρίνεται στον επόμενο πίνακα αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να παρασταθούν σε πολλά τμήματα ή επίπεδα του μαθήματος. Για παράδειγμα ένα κεφάλαιο μπορεί να είναι μια παράγραφος ή ένα μάθημα ή μια εργασία ή μια ομαδική ενασχόληση.

Attribute	Description
Visited	If the unit, document or web page has been visited
Total_time	Time taken by the student to complete the unit
Score	Average final score for the unit
Knowledge_level	Student's initial and final level in the unit
Difficulty_level	Difficulty level of the unit
Attempts	Number of attempts before passing the unit
Chat_messages	Number of messages sent/read in the chat room
Forum_messages	Number of messages sent/read in the forum

Εικόνα 4. Κοινά χαρακτηριστικά στα περισσότερα ΣΔΜ[36]

Σε αυτή την περίπτωση η χρήση σταθερών μεταδεδομένων για τη διαδικτυακή μάθηση επιτρέπει τη δημιουργία και τη συντήρηση μιας κοινής γνωσιακής βάσης δεδομένων, με κοινό λεξιλόγιο, που μπορεί να μοιράζεται μεταξύ των εκπαιδευτικών, ανεξαρτήτως ΣΔΜ που χρησιμοποιούν. Για παράδειγμα το SCORM[36] περιγράφει ένα μοντέλο αλληλεπίδρασης περιεχομένου και ένα μοντέλο ιχνηλάτησης των επαναχρησιμοποιούμενων αντικειμένων μάθησης. Παρόλο που το SCORM παρέχει το γενικό πλαίσιο για την αναπαράσταση και την διαχείριση των μεταδεδομένων, χάνει λίγο στο ότι δε συμπεριλαμβάνει παιδαγωγική ιχνηλάτηση όπως η χρήση των συνεργατικών πόρων. Στο σχεδιάγραμμα απεικονίζεται μια οντολογία βασισμένη στο SCORM όπου μπορεί να εφαρμοστεί εξόρυξη με βάση σχεσιακούς κανόνες.



Εικόνα 5. SCORM βασισμένο στην εξόρυξη με βάση σχεσιακούς κανόνες στα ΣΔΜ

Η οντολογία στο σχεδιάγραμμα περιλαμβάνει εκτός από στα κλασικά χαρακτηριστικά του SCORM και άλλα χαρακτηριστικά, που σχετίζονται με τη συνεργατική μάθηση. Αυτό μπορεί να είναι ένα καλό σημείο εκκίνησης για επαναχρησιμοποίηση περιεχομένου και για ανταλλαγή αποτελεσμάτων μεταξύ διαφορετικών πλαισίων εξόρυξης.

Για να πετύχουμε βελτίωση της σαφήνειας και της καταλληλότητας των κανόνων θα ήταν χρήσιμο να παρέχεται μια οντότητα που περιγράφει ένα συγκεκριμένο πλαίσιο. Με αυτό τον τρόπο ο καθηγητής μπορεί να κατανοήσει καλύτερα τους κανόνες που περιέχουν σενάρια, που σχετίζονται με το συγκεκριμένο πεδίο υπό ανάλυση, όπως «Αν επιτύχει στο θέμα Α τότε θα πετύχει και στο θέμα Β».

Τέλος, μια άλλη πρόταση είναι να χρησιμοποιηθεί αλληλεπιδραστική εξόρυξη γνώσης με βάση το πεδίο, με την οποία ο χρήστης αναμιγνύεται στη διαδικασία ανακάλυψης για να βρει τα αποτελέσματα με το μεγαλύτερο ενδιαφέρον. Η αναπαράσταση με βάση συγκεκριμένο πρόβλημα μπορεί επίσης να προστεθεί στη διαδικασία εξόρυξης. Ο χρήστης όχι μόνο αξιολογεί το αποτέλεσμα της αυτοματοποιημένης διαδικασίας εξόρυξης, αλλά εμπλέκεται ενεργά στο σχεδιασμό της νέας αναπαράστασης και αναζήτησης προτύπων [36].

2.4 Εφαρμογές εξόρυξης γνώσης από ΣΔΜ

2.4.1 Εξαγωγή αποτελεσμάτων μέ συνδυασμό χρήσης νευρωνικών δικτύων και εργαλείων εξόρυξης γνώσης

Στην εργασία του, ο Jing Luan [54], παρουσιάζει ένα εργαλείο, με το οποίο μπορεί να γίνει εξόρυξη γνώσης, πάνω σε πληροφορίες, που μπορεί να αναζητά ο διδάσκων, με τη χρήση του πακέτου εξόρυξης γνώσης Clementine σε συνδυασμό με νευρωνικά δίκτυα τεχνητής νοημοσύνης. Μέσα από τη διεπαφή του εργαλείου εξόρυξης γνώσης, ο διδάσκων διατυπώνει τα ερωτήματα, που επιθυμεί και τα εισάγει σε αυτό. Αυτό βέβαια προϋποθέτει ο διδάσκων να έχει τις απαραίτητες γνώσεις ώστε να μπορέσει να διατυπώσει κατάλληλα τα ερωτήματα, για να πάρει τα επιθυμητά αποτελέσματα. Ο συνδυασμός του Clementine και των νευρωνικών δικτύων μπορεί να εφαρμοστεί στα δεδομένα τεχνικές κατηγοριοποίησης, συσταδοποίησης, εύρεσης συσχετίσεων, και άλλα.

2.4.2 Εντοπισμός αλληλεπίδρασης καθηγητών μαθητών με χρήση εξόρυξης γνώσης

Ο Mostow [55] μέσα από την εργασία του, ενσωματώνει μέσα σε ένα ήδη υπάρχον εκπαιδευτικό πακέτο, το οποίο απλώς καταγράφει, σε αρχεία καταγραφής κινήσεων, τις ερωτήσεις των καθηγητών και τις αντίστοιχες, προφορικές απαντήσεις των μαθητών. Το σύστημα αυτό, δηλαδή, είναι ένας καταγραφέας «κινήσεων» φωνής. Η εξόρυξη γνώσης, πραγματοποιείται μέσα από τη διατύπωση ερωτημάτων σε γλώσσα SQL, ώστε να μπορεί ο καθηγητής όποτε το επιθυμεί να βγάλει αξιόλογα συμπεράσματα για τους λόγους, που οδήγησαν τους μαθητές να δώσουν μια απάντηση, και μέσα από αυτό να τους αξιολογήσουν.

2.4.3 LDAT Tool, εργαλείο εξόρυξης γνώσης με δεδομένα του IBM Lotus

2.4.3.1 Λειτουργίες του IBM Lotus

Το ΣΔΜ IBM-Lotus είναι μία εύχρηστη πλατφόρμα λογισμικού, που επιτρέπει μια επιχείριση ή ένα διδακτικό οργανισμό να διαχειριστεί και να εκπαιδεύσει τους φοιτητές ή τους εγαζόμενούς τους. Περιλαμβάνει υλοποιήσεις για διαδικτυακά μαθήματα, που οι εκπαιδευόμενοι μπορούν να συμμετέχουν, μέσω του υπολογιστή τους και παράλληλα να ανατρέχουν κατά τη διάρκεια του μαθήματος σε διαδικτυακούς τόπους με πόρους και υλικό, που τους διευκολύνουν και λύνουν τις απορίες τους. Επιπλέον, προσφέρει αναφορές, που αποτυπώνουν τις κινήσεις των εκπαιδευόμενων και τη συμμετοχή τους στα μαθήματα, περιέχει πρόγραμμα, όπως εκείνο του σχολείου, με τις ώρες που υπάρχουν μαθήματα, καθώς και ένα κατάλογο με τα εργαλεία, που έχει στη διάθεσή του ένας εκπαιδευόμενος.

Το εργαλείο αυτό παρέχει τη δυνατότητα παραμετροποίησης του μαθησιακού περιβάλλοντος των εκπαιδευόμενων, προσαρμόζοντάς το στα δικά τους ενδιαφέροντα, το ιστορικό μάθησής τους ή στις απαιτήσεις της εκπαίδευσης, που τους παρέχεται.

Το συγκεκριμένο λογισμικό διαχειρίζεται ολόκληρη τη μαθησιακή διαδικασία περιλαμβάνοντας:

- Υποστήριξη της φυσικής τάξης
- Καταγραφή των μαθητών
- Καταγραφή των κινήσεων των μαθητών και παραγωγή αναφορών
- Ημερολόγιο και προγραμματισμό των εργασιών
- Ανάπτυξη και διαχείριση οδηγού σπουδών
- Διεξαγωγή ηλεκτρονικών μαθημάτων

Με τη χρήση του συγκεκριμένου ΣΔΜ εργαλείου, μπορεί να δημιουργηθεί εύκολα και γρήγορα ένα διαδικτυακό μάθημα, που εκτός των άλλων μπορεί να περιέχει αρχεία ήχου, εικόνες και συνδέσμους σε εξωτερικές πηγές όπως διαδικτυακούς τόπους και αναφερόμενες βάσεις δεδομένων.

Δίνεται η δυνατότητα από το σύστημα να καταγράφεται και να αποστέλλεται σε αναφορές η επάρκεια των εκπαιδευτικών διαδικασιών, συμπεριλαμβάνοντας και φυσικούς αλλά και διαδικτυακούς πόρους. Τέλος, μπορεί να αλληλεπιδράσει με ήδη υπάρχοντα συστήματα και διαφορετικές γλώσσες ταυτόχρονα (αν για παράδειγμα, υπάρχει διασπορά των εκπαιδευόμενων

σε διαφορετικές χώρες ή ο οργανισμός, που το χρησιμοποιεί υποστηρίζει περισσότερες από μία γλώσσες).

2.4.3.2 Εργαλείο LDAT (LMS Data Analysis Tool)

Το LDAT [45] αναπτύχθηκε σε γλώσσα VB.NET και είναι ένα εργαλείο, που βοηθά τον καθηγητή να καταλάβει σε βάθος την αλληλεπίδραση των μαθητών με το ΣΔΜ και τη διαδικασία μετάδοσης γνώσης. Το ΣΔΜ με την πλούσια λειτουργικότητά του μπορεί να ανατροφοδοτεί το διδάσκοντα με πλήθος πληροφοριών, για τους μαθητές, αλλά δεν μπορεί να του δώσει μια γενική εικόνα για τη συμπεριφορά τους όταν χρησιμοποιούν το σύστημα. Με αυτό τον τρόπο ο διδάσκοντας είναι άπειρος όσον αφορά τη χρήση αυτών των συστημάτων και δεν μπορεί να γνωρίζει πως να αξιολογήσει το μάθημά του και αν έχει επιτύχει τους στόχους που έχει θέσει.

Στο LDAT Tool συναντάμε στατιστική κατηγοριοποίηση των «ηλεκτρονικών» συμπεριφορών των μαθητών, που χωρίζονται στις ακόλουθες κατηγορίες:

- Στατιστικά με βάση την επισκεψιμότητα
- Στατιστικά με βάση το χρόνο
- Στατιστικά σχετικά με τα μονοπάτια πλοήγησης
- Στατιστικά με βάση τους διάφορους σχεσιακούς κανόνες, που προκύπτουν από την πλοήγηση των μαθητών
- Ακολουθιακά πρότυπα

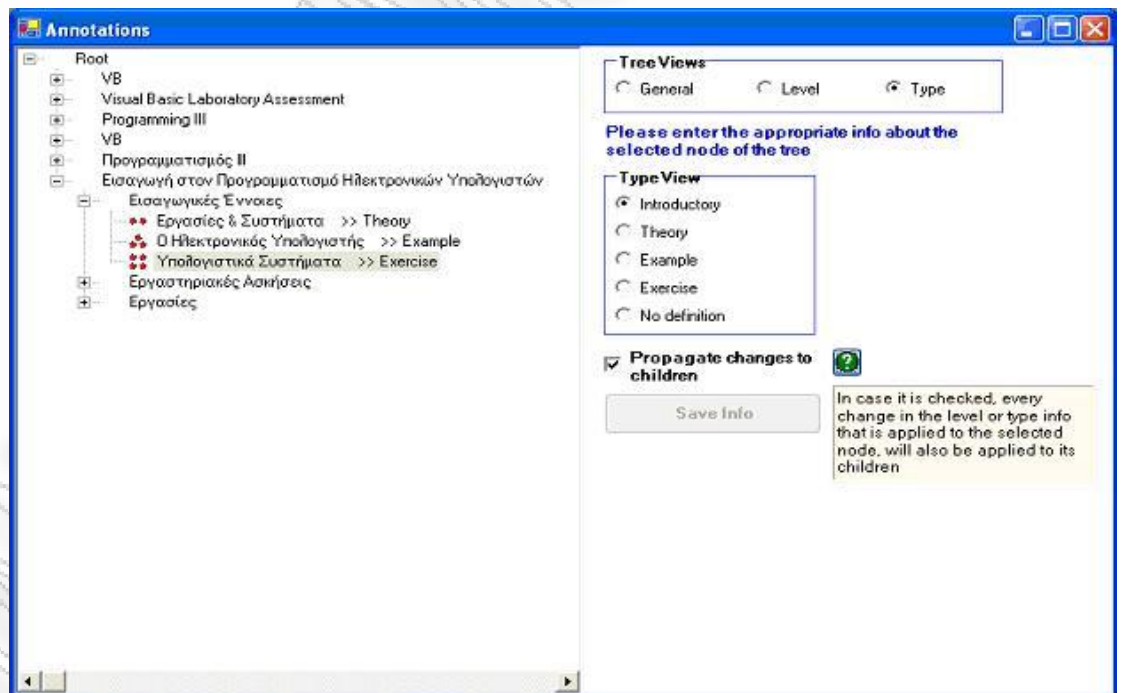
Με τη χρήση αυτού του εργαλείου ο καθηγητής παίρνει μια πλήρη ανάλυση της μαθητικής συμπεριφοράς, λαμβάνοντας απαντήσεις όπως το πόσοι και ποίοι συμμετέχουν στις διαδικτυακές δραστηριότητες του μαθήματος, σε ποιές δραστηριότητες έδειξαν οι μαθητές ιδιαίτερο ενδιαφέρον και άλλα. Γι' αυτό το λόγο χρησιμοποιήθηκαν χαρακτηρισμοί, ώστε να κατηγοριοποιηθούν οι δραστηριότητες των μαθητών και να ομαδοποιηθούν με βάση τα χαρακτηριστικά τους. Αυτές οι ομάδες μπορούν να μελετηθούν ανεξάρτητα για καλύτερα και πιο εξειδικευμένα αποτελέσματα.

Η διαδικασία, που ακολουθείται για τη λειτουργία του εργαλείου αυτού είναι η ακόλουθη. Αρχικά βάζουμε τα δεδομένα από το IBM LOTUS στο LDAT Tool.



Εικόνα 6. Εισαγωγή δεδομένων στο LDAT

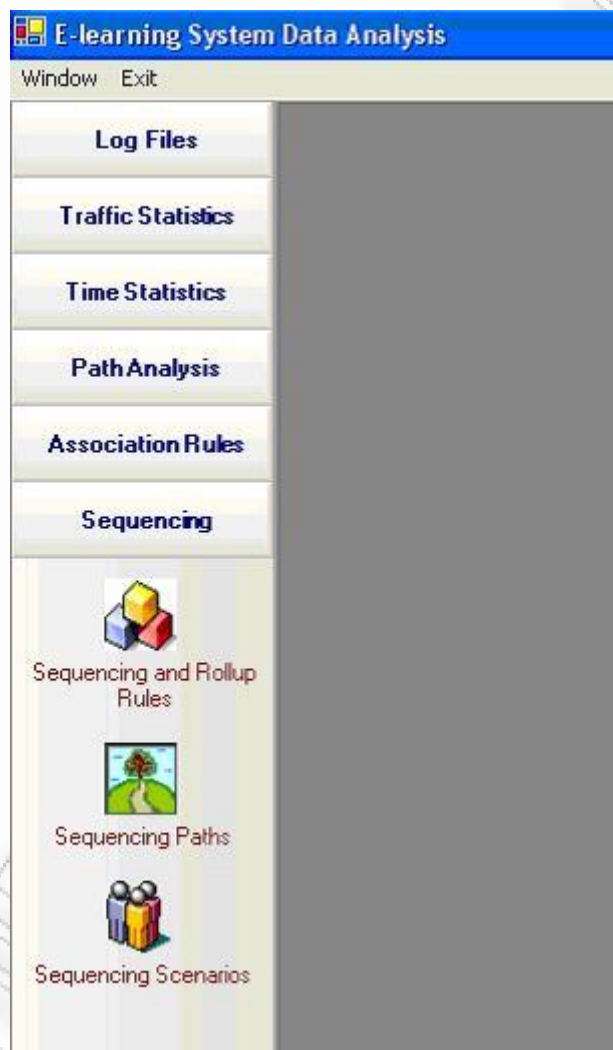
Στη συνέχεια, και αφού επιλεγούν τα μαθήματα, που έχουμε σκοπό να μελετήσουμε, χαρακτηρίζουμε τα μαθήματα με βάση κάποια κριτήρια. Τον τύπο του μαθήματος, αν είναι θεωρία, παράδειγμα, άσκηση, κλπ, και το βαθμό δυσκολίας, αν είναι εύκολο, δύσκολο, κλπ.



Εικόνα 7. Καθορισμός χαρακτηριστικών

Αφού έχουν γίνει οι παραμετροποιήσεις του συστήματος είναι έτοιμος ο διδάσκοντας να πάρει στατιστικά με βάση το χρόνο, την επισκεψιμότητα, την

ανάλυση των μονοπατιών που ακολουθούν οι χρήστες, τους κανόνες συσχέτισης, και τις ακολουθίες, που θα καθορίσει ο ίδιος.



Εικόνα 8. Στατιστικές Λειτουργίες του LDAT Tool

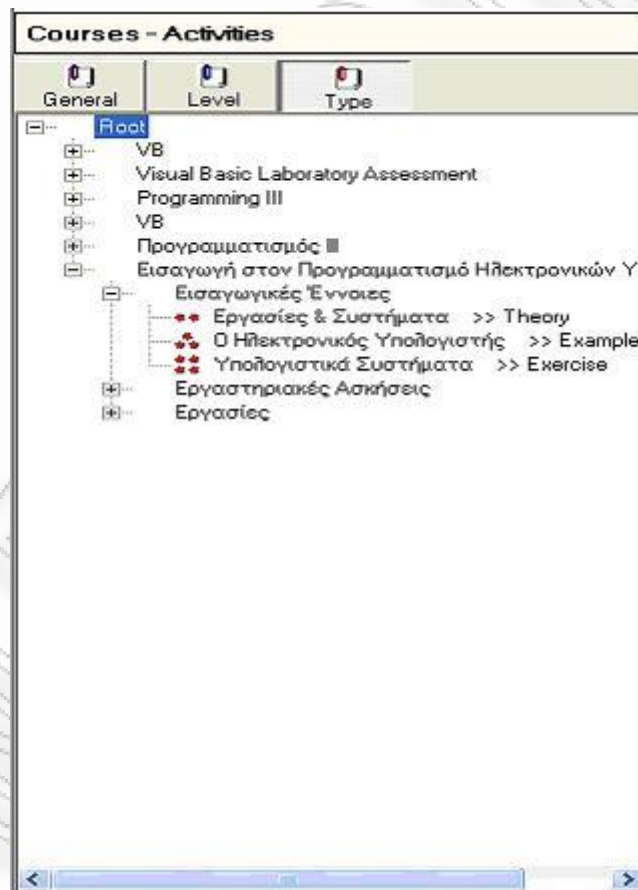
Σε κάθε οθόνη του LDAT υπάρχουν σταθερά κριτήρια, όπως είναι:

- Η επιλογή ενός ή περισσότερων μαθητών
- Ο περιορισμός της αναζήτησης σε ημερομηνία (ή και καθόλου περιορισμός)
- Το φιλτράρισμα των επισκέψεων
- Και περιορισμοί με βάση τους χαρακτηρισμούς που έχουν γίνει

Traffic Criteria Student <input type="text" value="<All>"/>		Search Parameters Visits Filtering <input type="radio"/> Filter out Pass-Through visits <input type="radio"/> Show only Pass-Through visits <input checked="" type="radio"/> Show All	
Visit Date From <input type="text" value="8/ 2 /2007"/> To <input type="text" value="8/ 2 /2007"/>			
Course Criteria Annotations Level <input type="text" value="All levels"/> Type <input type="text" value="All types"/>			

Εικόνα 9. Κριτήρια επιλογής αναζήτησης

Αφού επιλεγθούν τα φίλτρα, που αναφέρονται στην αναζήτηση, γίνεται η επιλογή μαθήματος



Εικόνα 10. Επιλογή μαθήματος

Και η επεξεργασία των δεδομένων. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται σε πίνακα.

Log Viewer

Traffic Criteria
 Student: <All>
 Visit Date: From 9/2/2007 To 9/2/2007

Search Parameters
 Visits Filtering:
 Filter out Pass-Through visits
 Show only Pass-Through visits
 Show All

Course Criteria
 Annotations:
 Level: All levels Type: All types

Courses - Activities
 General Level Type
 Root
 VB
 Visual Basic Laboratory Assessm
 VB
 Programming III
 Προγραμματισμός II
 Εισαγωγή στον Προγραμματισμό

Log Viewer - Shows all log entries
 Drag a column header here to group by that column.

SessionID	accessed_order	LAST NAME	COURSE	PARENT TITLE	IT
140	1	kallergis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Τρόπουλα	Πι
141	1	kallergis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
141	2	kallergis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
141	3	kallergis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
141	4	kallergis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
142	1	karagiannopoulos giorgos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Στακίερα	Πι
142	2	karagiannopoulos giorgos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Στακίερα	Θε
142	3	karagiannopoulos giorgos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Πι
143	1	karagiannopoulos giorgos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Το Παιχνίδι της Κρεμάλας	Πι
143	2	karagiannopoulos giorgos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
144	1	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
144	2	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
144	3	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
144	4	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
144	5	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Ερ
144	6	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Ερ
144	7	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Θε
144	8	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Ερ
144	9	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Πι
144	10	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Πι
144	11	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Πι
144	12	konstantinou eyaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σύνθεση με Βάση Δεδομέν...	Πι

4036 records returned

Πίνακας 4. Πίνακας αποτελεσμάτων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

WEKA: Ένα εργαλείο μηχανικής μάθησης

3.1 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση είναι μια αναπτυσσόμενη τεχνολογία, που μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Έχει τη δυναμική να γίνει ένα από τα δομικά και ζωτικά συστατικά των έξυπνων πληροφοριακών συστημάτων, καθορίζοντας συμπικνωμένες γενικεύσεις, που προέρχονται από από μεγάλες βάσεις δεδομένων, μέσα στις οποίες υπάρχουν καταγεγραμμένες πληροφορίες, οι οποίες αναφέρονται ως γνώση σε πολλαπλούς τομείς, όπως με το να είναι ενσωματωμένες σε αυτοματοποιημένες διαδικασίες όπως ειδικά συστήματα, ή να απευθύνονται απ'ευθείας στο χρήστη για την επικοινωνία με ειδικούς επιστήμοντες και για εκπαιδευτικές ανάγκες. Προς το παρόν το περιβάλλον δεν είναι έτοιμο να το κάνει αυτό. Γίνεται προσπάθεια να ανακαλυφθούν νέου αλγόριθμοι για μάθηση, παρά για απόκτηση εμπειριών από την εφαρμογή των υπάρχοντων τεχνικών στις καθημερινές ανάγκες. Το WEKA (Waikanto Environment for Knowledge Analysis) [30] αποκαθιστά την ισορροπία με το να εφαρμόζει τις κλασσικές τεχνικές μηχανικής μάθησης σε μια ευρεία γκάμα γεωργικών και κηπευτικών προβλημάτων καθώς και άλλων. Ο στόχος είναι να ανακαλυφθούν και να χαρακτηριστούν τα προαπαιτούμενα για επιτυχημένες εφαρμογές μηχανικής μάθησης, που να αντικατοπτρίζουν και να βοηθούν τα δεδομένα πραγματικού κόσμου.

Για να υποστηριχθεί αυτό το πόνημα, αναπτύχθηκε μια πλατφόρμα, που παρέχει ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον, το οποίο όχι μόνο παρέχει εύκολη πρόσβαση σε μια ευρεία γκάμα τεχνικών μηχανικής μάθησης μέσα από αλληλεπιδραστικές διεπαφές, αλλά ενσωματώνει τα προ- και μετά- εργαλεία, που θεωρούνται αναγκαία, όταν κάποιος δουλεύει με ομάδες δεδομένων του πραγματικού κόσμου.

Υπάρχουν και άλλα συστήματα μηχανικής μάθησης, αλλά είναι κυρίως βιβλιοθήκες από συναρτήσεις, που στοχεύουν στη χρήση τους από κάποιον ερευνητή, που αναπτύσσει και συγκρίνει αλγορίθμους. Μια εξαίρεση, αν και

συνεχίζει να είναι μια βιβλιοθήκη προγραμμάτων, είναι το Consultant, που είναι ένα ειδικό σύστημα, που επιτρέπει στους εξειδικευμένους σε κάποιο αντικείμενο, να επιλέξουν τον καταλληλότερο γι' αυτούς αλγόριθμο μηχανικής μάθησης για να κάνουν τις μελέτες τους. Το Consultant υποθέτει πως υπάρχει κάποιος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί άμεσα για τη λύση κάποιου προβλήματος. Όπως έχουν δείξει οι έρευνες, μπορεί να υπάρχει κατάλληλος αλγόριθμος, όμως είναι απίθανο η απ'ευθείας χρήση του από κάποιον εξειδικευμένο επιστήμονα να δώσει αποτελέσματα, που να έχουν νόημα. Οι τελευταίοι, χρειάζονται ένα περιβάλλον στο οποίο να μπορούν εύκολα να καθοδηγούν και να επεξεργάζονται τα δεδομένα, καθώς και να κάνουν μόνοι τους τα πειράματά τους.

Η φιλοσοφία πίσω από το WEKA είναι η απομάκρυνση από την παροχή υποστήριξης ενός ερευνητή πληροφορικής ή μηχανικής μάθησης και το πλησίασμα και την υποστήριξη του τελικού χρήστη. Ο τελικός χρήστης είναι αυτός, ως επί τω πλείστω, για παράδειγμα ένας επιστήμονας αγροτικής ανάπτυξης, με πλήρη γνώση των δικών του δεδομένων και τις επαρκείς γνώσεις των δυνατοτήτων της μηχανικής μάθησης, που θέλει να επιλέξει και να μελετήσει την εφαρμογή και τις διάφορες τεχνικές που εκείνη παρέχει. Για να μπορέσει να διατηρηθεί αυτή η φιλοσοφία, το WEKA επικεντρώνεται στην εξασφάλιση ότι οι λεπτομέρειες της ανάπτυξης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και οι μορφοποιήσεις των δεδομένων, που γίνονται, κρατούνται εσωτερικά και δεν απασχολούν το χρήστη.

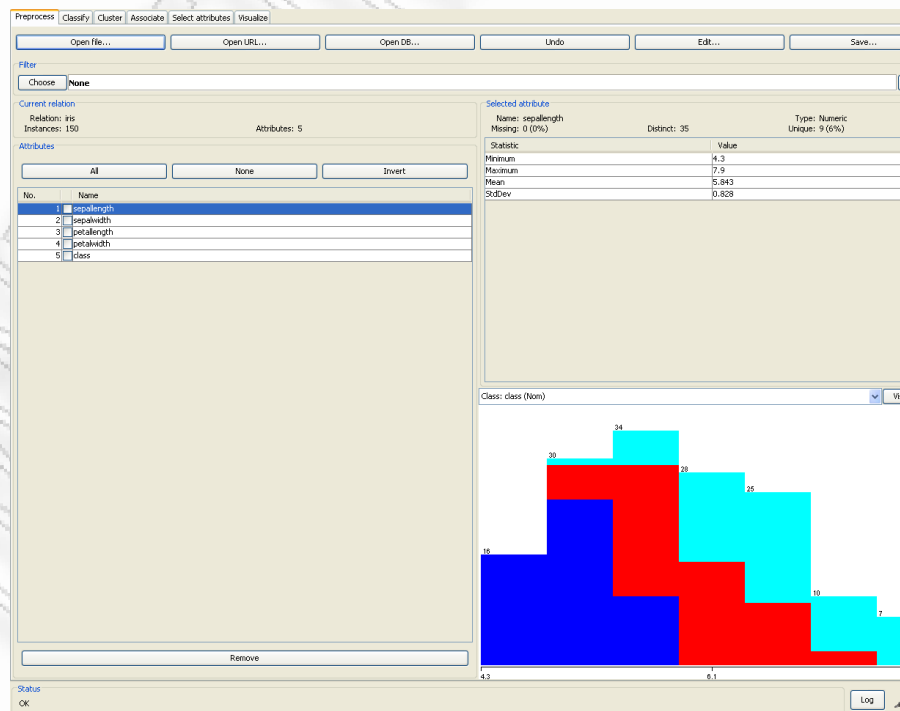
3.2 Η πλατφόρμα του WEKA

Η πλατφόρμα του WEKA δίνει τη δυνατότητα για χρήση εργαλείων μηχανικής μάθησης, τα οποία είναι γραμμένα σε διάφορες γλώσσες προγραμματισμού (C, C++, LISP). Δεν είναι ένα μεμονωμένο πρόγραμμα, αλλά ένα σύνολο εργαλείων συνδεδεμένων μεταξύ τους κάτω από μια κοινή διεπαφή χρήστη.



Εικόνα 11. Αρχική Οθόνη WEKA

Η διεπαφή του χρήστη έχει αναπτυχθεί με τη χρήση TK/TCL, παρέχοντας ένα προτότυπο και φορητό εργαλείο. Κατά τη διάρκεια της σχεδίασης του WEKA, λήφθηκε υπ' όψιν ότι ένα εργαλείο σαν αυτό θα περιλαμβάνει και θα φιλοξενεί και άλλες εφαρμογές του τελικού χρήστη όπως λογιστικά φύλλα, επεξεργαστές κειμένου και βάσεις δεδομένων. Αυτή η φιλοσοφία επεκτείνεται και σε αρχεία από τα προηγούμενα προγράμματα, κάτι το οποίο απαιτείται είτε ως είσοδος είτε ως έξοδος από το WEKA.



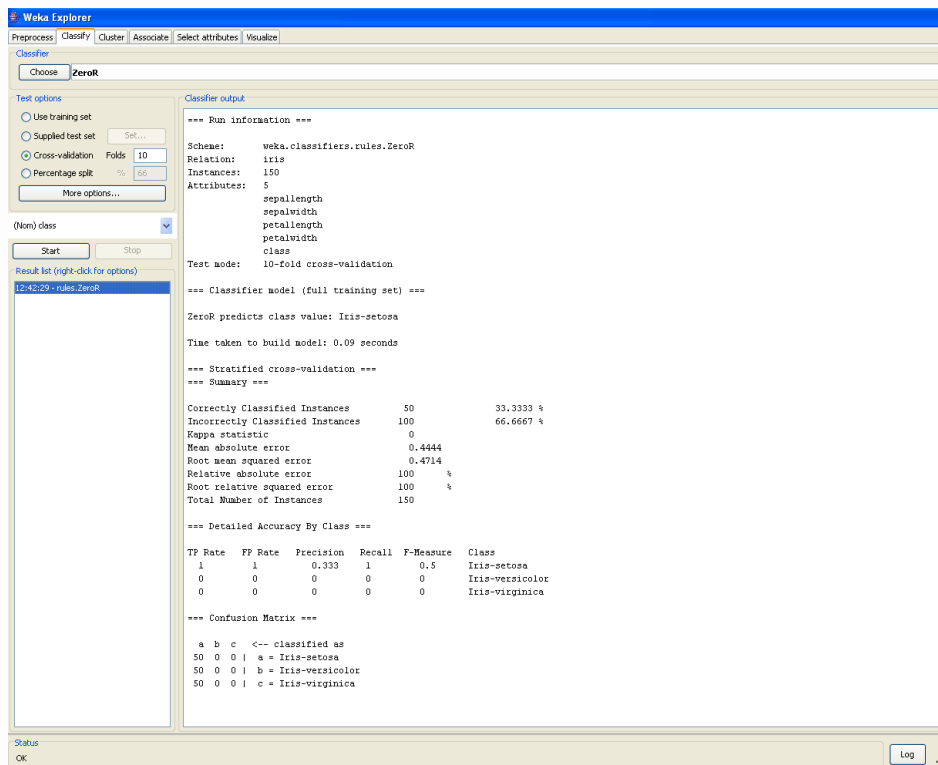
Εικόνα 12. Αρχεία τα οποία μπορεί να ανοίξει το WEKA

3.2.1 Προαπαιτούμενες Διαδικασίες

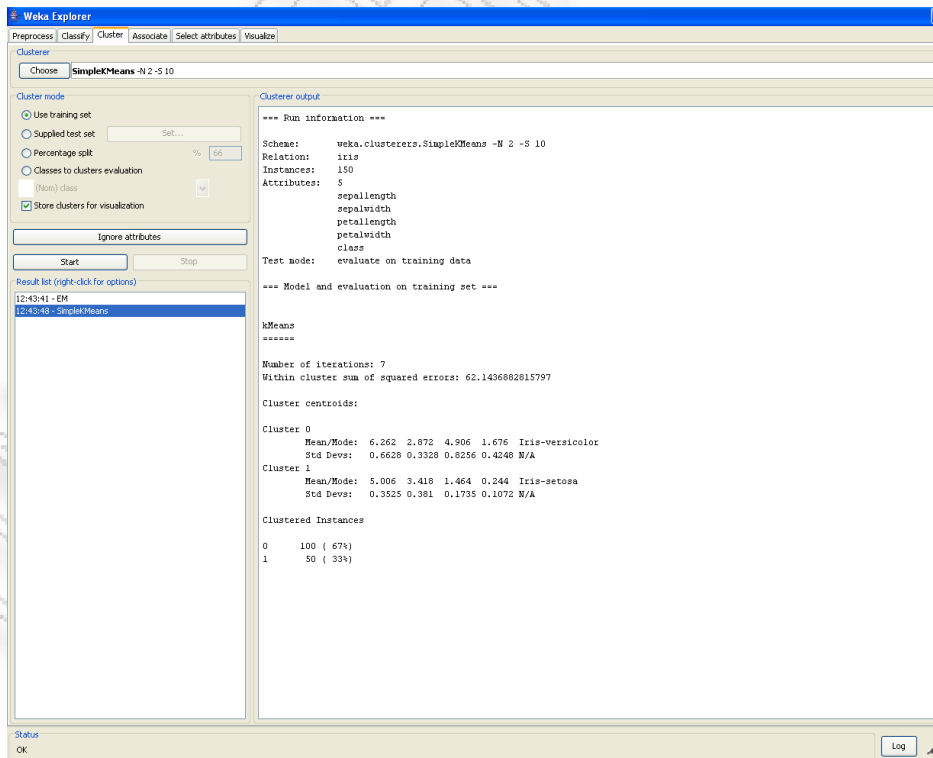
Οι βάσεις δεδομένων, πάντα, περιέχουν μεγάλο όγκο πληροφοριών, που χρειάζεται να μειωθούν σε πολύ μεγάλο βαθμό, πριν ξεκινήσει η επεξεργασία. Επίσης, τα περισσότερα σχήματα μηχανικής μάθησης δουλεύουν σε συγκριτικά εξασθενημένα, δύο διαστάσεων, απλά αρχεία δεδομένων. Παρολαυτά, μπορεί να γίνει μέσα από το εργαλείο διαχείριση και αλλαγή της βάσης πριν τα δεδομένα εισαχθούν για επεξεργασία από το WEKA. Αυτή η προσπάθεια μπορεί να είναι από ερωτήματα SQL σε σχεσιακές βάσεις δεδομένων, έως δημιουργία μακροεντολών σε λογιστικά φύλλα και την εύρεση προτύπων που να βρίσκουν κώδικες που ταιριάζουν ώστε να προκύψουν αρχεία κειμένου(Perl).

Το σετ των δεδομένων, που απορρέει από τα προηγούμενα βήματα, επεξεργάζεται από το WEKA ως εξής:

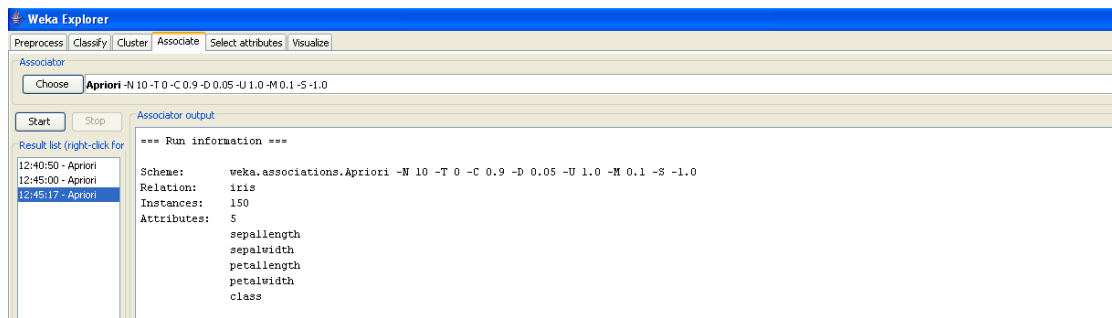
- Ένα αρχείο δεδομένων επιλέγεται από το μενού του αρχείου
- Μπορεί ο χρήστης να δει τα αριθμητικά χαρακτηριστικά μέσα από το αρχικό παράθυρο καθώς και ένα γράφημά τους
- Μπορούν να επιλεγθούν τα σημαντικά χαρακτηριστικά για τη μελέτη που θέλουμε να κάνουμε
- Δημιουργούνται ομαδοποιητές χαρακτηριστικών
- Μπορούμε να επιλέξουμε τι θέλουμε να κάνουμε
 - Κατηγοριοποίηση
 - Συσταδοποίηση
 - Συσχετισμός
- Στη συνέχεια επιλέγουμε ποιόν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε. Οι αλγόριθμοι είναι διαφορετικοί ανά κατηγορία.
- Τα αποτελέσματα φαίνονται στην τελευταία καρτέλα με τον τίτλο Visualize
- Μπορούν τα χαρακτηριστικά και οι ομαδοποιητές τους να επανεξεταστούν και να επανακαθοριστούν
- Τα προηγούμενα επανεκτελούνται με τα νέα χαρακτηριστικά



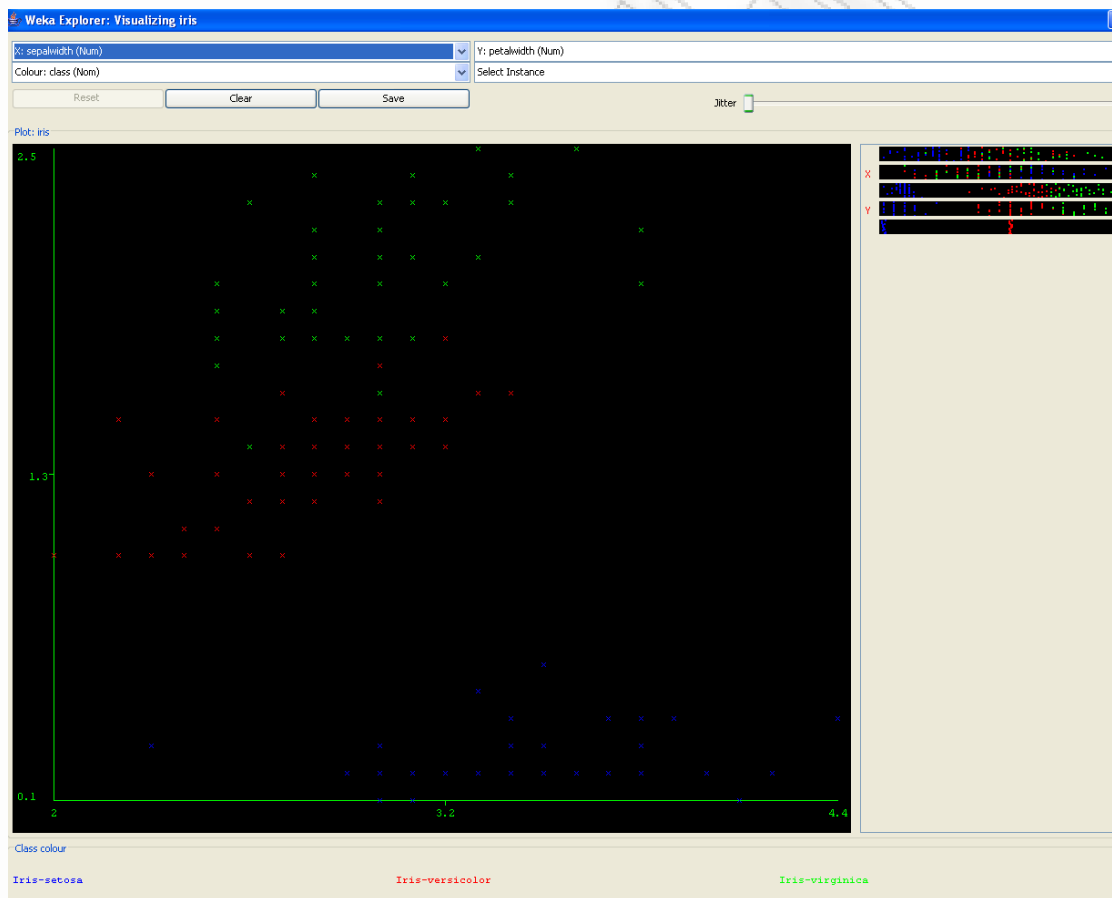
Εικόνα 13. Χρήση αλγορίθμου κατηγοριοποίησης ZeroR για εξαγωγή αποτελεσμάτων φυτών



Εικόνα 14. Χρήση αλγορίθμου συσταδοποίησης SimpleKMeans για εξαγωγή αποτελεσμάτων φυτών



Εικόνα 15. Χρήση αλγορίθμου συσχέτισης Apriori για εξαγωγή αποτελεσμάτων ρυτών



Εικόνα 16. Γραφική αναπαράσταση αποτελεσμάτων

3.2.2 Arff αρχεία

Για να μπορέσει να συντηρηθεί η ανεξαρτησία του τύπου των δεδομένων, τα δεδομένα μετατρέπονται σε μια ενδιάμεση απεικόνιση, η οποία λέγεται ARFF (Attribute Relation File Format). Στην εικόνα, που ακολουθεί, υπάρχει ένα παράδειγμα ενός τέτοιου αρχείου, που περιέχει δεδομένα για το λουλούδι iris και το μέγεθος των πετάλων του. Ανάλογα με το μέγεθος των πετάλων τους τα

λουλούδια αυτά πρέπει να καταταγούν σε διαφορετικό είδος του συγκεκριμένου λουλουδιού(Iris-setosa,Iris-versicolor,Iris-virginica).

```
@RELATION iris

@ATTRIBUTE sepallength REAL
@ATTRIBUTE sepalwidth REAL
@ATTRIBUTE petallength REAL
@ATTRIBUTE petalwidth REAL
@ATTRIBUTE class {Iris-setosa,Iris-versicolor,Iris-virginica}

@DATA
5.1,3.5,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.0,1.4,0.2,Iris-setosa
4.7,3.2,1.3,0.2,Iris-setosa
4.6,3.1,1.5,0.2,Iris-setosa
5.0,3.6,1.4,0.2,Iris-setosa
5.4,3.9,1.7,0.4,Iris-setosa
4.6,3.4,1.4,0.3,Iris-setosa
5.0,3.4,1.5,0.2,Iris-setosa
4.4,2.9,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.1,1.5,0.1,Iris-setosa
5.4,3.7,1.5,0.2,Iris-setosa
6.3,2.3,4.4,1.3,Iris-versicolor
5.6,3.0,4.1,1.3,Iris-versicolor
5.5,2.5,4.0,1.3,Iris-versicolor
5.5,2.6,4.4,1.2,Iris-versicolor
6.1,3.0,4.6,1.4,Iris-versicolor
5.8,2.6,4.0,1.2,Iris-versicolor
5.0,2.3,3.3,1.0,Iris-versicolor
5.6,2.7,4.2,1.3,Iris-versicolor
5.7,3.0,4.2,1.2,Iris-versicolor
5.7,2.9,4.2,1.3,Iris-versicolor
6.2,2.9,4.3,1.3,Iris-versicolor
5.1,2.5,3.0,1.1,Iris-versicolor
5.7,2.8,4.1,1.3,Iris-versicolor
6.3,3.3,6.0,2.5,Iris-virginica
5.8,2.7,5.1,1.9,Iris-virginica
7.1,3.0,5.9,2.1,Iris-virginica
6.3,2.9,5.6,1.8,Iris-virginica
6.5,3.0,5.8,2.2,Iris-virginica
```

Εικόνα 17. Δεδομένα ARFF αρχείου

Το ARFF αρχείο περιέχει μπλοκ, που περιγράφουν σχέσεις και τα χαρακτηριστικά τους μαζί με όλα τα στιγμιότυπα της σχέσης – συνήθως τα στιγμιότυπα αυτά είναι πολύ μεγάλα στον αριθμό. Αποθηκεύονται σαν απλό κείμενο για ευκολία στη χρήση. Οι σχέσεις ορίζονται απλά ως μία λέξη ή μια έκφραση (αλφαριθμητική) καθορίζοντας ουσιαστικά το περιεχόμενο της συσχέτισης, που θέλουμε να γίνει. Κάθε χαρακτηριστικό έχει ένα όνομα, είναι

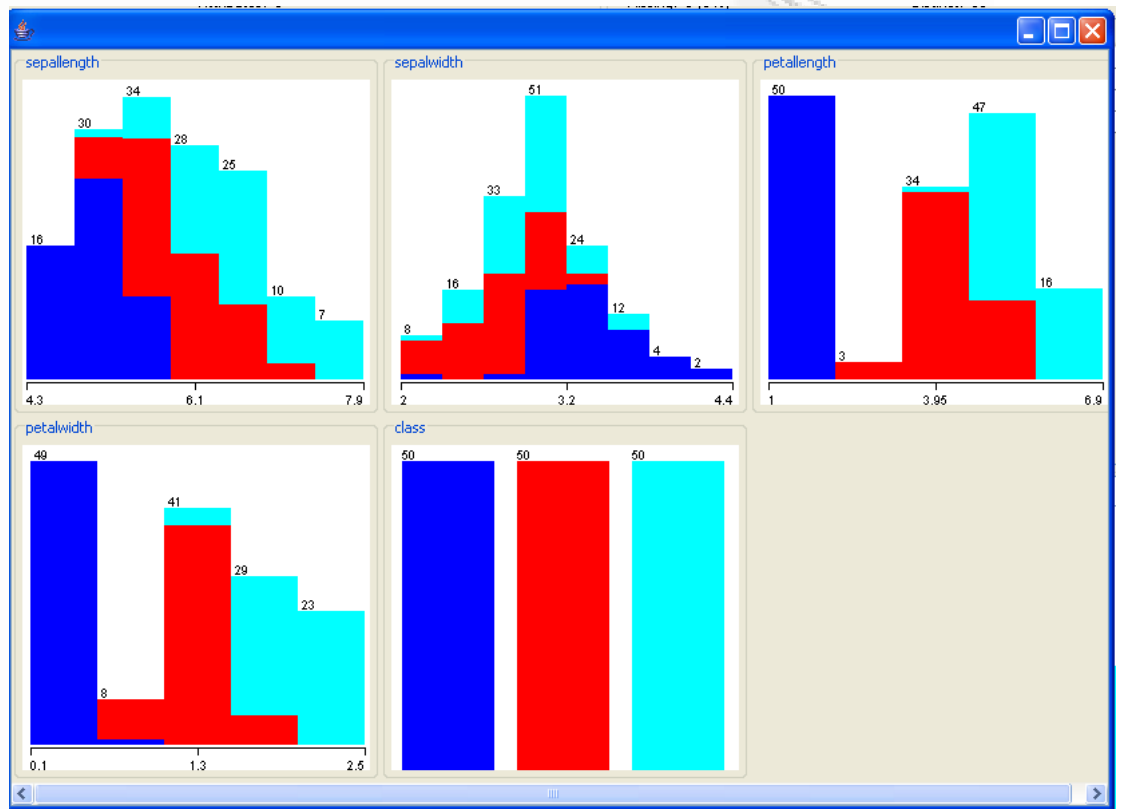
κάποιου τύπου δεδομένων και ένα εύρος αξιών, που μπορεί να πάρει. Τα στιγμιότυπα της σχέσης, παρέχονται χωρισμένα από κόμματα, ώστε να απλοποιηθεί η αλληλεπίδραση με λογιστικά φύλλα και βάσεις δεδομένων. Τιμές οι οποίες λείπουν ή δεν είναι γνωστή η τιμή τους έχουν σαν αξία το αγγλικό ερωτηματικό «?».

Όταν καλείται ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, το σετ των δεδομένων μετατρέπεται σε μια κατάλληλη δομή για το συγκεκριμένο αλγόριθμο χρησιμοποιώντας παραμετροποιήσιμα φίλτρα. Οι αλγόριθμοι, που παρέχονται στο WEKA δεν είναι γραμμένοι όλοι στην ίδια γλώσσα προγραμματισμού. Αυτή η πολιτική δείχνει πως το WEKA μπορεί και επενδύει σε βέλτιστα, έξυπνες υλοποιήσεις, που είναι συχνά διαθέσιμες από τους προγραμματιστές του εργαλείου, χωρίς ο τελικός χρήστης να προβληματίζεται γι' αυτές. Επιπρόσθετα, τα φίλτρα που παραμετροποιούνται για τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, έχουν μεγάλο εύρος για τη μετατροπή των απλών αρχείων σε ARFF.

Για πολλές εφαρμογές έχει κριθεί αναγκαίο να δημιουργηθούν νέα ARFF αρχεία από τα ήδη υπάρχοντα. Πολλοί από τους αλγόριθμους παράγουν αποτελέσματα, που ενημερώνουν το χρήστη ότι συγκεκριμένα χαρακτηριστικά δεν συνεισφέρουν στην κατηγοριοποίηση και ο χρήστης μπορεί, αν επιθυμεί, να τα αφαιρέσει. Ένας βασικός μηχανισμός, γι' αυτή τη διαδικασία, παρέχεται από το WEKA.

Μια ζωτική απαίτηση, η οποία ανακαλύφθηκε μέσα από τη συνεργασία με εταιρείες, που είχαν μεγάλες βάσεις δεδομένων είναι η δυνατότητα υπολογισμού των αθροιστικών χαρακτηριστικών. Αυτά, πολύ συχνά οδηγούν σε πολύ πιο ικανοποιητική κατηγοριοποίηση, απ' ό,τι αν γινόταν με τα αρχικά χαρακτηριστικά. Υπάρχουν τα κλασσικά όπως είναι οι μέσοι όροι χαρακτηριστικών ή οι διαφορές, από τις απόλυτες τιμές τους. Τα αθροιστικά χαρακτηριστικά μπορούν να προκύψουν μόνο από άτομα, που κάνουν αποκλειστική χρήση αυτών των σετ δεδομένων και γνωρίζουν καλά το αντικείμενο. Είναι, λοιπόν, αναγκαίο να παρέχονται μέσα από το περιβάλλον του WEKA εργαλεία για ανάλυση των δεδομένων, όπως λογιστικά φύλλα και βασικά εργαλεία στατιστικής απεικόνισης. Το WEKA έχει εσωτερικά ενσωματωμένη μια εφαρμογή λογιστικών φύλλων, που έχει τη δυνατότητα δημιουργίας νέα ARFF αρχείων από ήδη υπάρχοντα.

Επιπλέον, έχει ένα στατιστικό πακέτο ώστε να μπορεί να απεικονίζει ιστογράμματα, 3d απεικονίσεις και άλλα.



Εικόνα 18. Στατιστική απεικόνιση χαρακτηριστικών

The 'Viewer' window displays a table of 24 data points. Each row contains a unique identifier (No.), the values for the four morphological variables (sepallength, sepalwidth, petallength, petalwidth), and the corresponding class label (Nominal).

No.	sepallength Numeric	sepalwidth Numeric	petallength Numeric	petalwidth Numeric	class Nominal
1	5.1	3.5	1.4	0.2	Iris-se...
2	4.9	3.0	1.4	0.2	Iris-se...
3	4.7	3.2	1.3	0.2	Iris-se...
4	4.6	3.1	1.5	0.2	Iris-se...
5	5.0	3.6	1.4	0.2	Iris-se...
6	5.4	3.9	1.7	0.4	Iris-se...
7	4.6	3.4	1.4	0.3	Iris-se...
8	5.0	3.4	1.5	0.2	Iris-se...
9	4.4	2.9	1.4	0.2	Iris-se...
10	4.9	3.1	1.5	0.1	Iris-se...
11	5.4	3.7	1.5	0.2	Iris-se...
12	4.8	3.4	1.6	0.2	Iris-se...
13	4.8	3.0	1.4	0.1	Iris-se...
14	4.3	3.0	1.1	0.1	Iris-se...
15	5.8	4.0	1.2	0.2	Iris-se...
16	5.7	4.4	1.5	0.4	Iris-se...
17	5.4	3.9	1.3	0.4	Iris-se...
18	5.1	3.5	1.4	0.3	Iris-se...
19	5.7	3.8	1.7	0.3	Iris-se...
20	5.1	3.8	1.5	0.3	Iris-se...
21	5.4	3.4	1.7	0.2	Iris-se...
22	5.1	3.7	1.5	0.4	Iris-se...
23	4.6	3.6	1.0	0.2	Iris-se...
24	5.1	3.3	1.7	0.5	Iris-se...

Εικόνα 19. Επεξεργασία ARFF αρχείων

3.2.3 Διαδικασίες μετά την επεξεργασία

Σε ένα περιβάλλον όπου υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, είναι σημαντικό να υπάρχει η ικανότητα αξιολόγησης και σύγκρισης των αποτελεσμάτων, που προκύπτουν από την εφαρμογή του καθενός. Το WEKA παρέχει δυνατότητες για διασταυρωμένη αξιολόγηση και ενσωματώνει μια νέα μέθοδο για σύγκριση των κατηγοριοποιήσεων και των κανόνων. Αυτή η μέθοδος αξιολογεί την κατηγοριοποίηση με το να αναλύει γεωμετρικά τα σεντ των κανόνων. Οι κανόνες παρουσιάζονται ως αντικείμενα σε ένα χώρο n -διαστάσεων και η ομοιότητα των κατηγοριών υπολογίζεται από την επικάλυψη των γεωμετρικών περιγραφών. Το σύστημα παράγει ένα πίνακα συσχετίσεων, που καθορίζει το δείκτη ομοιότητας μεταξύ των στοιχείων των κατηγοριών.

3.3 Εφαρμογές ηλεκτρονικής μάθησης με χρήση του WEKA

Για να επεκταθεί η χρήση της τεχνολογίας διαδικτυακής μάθησης είναι αναγκαίος ο διαχωρισμός της διαδικτυακής συμπεριφοράς των μαθητών, η οποία βασίζεται στη προσωπική τους κατάσταση και απαιτήσεις, καθώς και η αξιολόγηση της πραγματικής διάδοσης της μάθησης. Παρολαυτά, οι μαθητές όπως και οι καθηγητές αντιμετωπίζουν την πρόκληση της προετοιμασίας τους για την επιτυχημένη μετάδοση της γνώσης. Η διδασκαλία στην παραδοσιακή αίθουσα βοηθά τους μαθητές να αναπτύξουν κλασσικές δεξιότητες μελέτης, που στην πορεία έχει αποδειχτεί πως είναι ανεπαρκείς, όταν τα μαθήματα μεταφέρονται σε διαδικτυακές πλατφόρμες. Για να μπορούν να συμβαδίζουν με την τεχνολογική πρόκληση, οι μαθητές άτυπα αναπτύσσουν διαφορετικά σεντ δεξιοτήτων μελέτης και μαθησιακές στρατηγικές. Με αυτό τον τρόπο είναι επιτακτικό να διανθιστούν οι παλιές συνήθειες μελέτης, που προέρχονταν από την παρακολούθηση του μαθήματος της κλασσικής τάξης, με αυτές της διαδικτυακής μελέτης ώστε οι μαθητές να ανταποκρίνονται επιτυχώς στη νέα συνήθεια.

Για τη μελέτη της αλλαγής των συνηθειών αυτών χρησιμοποιήθηκε [31] ένα ΣΔΜ και η τεχνολογία της διαδικτυακής εξόρυξης γνώσης. Από το ΣΔΜ χρησιμοποιήθηκαν τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής των κινήσεων κάποιου

μαθήματος πρωτοετών φοιτητών. Τα διαδικτυακά αυτά αρχεία βοηθούν τον καθηγητή να δει ποιοι πόροι χρησιμοποιήθηκαν, πότε και από ποιά IP ή απλά να ελέγξει αν κάποιος συγκεκριμένος μαθητής διάβασε τις απαιτούμενες σημειώσεις.

Η συλλογή των δεδομένων έγινε μεταξύ 112 ατόμων σε μια περίοδο 4 μηνών, τα οποία παρακολουθούσαν το μάθημα των μαθηματικών και της πληροφορικής. Υπήρχαν περίπου 9719 εγγραφές στα διαδικτυακά αρχεία κινήσεων, εκ των οποίων το 60% ήταν από τους πρωτοετείς φοιτητές και τα υπόλοιπα από μαθητές μεγαλύτερων ετών που δεν είχαν περάσει το μάθημα. Κατά τη διάρκεια της διδακτικής περιόδου οι μαθητές παροτρύνονταν να μελετούν τις σημειώσεις και να κάνουν ασκήσεις και εξετάσεις, όλα μέσα από το διαδικτυακό τόπο του μαθήματος.

Για να γίνει η επεξεργασία των δεδομένων, ώστε να εισαχθούν στο WEKA δημιουργήθηκε ένα ερωτηματολόγιο, που περιείχε και λάμβανε υπ' όψιν του τα ακόλουθα πεδία:

- το γνωστικό υπόβαθρο,
- προηγούμενη εμπειρία στη χρήση υπολογιστών και σε ποιο βαθμό,
- εμπειρία στη χρήση του διαδικτύου μέσα από το πανεπιστήμιο,
- προτιμώμενη ηλεκτρονική μορφή των σημειώσεων (.ppt, .pdf, .doc, και άλλα)
- Διαδικτυακές συνήθειες (αν τις ηλεκτρονικές σημειώσεις τις διαβάζουν Online, ή τις κατεβάζουν ή τις εκτυπώνουν ή όλα τα προηγούμενα)
- Αν το ΣΔΜ τους βοηθάει να γίνουν καλύτεροι και αν ναι με ποιο τρόπο.

Ένα πολύ σημαντικό θέμα των διαδικτυακών αρχείων καταγραφής είναι πως οι εγγραφές από το ΣΔΜ είναι απλά διατεταγμένες με χρονολογική σειρά, ακόμα και ένα κλικ κάποιου χρήστη σε μία σελίδα μπορεί να προκαλέσει πολλές εγγραφές στον εξυπηρετητή καταγραφής. Για να μπορέσει να γίνει επιτυχημένη εξόρυξη γνώσης με τη χρήση του WEKA, δημιουργήθηκε ένα απλό αρχείο με βάση τα διαδικτυακά αρχεία καταγραφής. Κάθε εγγραφή στο αρχείο αντιπροσωπεύει ένα μεμονωμένο μαθητή και περιέχει το ιστορικό του, τις σελίδες που έχει πλοηγηθεί, τους βαθμούς του.

Στη συνέχεια στο αρχείο ARFF έγινε η κατηγοριοποίηση των χαρακτηριστιών. Για παράδειγμα στο συνολικό αριθμό κλικ κάποιου μαθητή για ένα μάθημα, ανάλογα με τον αριθμό τους χαρακτηρίζονταν από κάποιο χαρακτηριστικό: χαμηλό, μέτριο, υψηλό. Με αυτά τα χαρακτηριστικά δημιουργήθηκαν πολλά σετ δεδομένων και εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης ID3, J48 και ο αλγόριθμος Apriori για συσχέτιση.

Edu BG	Total Hit	Performance
BM	Med	Good
EM	Low	Poor
EM	High	Avg
BM	Med	Avg

Πίνακας 5. Πίνακας συσχετίσεων με βάση το συνολικό αριθμό κλικ

Οι αλγόριθμοι εξόρυξης εφαρμόστηκαν ξεχωριστά για τους μαθητές του κάθε μαθήματος, λόγω του ότι η διδακτική διδασκαλία, η μεταδοτικότητα της θεωρίας και η παράδοση των εργασιών ήταν διαφορετικές στο κάθε μάθημα.

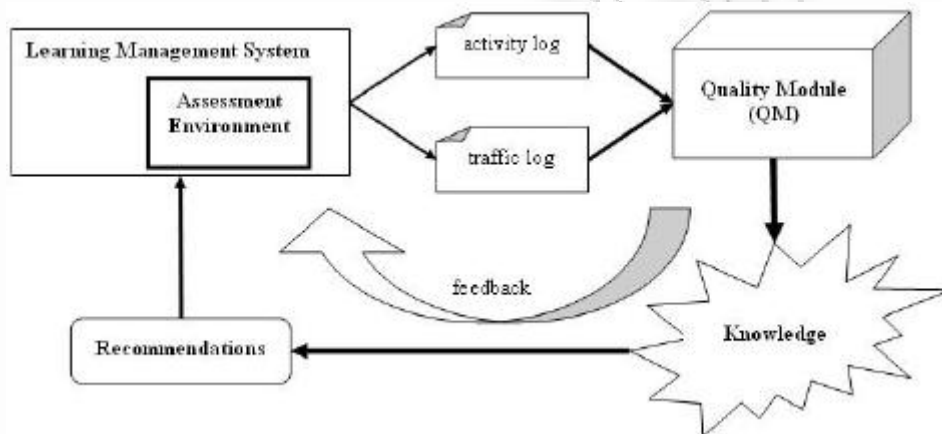
Με τη βοήθεια των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης του WEKA προέκυψε πως οι μαθητές που χρησιμοποιούν περισσότερο το ΣΔΜ έχουν καλύτερη απόδοση στο μάθημα της πληροφορικής (67%) και εκείνοι, που δεν το χρησιμοποιούν καθόλου δεν μπορούν να περάσουν το μάθημα (55%).

Το 67% των μαθητών, που χρησιμοποιούν το ΣΔΜ το κάνουν από το πανεπιτήμιο και το 37% από το σπίτι τους. Για καλύτερη μελέτη εκτυπώνουν τις σημειώσεις σε χαρτί 80%. Τέλος, το 70% των μαθητών θεωρεί πως το ΣΔΜ είναι πολύ χρήσιμο και τους βοήθησε πολύ στη μελέτη τους.

3.3.1 QM- Σύστημα εμπλουτισμού ενός ΣΔΜ, με χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης

Οι Dumitru Dan Burdescu, Marian Cristian Mihaescu στη δημοσίευσή τους «Enhancing the Assessment Environment within a Learning Management Systems» [52] παρουσιάζουν ένα σύστημα, που δέχεται εκτός σύνδεσης δεδομένα από ένα ΣΔΜ και αναλύει τα δεδομένα ούτως ώστε να κάνει προτάσεις τόσο τους καθηγητές όσο και στους μαθητές, βασιζόμενο στις παιδαγωγικές στρατηγικές,

που ακολουθούνται από τους προηγούμενους, τις οποίες εξάγει μέσα από τις κινήσεις, που έχουν καταγραφεί στα αντίστοιχα αρχεία. Χρησιμοποιούν για να κάνουν κατηγοριοποιήσεις των συμπεριφορών των μαθητών και των καθηγητών αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, και πιο συγκεκριμένα το εργαλείο WEKA. Στο εργαλείο αυτό χρησιμοποιούνται μόνο δύο αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και η πλατφόρμα μελέτης, που παρέχεται είναι ενσωματωμένη μέσα στο ΣΔΜ, για να μην επιβαρύνεται ο χρήστης με περισσότερα από ένα προγράμματα. Παρέχονται συγκεκριμένες δυνατότητες κατηγοριοποίησης των αποτελεσμάτων από το χρήστη και τα κριτήρια, με βάση τα οποία θα γίνει η εξόρυξη γνώσης και η κατηγοριοποίηση, δεν καθορίζονται από τον καθηγητή, αλλά είναι σταθερά.

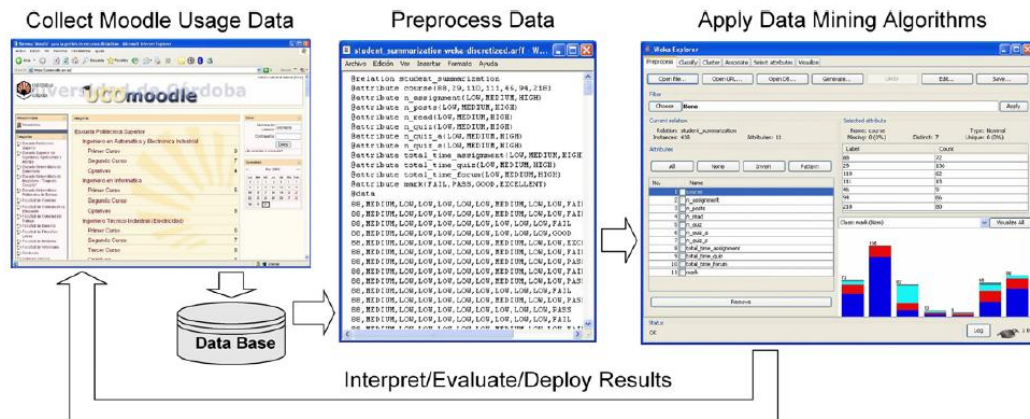


Εικόνα 20. Διαδικασίες συγκέντρωσης δεδομένων και εξόρυξης γνώσης για το QM [52]

3.3.2 Σύστημα εξόρυξης γνώσης με βάση το Moodle

Ένα ακόμα σύστημα, που βασίζεται στην εξόρυξη γνώσης, ώστε να ανατροφοδοτήσει τον καθηγητή με κατηγορίες συμπεριφορών των μαθητών του είναι εκείνο, που προτάθηκε από τους Cristobal Romero, Sebastian Ventura, Enrique Garcia, «Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial» [53]. Σε αυτό το σύστημα έχει ενσωματωθεί το εργαλείο εξόρυξης γνώσης μέσα στο ΣΔΜ Moodle και εφαρμόζει τις ακόλουθες τεχνικές εξόρυξης, με τη βοήθεια του WEKA: κατηγοριοποίηση, συσταδοποίηση και κανόνες συσχετισμού. Σκοπός του είναι να ανατροφοδοτήσει τους καθηγητές με τα μαθησιακά πρότυπα των μαθητών ούτως ώστε να μπορέσουν να διαχειριστούν καλύτερα τη διδασκαλία τους. Παράλληλα, παρέχει στατιστικά στοιχεία, για τις

κινήσεις των μαθητών μέσα στο Moodle. Όπως και το QM, έχει συγκεκριμένα κριτήρια, με βάση τα οποία γίνεται η κατηγοριοποίηση και οι χαρακτηρισμοί, που δίνονται στις προσπάθειες των μαθητών είναι με βάση τους βαθμούς. Τέλος, τα αποτελέσματα, μπορούν να παρατηρηθούν και γραφικά, μέσα από το εργαλείο αναπαράστασης, που βρίσκεται μέσα στο WEKA



Εικόνα 21. Εξόρυξη γνώσης με βάση το Moodle [53]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Μεθοδολογία ανάπτυξης εργαλείου LDAT

4.1 Εισαγωγή

Σκοπός αυτής της εργασίας είναι η ανάπτυξη επιπλέον λειτουργιών, μέσα σε ένα ήδη δημιουργημένο εργαλείο ανάλυσης δεδομένων, του συστήματος IBM-Lotus Learning Management System, του LDAT Tool [45]. Στόχος είναι να βοηθήσει τον καθηγητή να κατανοήσει και να ερμηνεύσει τα αποτελέσματα, που έχουν οι φοιτητές όταν εκτελούν εξετάσεις μέσα από το σύστημα, μέσα από τη συμπεριφορά πλοήγησης, που τείνει να έχει η πλειοψηφία των μαθητών κατά τη διάρκεια των διαλέξεων και του ακαδημαϊκού εξαμήνου. Η εικόνα, που θα αποκομίσει ο καθηγητής προκύπτει από τα πρότυπα[13], που προκύπτουν από τις επισκέψεις των μαθητών στο ΣΔΜ.

Αποφασίστηκε πως ο στόχος της εργασίας θα είναι η μελέτη των βαθμολογιών των μαθητών και στην εξήγηση του πως προκύπτουν αυτές. Θα επικεντρωθούμε στα αποτελέσματα των βαθμολογιών με βάση το χρόνο, που πήρε σε κάθε μαθητή να ολοκληρώσει το τεστ, με βάση τους βαθμούς σε συνδυασμό πάντα με το χρόνο, με βάση το μέσο βαθμό, που πέτυχαν οι μαθητές και τέλος, με βάση όλα τα προηγούμενα σε συνδυασμό με το συνολικό αριθμό των προσπαθειών, του κάθε μαθητή για το συγκεκριμένο τεστ. Στη συνέχεια, μελετήθηκε ο τρόπος με τον οποίο είναι αποθηκευμένα τα δεδομένα στη βάση του LDAT Tool. Στη συνέχεια, αναζητήθηκαν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και το εργαλείο-πλαίσιο, που θα βοηθούσαν στην κατηγοριοποίηση των επιδόσεων των φοιτητών, για την εξαγωγή των επιθυμητών αποτελεσμάτων.

Το επόμενο βήμα ήταν ο μετασχηματισμός των δεδομένων που επιλέγαμε από τη βάση σε αρχεία με συγκεκριμένη μορφοποίηση και δομή, ώστε να είναι εφικτή η είσοδός τους στο εργαλείο και η χρήση τους από τους αλγόριθμους, για την εξαγωγή αποτελεσμάτων. Τα τελευταία προκύπτουν σε αρχείο, το οποίο υφίσταται επεξεργασία και φιλτράρισμα, απαλλαγμένο εντελώς από περιττές και εξειδικευμένες πληροφορίες ως προς τον τελικό χρήστη, που είναι αδύνατον να ερμηνευτούν από ένα μη ειδικό.

Τέλος, οι πληροφορίες παρουσιάζονται μέσα από το εργαλείο, ερμηνεύοντας τη συμπεριφορά των μαθητών, με τη χρήση ποσοστών και στατιστικών συναρτήσεων. Με αυτό τον τρόπο ο καθηγητής μπορεί να έχει εικόνα του μαθήματος, του επιπέδου του ακροατηρίου του, μπορεί να εντοπίσει τα αδύναμα σημεία της πλειοψηφίας των μαθητών του και να κάνει ανασχεδιασμό της διδακτικής διαδικασίας του, ώστε να επιτευχθεί όσο το δυνατόν καλύτερη μετάδοση και αξιοποίηση της γνώσης και το μάθημα να στεφθεί με επιτυχία.

4.2 Επέκταση του LDAT Tool

Στόχος μας για την επέκταση του LDAT Tool είναι η περισσότερο εμπειριστατωμένη παρουσίαση αποτελεσμάτων, βασιζόμενη πλέον όχι σε στατιστικά αποτελέσματα αλλά σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, που μπορούν να παρέχουν «έξυπνα» αποτελέσματα, δίνοντας έμφαση και μελετώντας τους βαθμούς, που έχουν συγκεντρώσει οι μαθητές παίρνοντας μέρος σε διαδικτυακές εξετάσεις του IBM Lotus ΣΔΜ.

Για να πετύχουμε αυτή την κατηγοριοποίηση χρησιμοποιήσαμε το WEKA[30]. Το προηγούμενο είναι ένα εργαλείο, που δίνει τη δυνατότητα χρήσης αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για οποιοδήποτε σετ δεδομένων και έχει αναπτυχθεί σε γλώσσα Java. Για να μπορέσει να αλληλεπιδράσει το LDAT με το WEKA χρειάστηκε να βρεθεί μια γέφυρα επικοινωνίας μεταξύ των δύο γλωσσών, γιατί το WEKA καλείται μέσα από το πρόγραμμα και δε χρησιμοποιεί τη βάση του προγράμματος. Αυτό συμβαίνει για να μπορέσουμε εμείς να πετύχουμε καλύτερη διαχείριση των δεδομένων και μορφοποίησή τους, αλλά και για να δώσουμε στο διδάσκοντα να πετύχει αλλαγές στους χαρακτηρισμούς των μαθητών ενώ παρουσιάζονται τα δεδομένα και πριν αυτά περάσουν για επεξεργασία από το WEKA.

4.2.1 Εργασία με αρχεία

Στη συγκεκριμένη υλοποίηση έχει επιλεγεί σκόπιμα να μη γίνει κάποια αλλαγή στη βάση δεδομένων. Ο λόγος είναι πως τα δεδομένα, που παίρνουμε από τη βάση και τα εισάγουμε στο WEKA, ακόμα και για ένα πολύ μεγάλο όγκο μαθητών, μπορούν να δημιουργήσουν ένα ευέλικτο αρχείο κειμένου, πολύ μικρής χωρητικότητας, σε αντίθεση με κάποιον πίνακα στη βάση δεδομένων, που θα απαιτούσε επιπλέον πόρους αλλά και περισσότερες μεθόδους επεξεργασίας.

Όπως θα γίνει αναφορά και μετέπειτα, ακόμα και για τους χαρακτηρισμούς, που είναι απαραίτητοι για τα μαθήματα των εξετάσεων και το επίπεδό τους γίνεται χρήση αρχείου, που είναι ταχύτερο στην αναζήτηση, απ'ότι αν γινόταν συνδυασμένη αναζήτηση με κάποιο ερώτημα στη βάση.

Η επεξεργασία των δεδομένων ώστε να εισαχθούν μέσα στο WEKA γίνεται την ώρα, που τρέχει το πρόγραμμα και παρουσιάζονται άμεσα στο χρήστη, ούτως ώστε να μπορεί να έχει τη δυνατότητα να αλλάξει κάποιο χαρακτηρισμό, ή κάποιο δεδομένο, πριν δημιουργηθεί το αρχείο κειμένου στο δίσκο και το πάρει το WEKA για επεξεργασία.

Τέλος, ομοίως, ακολουθείται η αντίστροφη διαδικασία για τα δεδομένα, που παράγονται από το WEKA. Όσο μεγάλο και αν είναι το αρχείο των δεδομένων, που εισάγεται για επεξεργασία, τα αποτελέσματα, που θα παράξει το WEKA είναι σταθερού μεγέθους και όγκου και συγκεκριμένης μορφής. Γι' αυτό το λόγο και πάλι δεν υπάρχει νόημα δημιουργίας πίνακα στη βάση δεδομένων του συστήματος.

4.2.2 Διασύνδεση Java με .NET

Η διασύνδεση της Java με το .NET είναι εφικτή και υπάρχουν πολλοί τρόποι για να επιτευχθεί, μόνο που ο καθένας από αυτούς έχει ένα ξεχωριστό βαθμό δυσκολίας και σε διαφορετικό σημείο [41]. Χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, σε εκείνα της έμμεσης διαλειτουργικότητας και σε εκείνα της άμεσης διαλειτουργικότητας.

Έμμεσης διαλειτουργικότητας είναι:

- *Με τη βοήθεια βάσης δεδομένων:* Αν και τα δύο στοιχεία και η Java και το .NET χρειάζονται ασύγχρονη διεπαφή μέσω μιας βάσης δεδομένων η διαλειτουργικότητα είναι απλή. Τα στοιχεία από διαφορετικά πλαίσια δεν είναι αναγκαίο να γνωρίζουν από τι αποτελείται το ένα και από τι το άλλο, απλά αλληλεπιδρούν με τη βάση δεδομένων [44].
- *Με τη χρήση υπηρεσιών μηνυμάτων:* Οι υπηρεσίες μηνυμάτων χρησιμοποιούνται για να παρέχουν ασύγχρονη επικοινωνία μεταξύ διαφορετικών στοιχείων ενός συστήματος. Παρέχουν ένα API για την αποστολή μηνυμάτων μεταξύ των στοιχείων και παρέχουν ασφάλεια, ακεραιότητα δεδομένων και έλεγχο λαθών, ώστε να διατηρήσουν την ορθότητά τους. Για να χρησιμοποιηθεί η διαλειτουργικότητα μέσα στο .NET και στη Java χρειάζεται ένα σύστημα μηνυμάτων για την κάθε γλώσσα, που το κάθε σύστημα θα μπορεί να ανταλλάσσει μηνύματα με τα υπόλοιπα συστήματα. Το μειονέκτημα αυτού του τρόπου είναι πως αυτός ο τύπος συστήματος μπορεί να είναι ακριβός και δύσκολος στην εγκατάσταση.
- *Ηλεκτρονικές Υπηρεσίες (Web Services):* Οι ηλεκτρονικές υπηρεσίες είναι μια κοινή μέθοδος για να επιτευχθεί η διαλειτουργικότητα. Τα βασικά χαρακτηριστικά της είναι πως τα συστήματα που βασίζονται στον παγκόσμιο ιστό είναι ανεξάρτητα από πλατφόρμα και γλώσσα υλοποίησης και υπάρχουν συγκεκριμένα πρωτόκολλα για να υπάρξει η επικοινωνία. Η προσέγγιση αυτή εμπεριέχει στήσιμο κάποιου διαδικτυακού εξυπηρετητή και κάποιες αντιπρόσωπες κλάσεις σε κάθε πλαίσιο της κάθε γλώσσας για να επικοινωνούν με το συγκεκριμένο εξυπηρετητή. Η επικοινωνία επιτυγχάνεται μέσω XML πρωτοκόλλων όπως είναι το SOAP. Το πρόβλημα με αυτή τη μέθοδο είναι πως η μετάβαση των δεδομένων σε XML μπορεί να οδηγήσει σε μεγάλα αρχεία δεδομένων, που πρέπει να σταλούν στο διαδικτυακό εξυπηρετητή.

Οι άμεσης διαλειτουργικότητας είναι:

- *Λογισμικό Γέφυρας*: Το λογισμικό αυτό επιτρέπει να χρησιμοποιήσουμε τις κλάσεις της Java στον κώδικα της .NET και τις κλάσεις της .NET στον κώδικα της Java. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με το να τρέχουν παράλληλα οι εικονικές μηχανές της Java και του .NET, δημιουργώντας αντιπρόσωπες κλάσεις, που εκπροσωπούν την κάθε κλάση στο αντίθετο πλαίσιο. Οι γέφυρες σ περιβάλλον εκτέλεσης είναι σχετικά υπολογιστικά επαρκείς και παρέχουν ευέλικτες λύσεις διαλειτουργικότητας. Το βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι τα εργαλεία λογισμικού, που παρέχουν τις προηγούμενες λειτουργίες είναι αρκετά ακριβά, γιατί χρειάζεται η αγορά μαζί με αυτά και τρίτων εργαλείων. Ένα τέτοιο εργαλείο είναι το OOJNI .NET Add-in for MS Visual Studio [43].
- *IKVM*: Το IKVM [45] είναι μια υλοποίηση της Java για .NET. Επιτρέπει να καλούνται οι κλάσεις της Java απ' ευθείας από τον .NET κώδικα και μέσω του GNU classpath [42] παρέχεται η πλειοψηφία του κλασικού API της Java. Επιπλέον δίνει τη δυνατότητα χρήσης μιας έκδοσης για το .NET της εικονικής μηχανής της Java. Για τη χρήση με το WEKA το IKVM έχει ελεγχθεί επιτυχώς με πρόγραμμα της C#.

Στη συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκε το IKVM, λόγω της απλότητας εγκατάστασης και εφαρμογής του.

4.2.3 Επιλογή αλγορίθμων

Μέσα στο LDAT Tool χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων μόνο οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης, που παρέχονται από το WEKA. Ένας λόγος γι' αυτή την επιλογή είναι πως, επειδή το εργαλείο απευθύνεται σε καθηγητές, οι οποίοι δεν ενδιαφέρονται για εξειδικευμένα αποτελέσματα και πολύπλοκες μεθόδους και περιγραφές, αλλά για σωστή και πλήρη ανατροφοδότηση των προτύπων ηλεκτρονικών συμπεριφορών των μαθητών τους. Μια επιλογή μεταξύ αλγορίθμων κατηγοριοποίησης και αλγορίθμων συσταδοποίησης μπορεί να ήταν πολύπλοκη.

Ο άλλος λόγος επιλογής αυτών των αλγορίθμων είναι πως, οι τελευταίοι έχουν πολύ μικρό χρόνο απόκρισης, χρειάζονται ελάχιστο χώρο αποθήκευσης δεδομένων, μπορούν άμεσα και γρήγορα να ανανεωθούν, έχουν τη δυνατότητα σε μικρούς χρόνους να διαχειριστούν πολύ μεγάλο όγκο δεδομένων, είναι ευέλικτοι στον καθορισμό κανόνων και παραμέτρων στο αρχείο, που θα τους δοθεί για επεξεργασία [46].

Αντίθετα, κάποιοι από τους αλγόριθμους συσταδοποίησης είναι χρονοβόροι όταν δέχονται μεγάλο μέγεθος δεδομένων. Επίσης, επειδή οι κατηγορίες των συστάδων δεν είναι προκαθορισμένες, κάποιοι από αυτούς δεν μπορούν να αναγνωρίσουν λιγότερο ευκρινείς ή απομονωμένες συστάδες. [47]

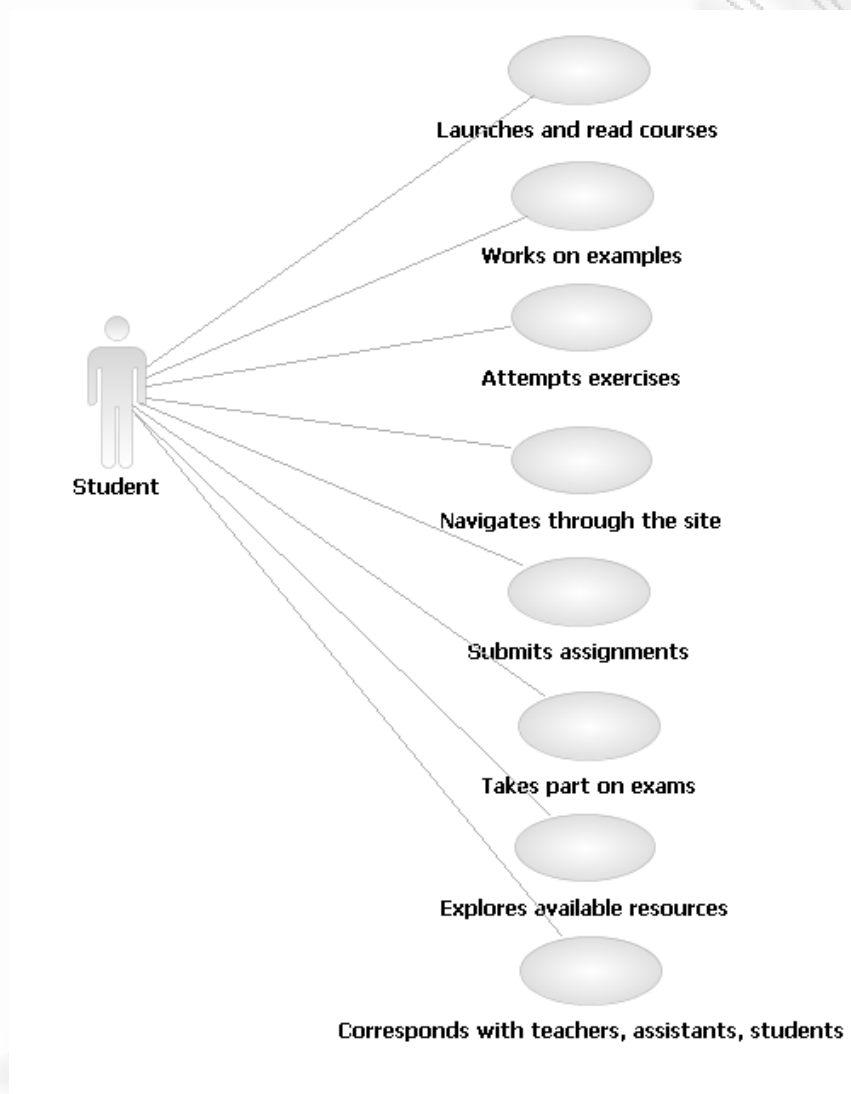
4.2.4 Διαδικασίες που υλοποιούνται

Για να καταστεί εφικτή η ανατροφοδότηση του εκπαιδευτή με τα στοιχεία, που είναι πραγματικά χρήσιμα και οφέλιμα για την αξιολόγηση του μαθήματος και της παροχής γνώσης είναι αναγκαίο να υλοποιηθούν οι ακόλουθες διαδικασίες:

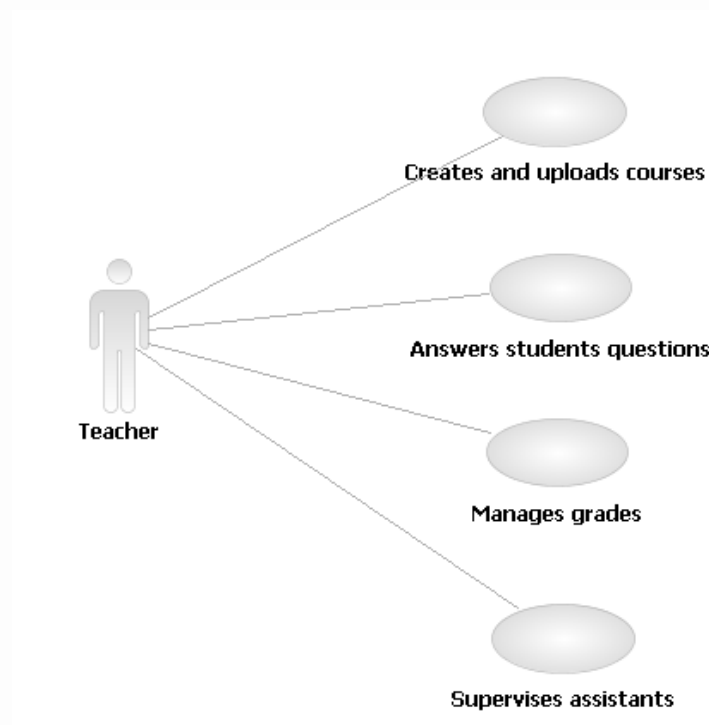
- Επιλογή των σωστών δεδομένων και καθαρισμός τους από πλεονάζουσες πληροφορίες.
- Συγκέντρωση πληροφοριών με βάση το χρόνο και το είδος του μαθήματος
- Συγκέντρωση πληροφοριών με βάση το βαθμό του μαθήματος
- Συγκέντρωση πληροφοριών με βάση τους ικανοποιητικούς βαθμούς, που έχει θέσει ο καθηγητής
- Συγκέντρωση πληροφοριών με βάση το βαθμό αλλά και τον αριθμό των προσπαθειών, που έχουν γίνει
- Δημιουργία αρχείου, με συγκεκριμένη δομή ώστε να μπορεί να επεξεργαστεί από το WEKA
- Λήψη αρχείου αποτελεσμάτων από το WEKA και επεξεργασία του, ώστε να απομακρυνθούν οι πληροφορίες, που είναι δυσνόητες και περιττές προς τον εκπαιδευτή

4.2.5 Μοντέλο χρήσης (Use Case Model)

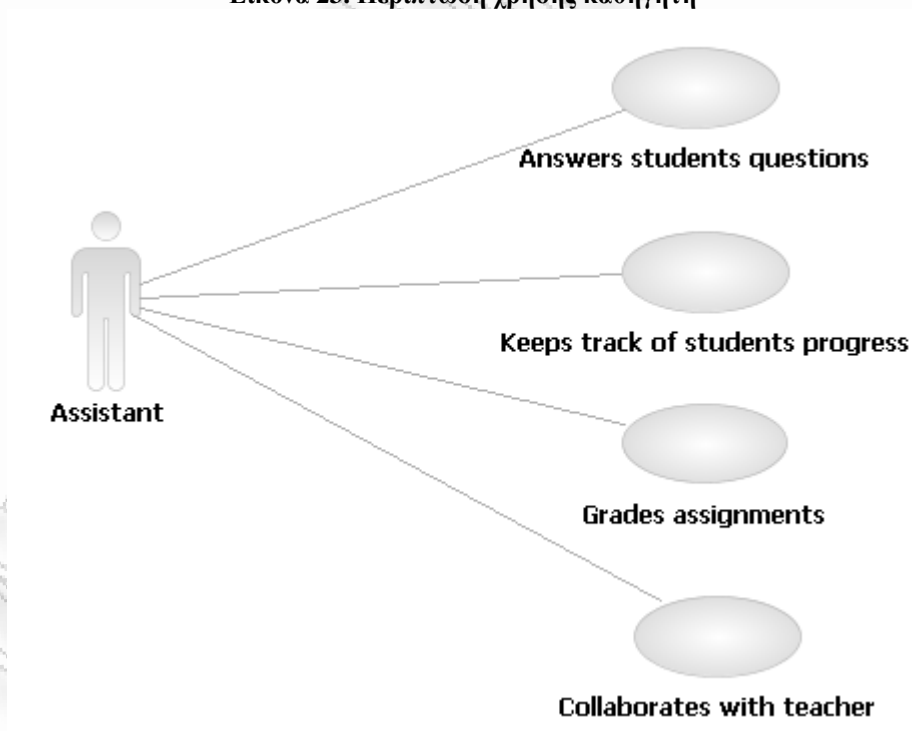
Στις επόμενες εικόνες φαίνονται οι λειτουργίες, που κάνουν οι διάφοροι χρήστες, όταν αλληλεπιδρούν με το ΣΔΜ.



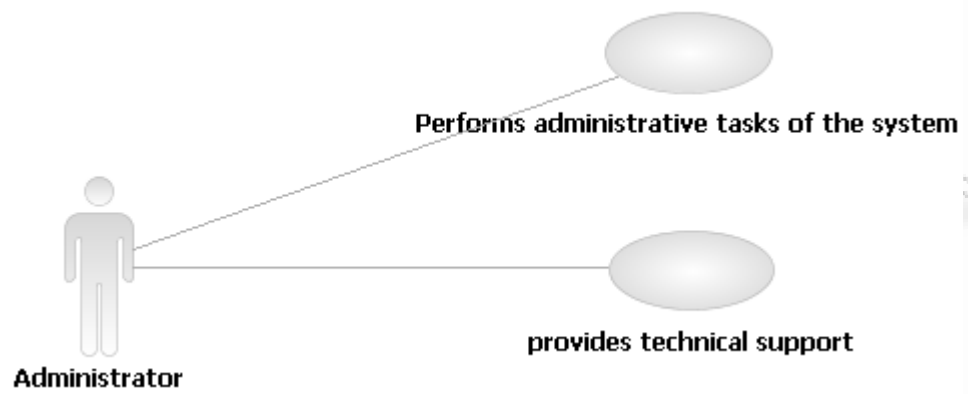
Εικόνα 22. Περίπτωση χρήσης μαθητή



Εικόνα 23. Περίπτωση χρήσης καθηγητή

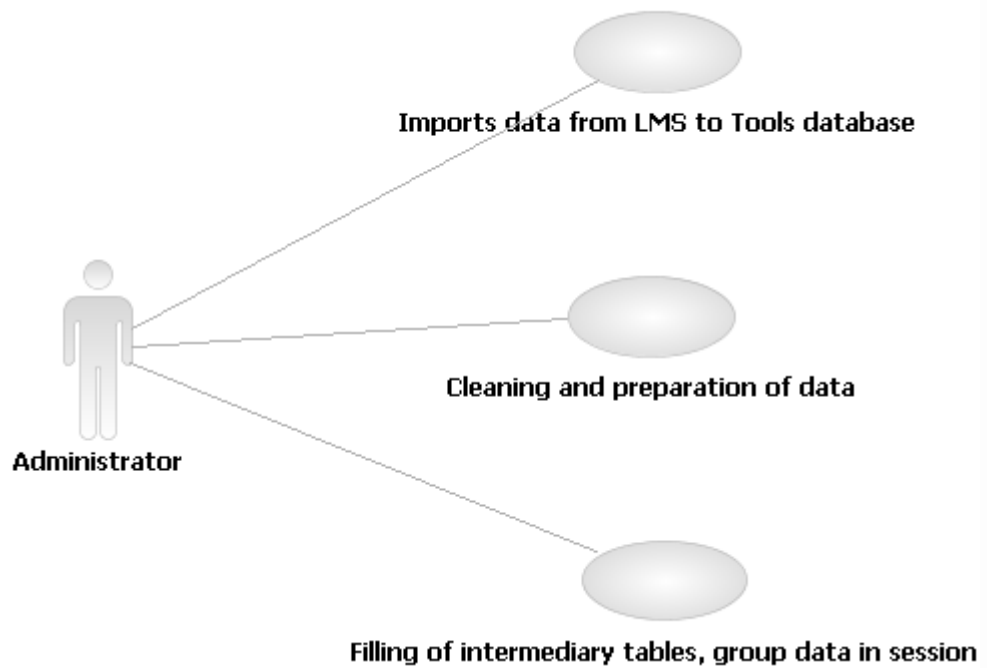


Εικόνα 24. Περίπτωση χρήσης βοηθού καθηγητή

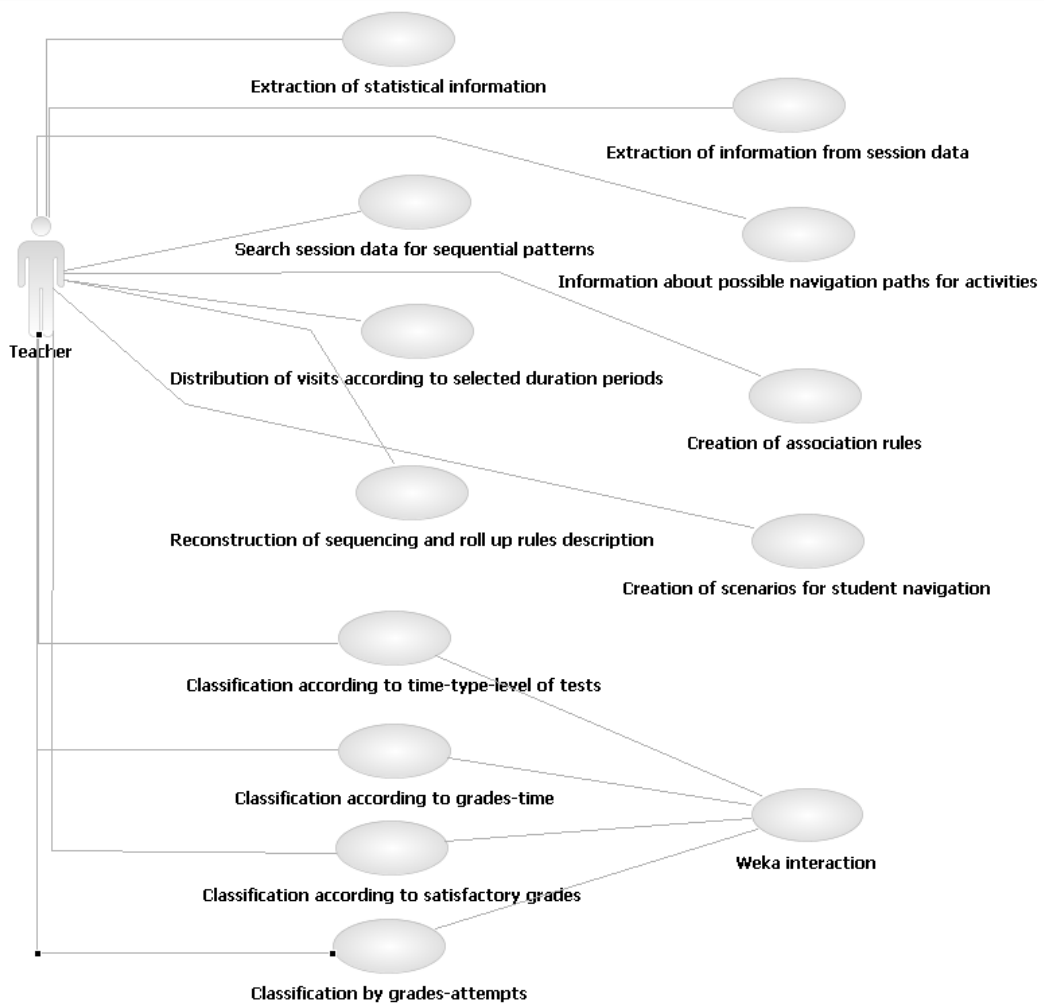


Εικόνα 25. Περίπτωση χρήσης διαχειριστή συστήματος

Στη συνέχεια παρουσιάζονται 2 μοντέλα χρήσης, των χρηστών που αλληλεπιδρούν με το LDAT Tool.



Εικόνα 26. Περίπτωση χρήσης διαχειριστή συστήματος



Εικόνα 27. Περίπτωση χρήσης καθηγητή

4.2.6 Σχήμα Βάσης Δεδομένων

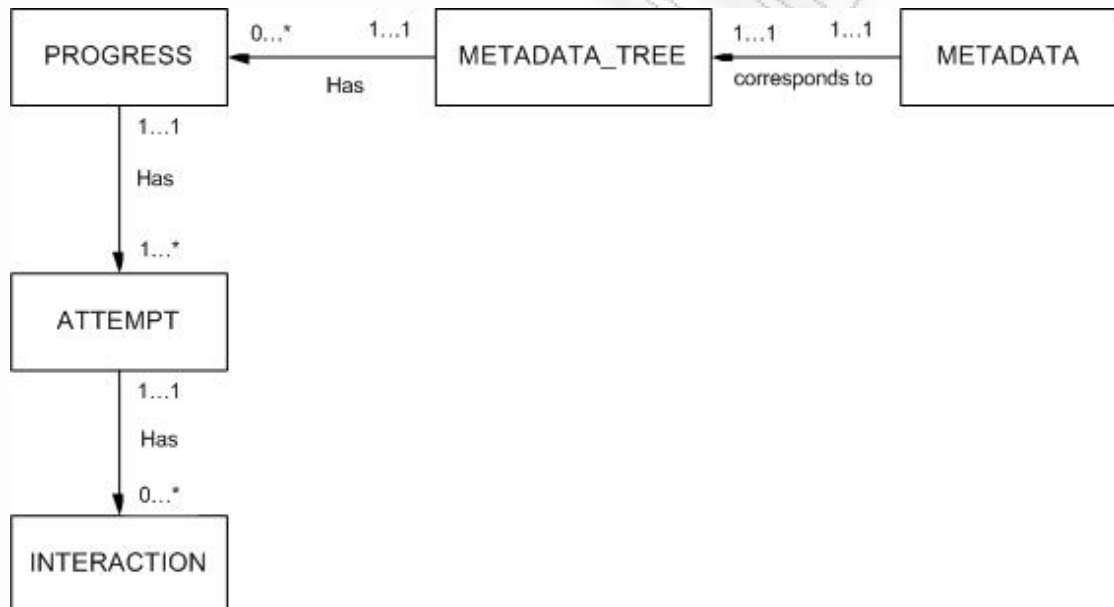
4.2.6.1 Σχήμα Βάσης ΣΔΜ

Σε αυτή την ενότητα θα αναφερθούν οι βασικότεροι πίνακες του ΣΔΜ της IBM.

- *Metadata*: Περιέχει πληροφορίες για το μάθημα, το περιεχόμενο και τις κινήσεις, που μπορεί να γίνονται.
- *Progress*: Συνδέει πληροφορίες για τη δραστηριότητα, που επιλέγει ο χρήστης, με πληροφορίες του χρήστη
- *Attempt*: Περιλαμβάνει πληροφορίες για την επίσκεψη, που κάνει ο μαθητής σε μια σελίδα, όπως τι ώρα εισήλθε, πόσο έκατσε. Είναι μια βασική σχέση μεταξύ του attempt και του πίνακα progress.

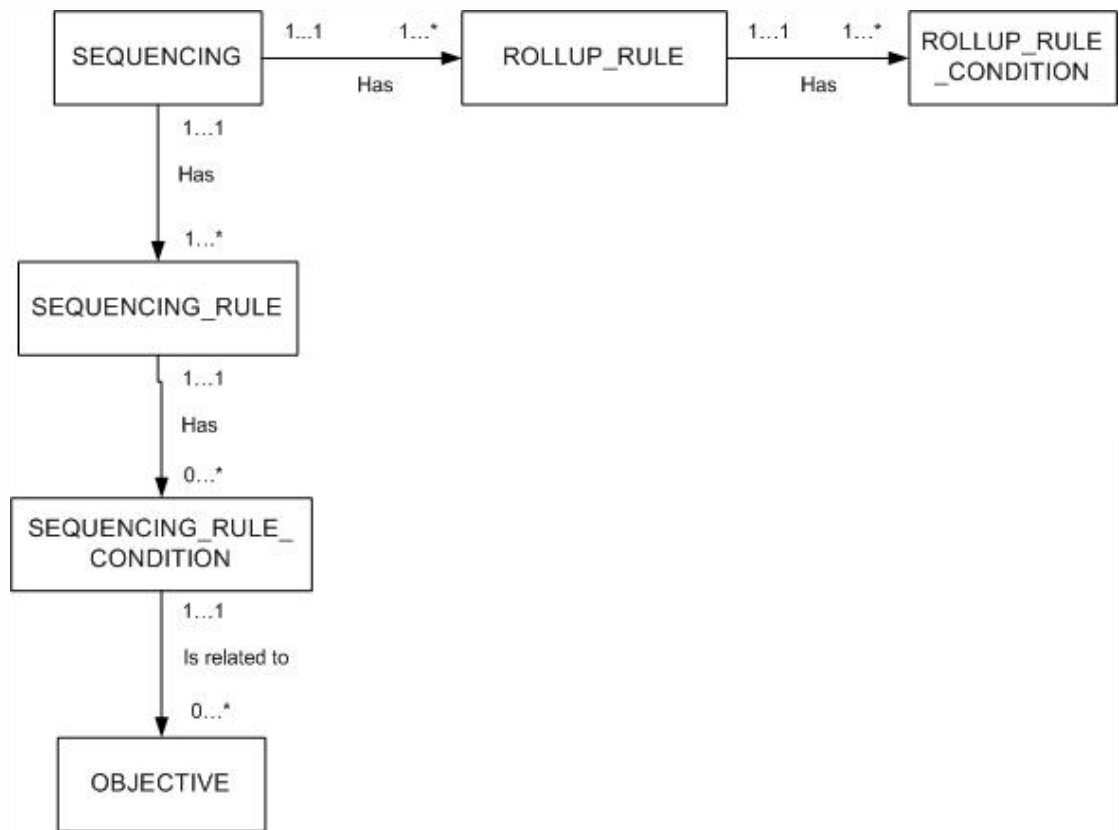
- *Interaction*: Περιέχει πληροφορίες για την αλληλεπίδραση, που έχει ο μαθητής με τη δραστηριότητα. Για παράδειγμα πότε ένας χρήστης απάντησε ένα multiple choice τεστ.
- *User_Objective*: Μετράει τις επιτυχίες του χρήστη με βάση συγκεκριμένα κριτήρια.

Στα ακόλουθα σχεδιαγράμματα, παρουσιάζονται οι αλληλεπιδράσεις και οι Εξαρτήσεις ανάμεσα στους πίνακες, ούτως ώστε να καταγραφεί η αλληλεπίδραση του χρήστη με το υλικό της μάθησης.

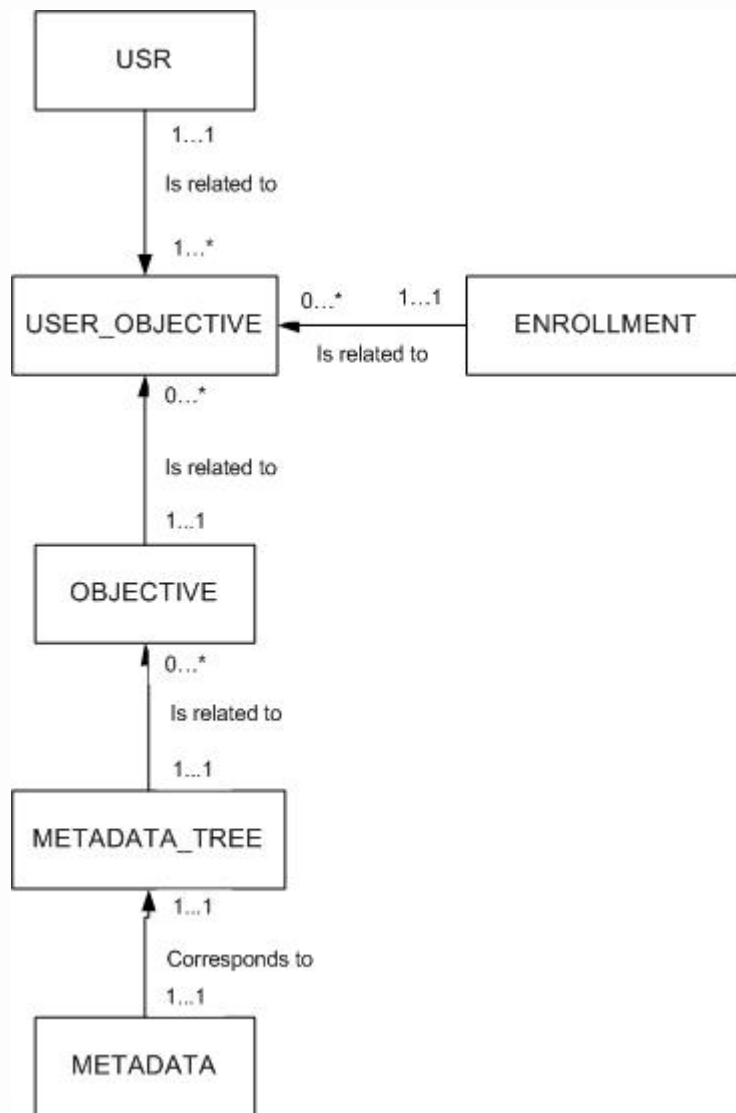


Εικόνα 28. Αλληλεπίδραση Progress-Attempt

Ο πίνακας *Metadata_Tree* δείχνει τη θέση μιας ηλεκτρονικής δραστηριότητας και σχετίζεται με τον πίνακα *Metadata*. Αυτή η συσχέτιση αναφέρεται στην ιεραρχική δομή με την οποία έχει σχεδιαστεί το μάθημα.



Εικόνα 29. Διάγραμμα Ακολουθιών με βάση τον πίνακα Sequencing



Εικόνα 30. Διάγραμμα με βάση τον πίνακα *User_Objective*

4.2.6.2 Σχήμα Βάσης LDAT Tool

Για να γίνει καλύτερη διαχείριση του μεγάλου όγκου των δεδομένων από το LDAT Tool, δημιουργήθηκαν στη βάση του LDAT ενδιάμεσοι πίνακες, στους οποίους εισάγονται χρήσιμα δεδομένα (όπως συγκεκριμένα δεδομένα, που έγιναν από προσπάθειες σε συγκεκριμένες δραστηριότητες) από τη βάση του SDM και αφού υποστούν συγκεκριμένη επεξεργασία χρησιμοποιούνται από το LDAT ώστε να παραχθούν χρήσιμα αποτελέσματα. Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε εύκολα να προσπελάσουμε μόνο δεδομένα, που μας ενδιαφέρουν και αποφεύγουμε να αλλάζουμε τα δεδομένα, που έρχονται από το ΣΔΜ, δουλεύοντας ουσιαστικά με τα αντίγραφά τους. Οι πίνακες που δημιουργήθηκαν είναι οι ακόλουθοι:

- *Attempt2*: Είναι αντίγραφο του *Attempt*, που βρίσκεται μέσα στο ΣΔΜ. Ο λόγος της δημιουργίας του είναι για την αποφυγή της αλλαγής των πρωτογενών δεδομένων, που έρχονται από το ΣΔΜ. Αφού γεμίσει από δεδομένα, περιλαμβάνοντας μόνο εκείνα τα μαθήματα που έχουν επιλεγεί, διορθώνεται το πεδίο *End_Time*. Στη συγκεκριμένη περίπτωση έχει γίνει μια υπόθεση. Αν ο χρόνος λήξης είναι περισσότερος από μια ώρα μετά το χρόνο έναρξης, θεωρείται πως ο πραγματικός χρόνος λήξης της συγκεκριμένης δραστηριότητας είναι ακριβώς μια ώρα μετά. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγονται πολύ μεγάλες τιμές, που ουσιαστικά αλλοιώνουν το στατιστικό αποτέλεσμα.
- *Sessions*, *Attempt_Sessions*: Είναι ο κύριος πίνακας και πίνακας περιεχομένων ο δεύτερος. Το κριτήριο γι' αυτή την κατηγοριοποίηση είναι ότι ο ίδιος χρήστης τελείωσε μια δραστηριότητα σε χρόνο μικρότερο των 15 λεπτών, ενώ σε προηγούμενες δραστηριότητες, σπατάλησε πολύ περισσότερο χρόνο. Έχει επιτραπεί το κενό αυτό των 15 λεπτών, γιατί ο χρήστης μπορεί να κοιτάγε το δέντρο του μαθήματος για κάποιο χρονικό διάστημα, χωρίς να έχει διακόψει τη σύνοδο.

Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο, για την αποθήκευση των εγγραφών στο Σύστημα, είναι πως οι ώρες, που αποθηκεύονται, αποθηκεύονται σε ώρα Ελλάδος και όχι σε ώρα GMT όπως μέσα στο ΣΔΜ. Ο λόγος είναι πως επειδή η μελέτη γίνεται στην Ελλάδα, μας ενδιαφέρουν οι τοπικές ώρες. Έτσι γίνεται εξαρχής μετατροπή των χρόνων.

Υπάρχουν επίσης και άλλοι πίνακες, που δηλώθηκαν, και έχουν να κάνουν με άλλα κομμάτια του LDAT εργαλείου.

- *Configuration*: Ο πίνακας αυτό κρατάει τις ρυθμίσεις που έχουν γίνει για το πρόγραμμα. Το πιο σημαντικό είναι τα μαθήματα, που αποθηκεύονται, και ενδιαφέρουν το χρήστη.
- *Annotations*: Ο συγκεκριμένος πίνακας προέκυψε μετά από συζητήσεις με καθηγητές, που κάνουν χρήση διαδικτυακών μαθησιακών υλικών. Οι χαρακτηρισμοί που αποθηκεύονται σε αυτόν τον πίνακα ακολουθούν τους επόμενους κανόνες: Ο καθηγητής μπορεί να δημιουργήσει

χαρακτηρισμούς, που έχουν αντιστοιχιστεί με συγκεκριμένες δραστηριότητες ενός μαθήματος. Οι χαρακτηρισμοί χωρίζονται σε 5 κατηγορίες:

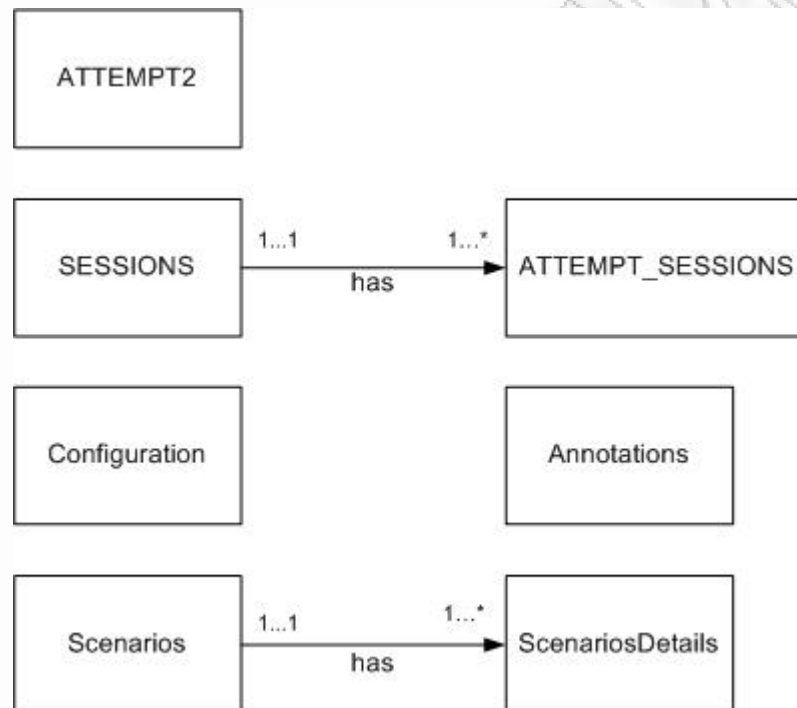
- Χαρακτηρισμοί *Επιπέδου* (Level)
 - Εύκολο (Novice)
 - Μέσης Δυσκολίας (Intermediate)
 - Προχωρημένο (Advanced)
- Χαρακτηρισμοί *Είδους* (Type)
 - Εισαγωγικό (Introductory)
 - Θεωρητικό (Theory)
 - Παράδειγμα (Example)
 - Άσκηση (Exercise)
- Χαρακτηρισμοί *Χρόνου* (Time)
 - Ανεπαρκής (Inappropriate)
 - Επαρκής (Sufficient)
 - Ικανοποιητικός (Satisfying)
- Χαρακτηρισμοί *Βαθμού*
 - Ανεπαρκής (Inappropriate)
 - Επαρκής (Sufficient)
 - Ικανοποιητικός (Satisfying)
- Χαρακτηρισμοί *Προσπαθειών*
 - Ανεπαρκής (Inappropriate)
 - Επαρκής (Sufficient)
 - Ικανοποιητικός (Satisfying)

Οι χαρακτηρισμοί αυτοί μπορούν να βοηθήσουν τον καθηγητή να κατηγοριοποιήσει τις δραστηριότητες των μαθητών του σε γκρουπ με τη χρήση του εργαλείου που παρουσιάζεται.

- *Scenarios, ScenariosDetails*: Αυτοί οι πίνακες χρησιμοποιούνται για την αποθήκευση δεδομένων, που αφορούν τα σενάρια αλληλουχιών, που δημιουργούνται στην αντίστοιχη φόρμα. Ο πρώτος είναι ο βασικός

πίνακας και ο δεύτερος περιέχει λεπτομέρειες. Περιέχουν το όνομα του σεναρίου, τις κινήσεις και τις δραστηριότητες, που στοχεύουν κάθε φορά.

Το ακόλουθο διάγραμμα δείχνει τους πίνακες, που δημιουργήθηκαν για το LDAT Tool και τις σχέσεις μεταξύ τους, αν υπάρχουν φυσικά.

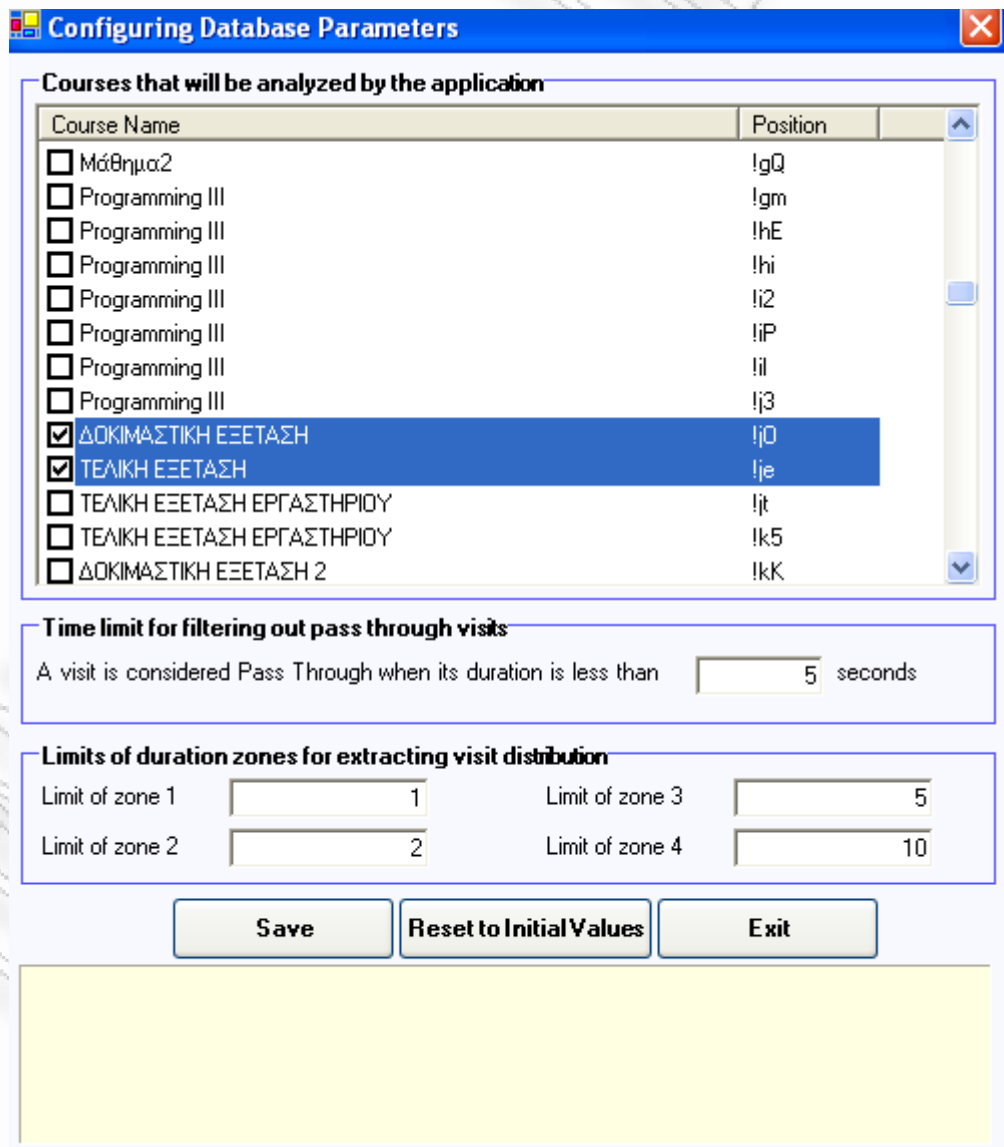


Εικόνα 31. Πίνακες και σχέσεις μέσα στο LDAT Tool



Εικόνα 33. Διαχείριση των δεδομένων στο LDAT Tool

Στη συνέχεια επιλέγονται τα μαθήματα, που επιθυμεί ο διδάσκοντας να μελετήσει.



Εικόνα 34. Επιλογή μαθημάτων

4.2.9 Καθορισμός Χαρακτηρισμών

Στη συνέχεια είναι αναγκαίο, για την καλύτερη εξαγωγή αποτελεσμάτων, να οριστούν τα χαρακτηριστικά (annotations), που προσδιορίζουν το κάθε μάθημα ή την εξέταση. Πέρα από τις δύο επιλογές που ήταν ήδη υλοποιημένες, το level και το type, προστέθηκε το time, που ουσιαστικά αναφέρεται στο χρόνο διεκπαιρέωσης μιας εξέτασης από κάποιον μαθητή. Αν κάνουμε κλικ πάνω στην επιλογή θα δούμε πως χρειάζεται να συμπληρωθούν 2 κουτάκια. Το ένα αναφέρεται στον χρόνο, που θεωρείται ανεπαρκής για την ολοκλήρωση του ηλεκτρονικού διαγωνίσματος. Κάτω από αυτό το όριο η επίδοση του μαθητή με βάση το χρόνο θεωρείται ανεπαρκής. Το επόμενο κουτάκι αναφέρεται στο χρόνο, που θεωρείται επαρκής. Οποιοσδήποτε χρόνος πάνω από τον επαρκή είναι βέλτιστος. Παράλληλα, δίπλα από τα κουτάκια προτείνονται με κόκκινα γράμματα ενημερωτικά οι μέσοι χρόνοι, που προκύπτουν από τους χρόνους, που έκαναν πραγματικά οι μαθητές για να ολοκληρώσουν το τεστ. Η πρόταση αυτή γίνεται, ώστε ο καθηγητής να μην επιλέγει τους χρόνους τυχαία ή με το τι θα θεωρούσε εκείνος καλό, αλλά με κριτήρια, που ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα και είναι στα μέτρα των ίδιων των μαθητών του. Γιατί, όπως έχει αναφερθεί στόχος του συστήματος είναι ο καθηγητής να κατανοήσει τις συμπεριφορές των μαθητών και τα πρότυπα πλοήγησής τους και να μπορέσει να προσαρμόσει το μάθημα σύμφωνα με τις μαθησιακές τους ανάγκες, τα ενδιαφέροντά τους και τα αδύναμα σημεία τους.

Root

- [-] ΤΕΛΙΚΗ ΕΞΕΤΑΣΗ
 - [-] ΤΕΛΙΚΗ ΕΞΕΤΑΣΗ
 - [+] ΔΟΚΙΜΑΣΤΙΚΗ ΕΞΕΤΑΣΗ

Tree Views

General Level Type Time Grade Attempts

Please enter the appropriate info about the selected node of the tree

Time View (sec)

Inappropriate Average Time <<504.48

Sufficient Average Time >=504.48

Save Info

Εικόνα 35. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο

Ομοίως, έχει προστεθεί η επιλογή του βαθμού. Με βάση το μέσο όρο της τάξης ο καθηγητής καλείται να κρίνει από ποιό βαθμό και κάτω η απόδοση των μαθητών θα θεωρηθεί ως ανεπαρκής και από ποιό βαθμό και πάνω θα θεωρηθεί ως ικανοποιητική. Και πάλι γίνεται πρόταση με βάση το μέσο βαθμό των μαθητών, για να αποφευχθεί αυθαίρετη επιλογή βαθμού ή επιλογή με βάση τα κοινότυπα (η βάση είναι το 50% του άριστα). Οι προτάσεις, που γίνονται δεν είναι δεσμευτικές, απλά βοηθούν στον προσανατολισμό του καθηγητή για τη γενική εικόνα και παρουσίαση της απόδοσης της τάξης του.

Tree Views

General Level Type Time Grade Attempts

Please enter the appropriate info about the selected node of the tree

Grade View

Inappropriate	<input type="text" value="35"/>	Average Grade <<34.43
Sufficient	<input type="text" value="70"/>	Average Grade >=34.43

Save Info

Εικόνα 36. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό

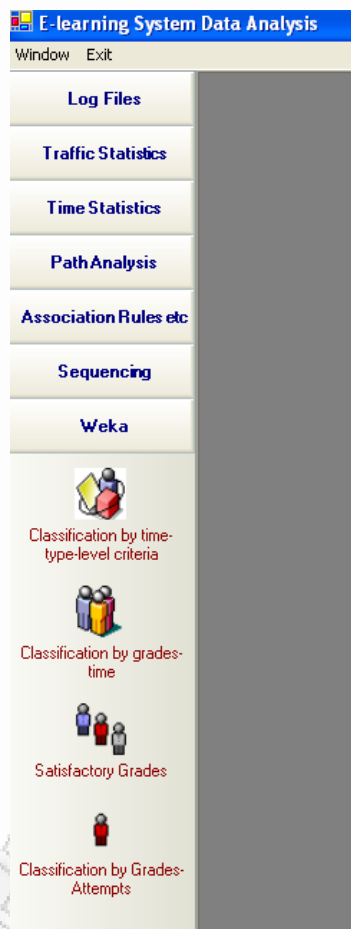
Τέλος, υπάρχει κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών, που έκανε ο κάθε μαθητής για να επιτύχει επιθυμητό αποτέλεσμα. Όπως και στις 2 προηγούμενες κατηγοριοποιήσεις, προτείνεται ένας μεγάλος αριθμός προσπαθειών ως μέτρο για να χαρακτηριστεί κάποιος ανεπαρκής, ένα μικρότερο όριο όπου χαρακτηρίζεται επαρκής και πάνω από το μικρό όριο χαρακτηρίζεται επιτυχημένος. Επαναλαμβάνουμε, πως οι προτάσεις είναι ενδεικτικές και στηρίζονται στο μέσο όρο των προσπαθειών όλων των φοιτητών.

Εικόνα 37. Κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών

Όλοι οι χαρακτηρισμοί, οι οποίοι γίνονται πέραν των level και type, αποθηκεύονται σε ένα αρχείο, με το όνομα times.txt για τον χαρακτηρισμό των χρόνων, grades.txt για τον χαρακτηρισμό των βαθμών και attempts.txt για το χαρακτηρισμό των προσπαθειών. Ο τρόπος, που αποθηκεύονται είναι ο ίδιος με αυτόν, που γίνονται στα level και type, δηλαδή με δένδροειδή μορφή, ανάλογα ποιόν κόμβο επιλέγουμε να χαρακτηρίσουμε. Όπως αναφέραμε, η αποθήκευση δεν γίνεται στο χώρο της βάσης για λόγους ευελιξίας και ταχύτητας στην επεξεργασία των δεδομένων πριν την είσοδό τους στο WEKA.

4.2.10 Μενού επιλογών

Για να επιλέξουμε επεξεργασία των δεδομένων μας από το WEKA, πηγαίνουμε στο τελευταίο κουμπί της αριστερής μπάρας, όπου εμφανίζονται οι επιλογές και τα κριτήρια, βάσει των οποίων γίνεται η επεξεργασία.



Εικόνα 38. Μενού επιλογής λειτουργιών WEKA

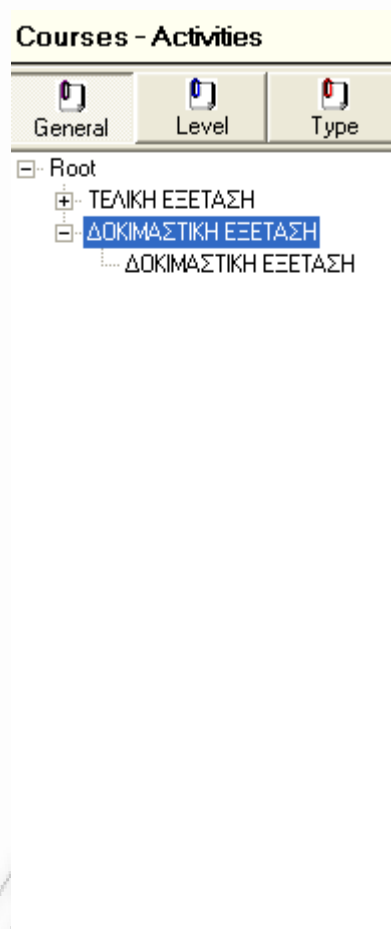
Αφού επιλέξουμε τον τύπο των σχέσεων, που θέλουμε να μελετήσουμε, η οθόνη που θα δούμε θα είναι η ακόλουθη:

Last Name	Visit Duration	Time Classification
Kiriagias	6	Inappropriate
Kiriagias	84	Inappropriate
Kiriagias	1,935	Satisfying
KONSTANTINOS	814	Satisfying
manos	8	Inappropriate
manos	3	Inappropriate
manos	19	Inappropriate
manos	1,915	Satisfying
manos	1,734	Satisfying
Myrwin	1,829	Satisfying
Nikolaos	2,106	Satisfying
Nikolaos	33	Inappropriate
Nikolaos	32	Inappropriate
Panagiota	7	Inappropriate
Panagiota	1,634	Satisfying
Pantelis	2,046	Satisfying
polidoros	562	Satisfying
polidoros	880	Satisfying
Stavros	980	Satisfying
Stavros	2	Inappropriate
Symeon	16	Inappropriate
Symeon	2,062	Satisfying
Symeon	216	Sufficient
Psearomigkos	239	Sufficient
Psearomigkos	112	Sufficient
Psearomigkos	55	Inappropriate
Vaevaranis	890	Satisfying
NIKOLAOS	609	Satisfying
Iolani	566	Satisfying
KYRIAKOS	646	Satisfying
KYRIAKOS	4	Inappropriate
KYRIAKOS	5	Inappropriate
KYRIAKOS	1	Inappropriate
KYRIAKOS	1	Inappropriate
KYRIAKOS	1	Inappropriate
KYRIAKOS	2,021	Satisfying
Evagelia	238	Sufficient
Evagelia	6	Inappropriate
Evagelia	221	Sufficient
Evagelia	7	Inappropriate
MD&AI.HS	8	Inappropriate

Εικόνα 39. Καθορισμός παραμέτρων για εισαγωγή στο WEKA

Αν παρατηρήσουμε τα κριτήρια επιλογών, θα δούμε πως παραμένουν τα ίδια με την προηγούμενη έκδοση του εργαλείου με μόνες προσθήκες, αυτά που αφορούν τη μορφοποίηση των δεδομένων ώστε να εισαχθούν στο WEKA.

Πιο συγκεκριμένα αν παρατηρήσουμε τις επιλογές των κριτηρίων θα δούμε πως έχει προστεθεί η επιλογή του τύπου της κατηγοριοποίησης που θέλουμε να κάνουμε. Δηλαδή, αν οι προσπάθειες των μαθητών θα χαρακτηριστούν ως ικανοποιητικές, επαρκείς ή μη επαρκείς με κριτήρια το χρόνο, που χρειάστηκαν για να ολοκληρώσουν το τεστ, με βάση το χρόνο και σε συνδυασμό με τον τύπο του μαθήματος ή σε συνδυασμό του χρόνου με το επίπεδο δυσκολίας του μαθήματος. Στη συνέχεια ζητείται από το χρήστη να επιλέξει, ποιο αλγόριθμο κατηγοριοποίησης επιθυμεί να χρησιμοποιήσει και σε πόσες πτυχές θα χωριστούν τα δεδομένα. Οι πτυχές δεν μπορούν να είναι περισσότερες από τον αριθμό των εγγραφών του αρχείου. Τέλος, επιλέγεται το μάθημα από το αριστερό πλαίσιο.



Εικόνα 40. Επιλογή μαθήματος

Ανάλογα με το μάθημα, που επιθυμεί ο καθηγητής να ελέγξει γίνεται η επιλογή των δεδομένων, τα οποία επεξεργάζονται με βάση τα στοιχεία κατηγοριοποίησης και τους χαρακτηρισμούς, που έχουν αποθηκευτεί από το πρώτο βήμα, και φορτώνεται στην οθόνη του χρήστη το αντίστοιχο arff αρχείο. Τα στοιχεία αυτά, μπορούν να επεξεργαστούν από τον καθηγητή, προτού σταλούν στο WEKA.

Classification according to duration of activity

Drag a column header here to group by that column.		
Last Name	Visit Duration	Time Classification
vasilakopoulos	1,074	Satisfying
KOLIVAS	653	Satisfying
GIAFALIS	7	Inappropriate
GIAFALIS	28	Inappropriate
GIAFALIS	21	Inappropriate
GIAFALIS	9	Inappropriate
GIAFALIS	9	Inappropriate
GIAFALIS	11	Inappropriate
GIAFALIS	5	Inappropriate
GIAFALIS	7	Inappropriate
GIAFALIS	2,063	Satisfying
GIAFALIS	1,886	Satisfying
GIAFALIS	65	Inappropriate
GIAFALIS	5	Inappropriate
Psaromilgkos	239	Sufficient
Psaromilgkos	112	Sufficient
Psaromilgkos	55	Inappropriate
SHERIYA	727	Satisfying
Petros	180	Sufficient
Petros	55	Inappropriate
Petros	144	Sufficient
Petros	661	Satisfying
Petros	867	Satisfying
Petros	1,956	Satisfying
ZYGOGIANNI	100	Inappropriate
ZYGOGIANNI	963	Satisfying
ZYGOGIANNI	669	Satisfying
NIKOLAOS	609	Satisfying
Evagelia	238	Sufficient
Evagelia	6	Inappropriate
Evagelia	221	Sufficient
Evagelia	7	Inappropriate
KYRIAKOS	646	Satisfying
KYRIAKOS	4	Inappropriate
KYRIAKOS	5	Inappropriate
KYRIAKOS	1	Inappropriate
KYRIAKOS	1	Inappropriate
KYRIAKOS	1	Inappropriate
KYRIAKOS	2,021	Satisfying
MICHAIL	522	Satisfying
nikolanu	1,855	Satisfying

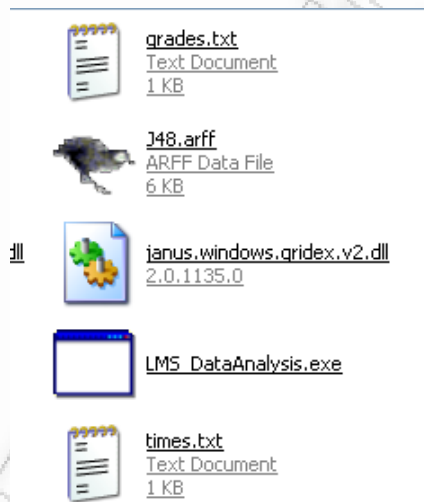
173 records returned

Εικόνα 41. Εμφάνιση των δεδομένων πριν από την επεξεργασία

Στη συνέχεια, και εφόσον έχει τελειώσει η επεξεργασία, επιλέγουμε το κουμπί *Insert to Weka*. Το σύστημα δημιουργεί αυτόματα ένα .arff αρχείο, που έχει όνομα ίδιο με τον αλγόριθμο, που έχουμε επιλέξει να γίνει η

κατηγοριοποίηση. Για παράδειγμα, αν έχουμε επιλέξει να κάνουμε κατηγοριοποίηση με βάση τον J48 αλγόριθμο, θα δούμε ένα αρχείο J48.arff.

Πρέπει να σημειωθεί πως όταν δημιουργηθεί ένα αρχείο με το όνομα ενός αλγορίθμου και επιλέξουμε να ξανατρέξουμε τον αλγόριθμο με άλλο σετ δεδομένων (για παράδειγμα για ένα άλλο τεστ), τότε το προηγούμενο αρχείο διαγράφεται και τη θέση του παίρνει ένα αρχείο με το ίδιο όνομα αλλά με κριτήρια και δεδομένα του νέου σετ δεδομένων.



Εικόνα 42. Αρχείο J48.arff

Τα περιεχόμενα του αρχείου J48.arff είναι τα ακόλουθα:

```

J48.arff - Notepad
File Edit Format View Help
@relation st_time

@attribute name {vasilakopoulos, KOLIVAS, GIAPALIS, Psaromiligkos, SHERIYA, Petros, ZYGOGIANNI, NIKOLAOS, Evagelia, KYRIAKOS,
@attribute time real
@attribute st_time {Inappropriate, Sufficient, Satisfying}

@data
vasilakopoulos,1074,Satisfying
KOLIVAS,653,Satisfying
GIAPALIS,7,Inappropriate
GIAPALIS,28,Inappropriate
GIAPALIS,21,Inappropriate
GIAPALIS,9,Inappropriate
GIAPALIS,9,Inappropriate
GIAPALIS,11,Inappropriate
GIAPALIS,5,Inappropriate
GIAPALIS,7,Inappropriate
GIAPALIS,2063,Satisfying
GIAPALIS,1886,Satisfying
GIAPALIS,65,Inappropriate
GIAPALIS,5,Inappropriate
Psaromiligkos,239,Sufficient
Psaromiligkos,112,Sufficient
Psaromiligkos,55,Inappropriate
SHERIYA,727,Satisfying
Petros,180,Sufficient
Petros,55,Inappropriate
Petros,144,Sufficient
Petros,661,Satisfying
Petros,867,Satisfying
Petros,1956,Satisfying
ZYGOGIANNI,100,Inappropriate
ZYGOGIANNI,963,Satisfying
ZYGOGIANNI,669,Satisfying
NIKOLAOS,609,Satisfying
Evagelia,238,Sufficient
Evagelia,6,Inappropriate
Evagelia,221,Sufficient
Evagelia,7,Inappropriate
KYRIAKOS,646,Satisfying
KYRIAKOS,4,Inappropriate
KYRIAKOS,5,Inappropriate
KYRIAKOS,1,Inappropriate
KYRIAKOS,1,Inappropriate
KYRIAKOS,1,Inappropriate
KYRIAKOS,2021,Satisfying
MICHALI,522,Satisfying

```

Εικόνα 43. Περιεχόμενα αρχείου J48.arff

Αφού έχουν εισαχθεί τα δεδομένα στο WEKA και έχουν επεξεργαστεί, παράγεται ένα αρχείο με το όνομα results.

```

results - WordPad
File Edit View Insert Format Help
Courier New 10 Greek B U
Correctly Classified Instances      170      98.2659 %
Incorrectly Classified Instances     3        1.7341 %
Kappa statistic                    0.9708
Mean absolute error                 0.0116
Root mean squared error             0.1075
Relative absolute error              2.9277 %
Root relative squared error         24.2229 %
Total Number of Instances          173

=== Detailed Accuracy By Class ===
TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  Class
0.978    0        1          0.978  0.989     Inappropriate
0.955    0.013    0.913     0.955  0.933     Sufficient
1        0.009    0.984     1      0.992     Satisfying

=== Confusion Matrix ===
 a  b  c  <-- classified as
87  2  0 | a = Inappropriate
 0  21 1 | b = Sufficient
 0  0 62 | c = Satisfying

```

Εικόνα 44. Αρχείο results

Όπως έχει αναφερθεί, σκοπός του LDAT Tool είναι να ανατροφοδοτήσει τον καθηγητή με τις συμπεριφορές των μαθητών του και να ανακαλύψει, ποια είναι τα ενδιαφέροντα τους μέσα στο μάθημα, κλπ, δεν έχει νόημα να παρουσιάσουμε σε εκείνον τόσες στατιστικές πληροφορίες, που ίσως είναι περιττές για εκείνον. Γι'αυτό το λόγο, τα αποτελέσματα του WEKA επεξεργάζονται από το σύστημα και παρουσιάζονται μόνο τα χρήσιμα τμήματά τους. Επίσης, το ίδιο το σύστημα τα «μεταφράζει» και τα ερμηνεύει, με ένα τρόπο απόλυτα φιλικό προς τον τελικό χρήστη.

Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων είναι η ακόλουθη:

The screenshot shows the WEKA interface with the following sections:

- Traffic Criteria:** Student: <All>, Visit Date: From 18/3/2009 To 18/3/2009
- Search Parameters:** Visits Filtering: Filter out Pass-Through visits, Show only Pass-Through visits, Show All
- Weka Parameters:** Visits Classification: Characterized by Time, Characterized by Time-Type, Characterized by Time-Level; Algorithm: ADTree; Folds: 10
- Course Criteria:** Annotations: Level: All levels, Type: All types
- Courses - Activities:** Root, ΤΕΛΙΚΗ ΕΞΕΤΑΣΗ, ΔΟΚΙΜΑΣΤΙΚΗ ΕΞΕΤΑΣΗ
- Results according to time:**
 - Students subscribed to the lesson 56
 - Active users 56 (100%)
 - Correctly Classified Instances 170 (98.2659 %)
 - Incorrectly Classified Instances 3 (1.7341 %)
 - === Detailed Accuracy By Class ===
 - Table with columns: TP Rate, FP Rate, Precision, Recall, F-Measure, Class
 - Summary: Efforts with inappropriate results (<100) are 87 out of 173; Efforts with sufficient results (100<x<300) are 23 out of 173; Efforts with satisfying results (>300) are 63 out of 173

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0.978	0	1	0.978	0.989	Inappropriate
0.955	0.013	0.913	0.955	0.933	Sufficient
1	0.009	0.984	1	0.992	Satisfying

Εικόνα 45. Αποτελέσματα από το WEKA

4.2.11 Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο

Αν ο καθηγητής επιθυμεί να κατηγοριοποιήσει τα αποτελέσματα των μαθητών του με βάση το χρόνο, που χρειάστηκαν να ολοκληρώσουν το τεστ, κάνει κλικ στην επιλογή “*Classification by time-type-level criteria*”. Με την προηγούμενη επιλογή, συγκεντρώνονται όλες οι προσπάθειες, που έχουν κάνει οι μαθητές. Πρέπει να σημειωθεί, πως ο κάθε μαθητής μπορεί να κάνει περισσότερες από μία προσπάθειες για να περάσει την εξέταση. Έτσι, συλλέγονται περισσότερες από μία εγγραφές, που αφορούν ένα μαθητή για τη συγκεκριμένη εξέταση μαθήματος.

Η κάθε εγγραφή προσδιορίζεται από το όνομα του μαθητή, το χρόνο, που χρειάστηκε να ολοκληρώσει την κάθε του προσπάθεια (για παράδειγμα μπορεί σε μία προσπάθεια κάποιος να χρειάστηκε 100 δευτερόλεπτα και σε κάποια άλλη 2000. Ανάλογα, λοιπόν, με το χρόνο που αναλώθηκε για την εξέταση χαρακτηρίζεται η προσπάθεια του μαθητή με τους χαρακτηρισμούς «*Satisfying, Sufficient, Inappropriate*».

Επιπλέον, δίνεται η δυνατότητα, ο χαρακτηρισμός να προκύψει σε συνδυασμό με το βαθμό δυσκολίας του μαθήματος (*level*) ή με το είδος του μαθήματος (*type*). Αν επιλεγεί ένα από τα προηγούμενα, στο .arff αρχείο θα εμφανιστεί μια ακόμα στήλη, που θα δίνει τιμές στα χαρακτηριστικά αυτά.

Courses - Activities		Visit Classification according to time criteria			
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column.		
Root			Last Name	Visit Duration	Time Classification
[-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό			vagenas costas	9	Inappropriate
[-] Εισαγωγικές Έννοιες			Papageorgiou	3	Inappropriate
[-] Εργαστηριακές Ασκήσεις			kunturogiannis panagiots	3,600	Satisfying
[-] Εργασίες			andris aggelos	3,600	Satisfying
			dafnis ioannis	3,600	Satisfying
			mpalomenos argiros	3,600	Satisfying
			baroyxi stela	19	Inappropriate
			baroyxi stela	137	Sufficient
			anastasakos panagiots	9	Inappropriate
			anastasakos panagiots	12	Inappropriate
			koukourakis evaggelos	14	Inappropriate
			koukourakis evaggelos	261	Sufficient
			dimakos georgios	18	Inappropriate
			dimakos georgios	14	Inappropriate
			araptsakos anests	19	Inappropriate
			kontopidis giannis	36	Inappropriate
			stasinopoulos nick	2,052	Satisfying
			mpoulinou kikiakoula	13	Inappropriate
			panagiotopoyloy eyaggella	36	Inappropriate
			panagiotopoyloy eyaggella	19	Inappropriate
			maroulis georgios	20	Inappropriate
			maroulis georgios	26	Satisfying
			maroulis georgios	1,303	Satisfying
			maroulis georgios	13	Inappropriate
			maroulis georgios	529	Satisfying
			maroulis georgios	13	Inappropriate
			maroulis georgios	13	Inappropriate
			blavakhs manolis	32	Inappropriate
			blavakhs manolis	1,891	Satisfying
			blavakhs manolis	24	Inappropriate
			blavakhs manolis	99	Inappropriate
			blavakhs manolis	11	Inappropriate
			protopapas spyridon	40	Inappropriate
			protopapas spyridon	55	Inappropriate
			protopapas spyridon	36	Inappropriate
			mpizogloy panagiwta	27	Inappropriate
			mpizogloy panagiwta	362	Satisfying
			kollias sarantis	58	Inappropriate
			kollias sarantis	78	Inappropriate
			kollias sarantis	42	Inappropriate
			tsalkiounas knstas	241	Sufficient

334 records returned

Εικόνα 46. Αρχείο με βάση το χρόνο

Courses - Activities		Classification according to type of activity				
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column.			
Root			Last Name	Visit Duration	Time Classification	Type Classification
[-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό			2	34	Inappropriate	Theory
[-] Εισαγωγικές Έννοιες			2	26	Inappropriate	Theory
[-] Εργαστηριακές Ασκήσεις			2	68	Inappropriate	Theory
[-] Εργασίες			2	11	Inappropriate	Theory
			2	22	Inappropriate	Theory
			2	5	Inappropriate	Theory
			2	18	Inappropriate	Theory
			2	42	Inappropriate	Theory
			2	66	Inappropriate	Theory
			2	22	Inappropriate	Theory
			2	21	Inappropriate	Theory
			2	24	Inappropriate	Theory
			2	17	Inappropriate	Theory
			2	9	Inappropriate	Theory
			2	4	Inappropriate	Theory
			2	228	Sufficient	Theory
			2	75	Inappropriate	Theory
			2	22	Inappropriate	Theory
			2	1,982	Satisfying	Theory
			2	19	Inappropriate	Theory
			2	12	Inappropriate	Theory
			2	76	Inappropriate	Theory
			2	37	Inappropriate	Theory
			2	40	Inappropriate	Theory
			2	2,010	Satisfying	Theory
			2	17	Inappropriate	Theory
			2	26	Inappropriate	Theory
			2	16	Inappropriate	Theory
			2	10	Inappropriate	Theory
			2	2,315	Satisfying	Theory
			2	35	Inappropriate	Theory
			2	11	Inappropriate	Theory
			2	102	Sufficient	Theory
			2	287	Sufficient	Theory
			2	39	Inappropriate	Theory
			2	2,091	Satisfying	Theory
			2	49	Inappropriate	Theory
			2	9	Inappropriate	Theory
			2	96	Inappropriate	Theory
			2	284	Sufficient	Theory
			2	1,520	Satisfying	Theory

334 records returned

Εικόνα 47. Αρχείο με βάση το χρόνο και το είδος του μαθήματος

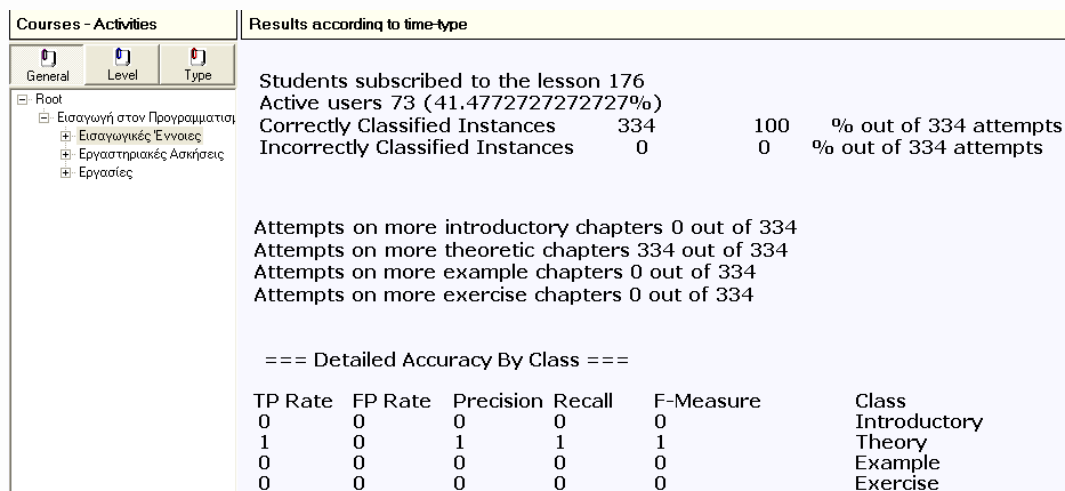
Courses - Activities		Classification according to level of activity					
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column				
Root			Last Name	Visit Duration	Time Classification	Level Classification	
2					34	Inappropriate	Novice
2					26	Inappropriate	Intermediate
2					63	Inappropriate	Intermediate
2					11	Inappropriate	Intermediate
2					22	Inappropriate	Intermediate
2					5	Inappropriate	Novice
2					18	Inappropriate	Novice
2					42	Inappropriate	Intermediate
2					66	Inappropriate	Intermediate
2					22	Inappropriate	Intermediate
2					21	Inappropriate	Advanced
2					24	Inappropriate	Intermediate
2					17	Inappropriate	Novice
2					9	Inappropriate	Novice
2					4	Inappropriate	Intermediate
2					228	Sufficient	Novice
2					75	Inappropriate	Novice
2					22	Inappropriate	Intermediate
2					1,982	Satisfying	Advanced
2					19	Inappropriate	Novice
2					12	Inappropriate	Intermediate
2					76	Inappropriate	Advanced
2					37	Inappropriate	Novice
2					40	Inappropriate	Intermediate
2					2,010	Satisfying	Advanced
2					17	Inappropriate	Intermediate
2					26	Inappropriate	Advanced
2					16	Inappropriate	Intermediate
2					10	Inappropriate	Intermediate
2					2,315	Satisfying	Novice
2					35	Inappropriate	Novice
2					11	Inappropriate	Novice
2					102	Sufficient	Intermediate
2					287	Sufficient	Advanced
2					39	Inappropriate	Novice
2					2,091	Satisfying	Novice
2					49	Inappropriate	Advanced
2					9	Inappropriate	Novice
2					96	Inappropriate	Novice
2					284	Sufficient	Intermediate
2					1,520	Satisfying	Novice

Εικόνα 48. Αρχείο με βάση το χρόνο και το επίπεδο του μαθήματος

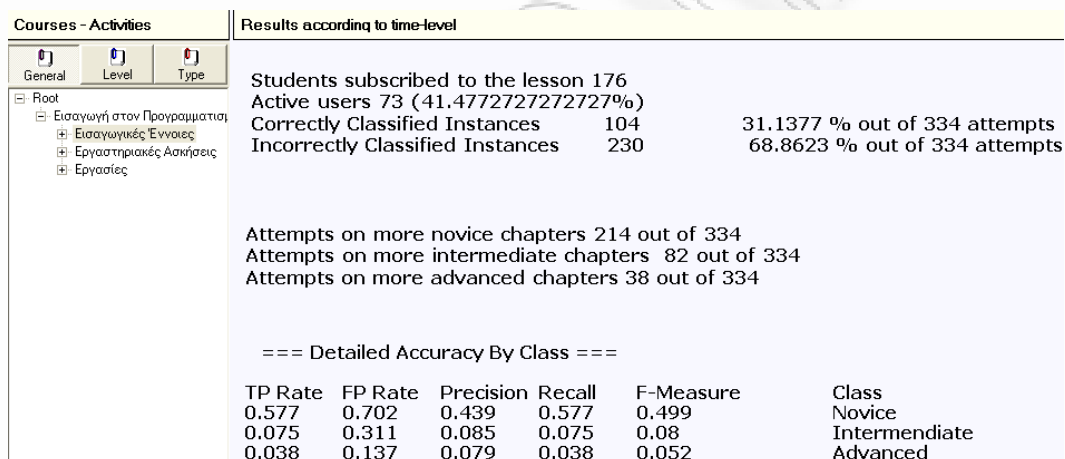
Τα αποτελέσματα, που θα προκύψουν είναι τα ακόλουθα, για την κάθε μία από τις προηγούμενες περιπτώσεις.

Courses - Activities		Results according to time						
General	Level	Type						
Root			Students subscribed to the lesson 176					
Εισαγωγή στον Προγραμματισμό			Active users 73 (41.4772727272727%)					
Εισαγωγικές Έννοιες			Correctly Classified Instances	334	100 % out of 334 attempts			
Εργαστηριακές Ασκήσεις			Incorrectly Classified Instances	0	0 % out of 334 attempts			
Εργασίες			Attempts with inappropriate results (<100) are 252 out of 334					
			Attempts with sufficient results (100<=x<360) are 34 out of 334					
			Attempts with satisfying results (>=360) are 48 out of 334					
			=== Detailed Accuracy By Class ===					
			TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
			1	0	1	1	1	Inappropriate
			1	0	1	1	1	Sufficient
			1	0	1	1	1	Satisfying

Εικόνα 49. Αποτελέσματα με βάση το χρόνο



Εικόνα 50. Αποτελέσματα με βάση το είδος



Εικόνα 51. Αποτελέσματα με βάση το επίπεδο

4.2.12 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και το χρόνο

Στην επιλογή αυτή για να προκύψει ο επιθυμητός χαρακτηρισμός συνδυάζεται το αποτέλεσμα της βαθμολογίας με το χρόνο, που χρειάστηκε ο μαθητής για να ολοκληρώσει την εξέταση. Και πάλι μπορεί να παρουσιάζονται περισσότερες από μία γραμμές για κάθε μαθητή, που αντιστοιχούν στις φορές, που επανέλαβε το τεστ. Συνοπτικά θα παρουσιάσει η κατηγοριοποίηση με κριτήριο το χρόνο.

Courses - Activities		Visit Classification according to time criteria				
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column			
[-] Root			Last Name	Visit Duration	Score	Time Classification
[-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό			2		4	92 Satisfying
[-] Εισαγωγικές Έννοιες			2		5	61 Satisfying
[-] Εργαστηριακές Ασκήσεις			2		9	10 Satisfying
[-] Εργασίες			2		9	62 Satisfying
			2		10	18 Satisfying
			2		11	17 Satisfying
			2		11	31 Satisfying
			2		12	82 Satisfying
			2		16	56 Satisfying
			2		17	26 Satisfying
			2		17	80 Satisfying
			2		18	47 Satisfying
			2		19	92 Satisfying
			2		21	40 Satisfying
			2		22	21 Satisfying
			2		22	47 Satisfying
			2		22	57 Satisfying
			2		24	24 Satisfying
			2		26	45 Satisfying
			2		26	89 Satisfying
			2		34	13 Satisfying
			2		35	93 Satisfying
			2		37	9 Satisfying
			2		39	49 Satisfying
			2		40	57 Satisfying
			2		42	93 Satisfying
			2		49	45 Satisfying
			2		66	44 Satisfying
			2		68	36 Satisfying
			2		75	16 Satisfying
			2		76	6 Satisfying
			2		96	52 Satisfying
			2		102	80 Satisfying
			2		228	56 Satisfying
			2		245	83 Satisfying
			2		284	27 Satisfying
			2		287	75 Satisfying
			2		1,520	98 Satisfying
			2		1,982	87 Satisfying
			2		2,010	54 Satisfying
			2		2,091	66 Satisfying

334 records returned

Εικόνα 52. Κατηγοριοποίηση χρόνου-βαθμών

Ο διδάσκων έχει τη δυνατότητα να αλλάξει στην οθόνη, το χαρακτηρισμό, που έχει δώσει το σύστημα σύμφωνα με την κρίση του, κάνοντας απλά κλικ στο σημείο, που επιθυμεί. Τα αποτελέσματα, που θα προκύψουν από το WEKA θα είναι:

Courses - Activities		Results according to time				
General	Level	Type				
[-] Root			Students subscribed to the lesson 176			
[-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό			Active users 73 (41.4772727272727%)			
[-] Εισαγωγικές Έννοιες			Correctly Classified Instances	334	100	% out of 334 attempts
[-] Εργαστηριακές Ασκήσεις			Incorrectly Classified Instances	0	0	% out of 334 attempts
[-] Εργασίες			Attempts with inappropriate results (<100) 0 out of 334			
			Attempts with sufficient results (100<=x<360) 0 out of 334			
			Attempts with satisfying results (>=360) 334 out of 334			
=== Detailed Accuracy By Class ===						
			TP Rate	FP Rate	Precision	Recall
			0	0	0	0
			0	0	0	0
			1	0	1	1
			F-Measure	Class		
			0	Inapropriate		
			0	Sufficient		
			1	Satisfying		

Εικόνα 53. Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης χρόνου-βαθμών

4.2.13 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και το χρόνο

Σε αυτή την επιλογή (*Satisfactory grades*) παρατηρούμε πως υπάρχουν πολύ λιγότερες εγγραφές στο αρχείο .arff που θα παραχθεί. Ο λόγος είναι πως σε αυτή την κατηγοριοποίηση δε μελετάμε την κάθε προσπάθεια του μαθητή ξεχωριστά, αλλά λαμβάνεται υπ' όψιν μόνο ο μέσος όρος των προσπαθειών και των βαθμών των μαθητών και με βάση αυτόν γίνεται ο χαρακτηρισμός τους.

Courses - Activities		Visit Classification according to time criteria		
<input type="radio"/> General <input checked="" type="radio"/> Level <input type="radio"/> Type		Drag a column header here to group by that column.		
<input type="checkbox"/> Root <input checked="" type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <input checked="" type="checkbox"/> Εισαγωγικές Έννοιες <input checked="" type="checkbox"/> Εργαστηριακές Ασκήσεις <input checked="" type="checkbox"/> Εργασίες		Last Name	Average Score	Student Classification
		2	52	Satisfying
		Admin	40	Satisfying
		alexopoulos vazilios	54	Satisfying
		anastasakos panagiotis	52	Satisfying
		andriopoulos panagiotis	80	Satisfying
		andris aggelos	12	Satisfying
		antiopoulos evaggelos	47	Satisfying
		arapatsakos anestis	87	Satisfying
		arvaniti ioanna	14	Satisfying
		baroyxi stella	62	Satisfying
		blaxakhs manolhs	33	Satisfying
		chountasi ioanna	35	Satisfying
		dafnis ioannis	22	Satisfying
		dimakos georgios	44	Satisfying
		donchev ilko	95	Satisfying
		eleftheriadu marina	82	Satisfying
		eskioglou fatih	65	Satisfying
		eydaimvn anastasia	17	Satisfying
		farasopoulos panagiotis	71	Satisfying
		ganadakis nikos	10	Satisfying
		goro nikolaos	20	Satisfying
		haralambos constandinidis	62	Satisfying
		kallergis panagiotis	97	Satisfying
		kanata penny	90	Satisfying
		karamanos basileios	41	Satisfying
		karpouzos aggelos	42	Satisfying
		karras panagiotis - agis	40	Satisfying
		kassanos panagiotis	92	Satisfying
		katsada eygenia	63	Satisfying
		Kitagias	53	Satisfying
		kollias sarantis	61	Satisfying
		kontopidis giannis	71	Satisfying
		kostopoulos nikolaos	50	Satisfying
		koukourakis evaggelos	52	Satisfying
		kounadis panagiotis	60	Satisfying
		kourtesi anastasia	89	Satisfying
		kunturogiannis panagiotis	66	Satisfying
		mageiros leonardos	74	Satisfying
		marketakis mixahl	60	Satisfying
		maroulis georgios	61	Satisfying
		miridakis nikolaos	73	Satisfying

73 records returned

Εικόνα 54. Κατηγοριοποίηση με βάση το μέσο βαθμό

Courses - Activities		Results according to time			
General	Level	Type	Students subscribed to the lesson 176		
<ul style="list-style-type: none"> Root [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> [+] Εισαγωγικές Έννοιες [+] Εργαστηριακές Ασκήσεις [+] Εργασίες 			Active users 73 (41.4772727272727%)		
			Correctly Classified Instances	73	100 % out of 73 attempts
			Incorrectly Classified Instances	0	0 % out of 73 attempts
<p>Attempts with insufficient satisfactory grades (<100) are 0 out of 73 Attempts with sufficient satisfactory grades (100<=x<360) are 0 out of 73 Attempts with satisfying satisfactory grades (>=360) are 73 out of 73</p>					
=== Detailed Accuracy By Class ===					
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0	0	0	0	0	Inappropriate
0	0	0	0	0	Sufficient
1	0	1	1	1	Satisfying

Εικόνα 55. Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με βάση το βαθμό

4.2.14 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και τον αριθμό των προσπαθειών

Στην επιλογή αυτή (Classification by grades-attempts) η κατηγοριοποίηση συμβαίνει με τη συσχέτιση του βαθμού, που έχει πάρει ένα μαθητής δίνοντας ένα μάθημα μέσα από το lms, με τον αριθμό των προσπαθειών που έχει κάνει. Ο βαθμός της κάθε προσπάθεια προσμετράται χωριστά, γι'αυτό παρατηρούμε για μερικούς φοιτητές περισσότερες από μία εγγραφές στο αρχείο .arff.

Courses - Activities		Visit Classification according to time criteria						
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column.					
Root			Last Name	Visit Duration	Score	Number of Attempts	Time Classification	
2				4		92	9	Inappropriate
2				5		61	2	Inappropriate
2				9		10	15	Inappropriate
2				9		62	5	Inappropriate
2				10		18	15	Inappropriate
2				11		17	3	Inappropriate
2				11		31	12	Inappropriate
2				12		82	11	Inappropriate
2				16		56	14	Inappropriate
2				17		26	4	Inappropriate
2				17		80	13	Inappropriate
2				18		47	3	Inappropriate
2				19		92	8	Inappropriate
2				21		40	1	Inappropriate
2				22		21	4	Inappropriate
2				22		47	10	Inappropriate
2				22		57	7	Inappropriate
2				24		24	8	Inappropriate
2				26		45	5	Inappropriate
2				26		89	1	Inappropriate
2				34		13	1	Inappropriate
2				35		93	11	Inappropriate
2				37		9	9	Inappropriate
2				39		49	13	Inappropriate
2				40		57	12	Inappropriate
2				42		93	5	Inappropriate
2				49		45	7	Inappropriate
2				66		44	6	Inappropriate
2				68		36	2	Inappropriate
2				75		16	7	Inappropriate
2				76		6	3	Inappropriate
2				96		52	16	Inappropriate
2				102		80	16	Inappropriate
2				228		56	6	Inappropriate
2				245		83	18	Inappropriate
2				284		27	17	Inappropriate
2				287		75	6	Inappropriate
2				1,520		98	17	Inappropriate
2				1,982		87	2	Inappropriate
2				2,010		54	4	Inappropriate
2				2,091		66	14	Inappropriate

334 records returned

Εικόνα 56. Αρχείο με βάση το βαθμό και τον αριθμό προσπαθειών

Courses - Activities		Results according to time			
General	Level	Type			
Root			Students subscribed to the lesson 176		
Εισαγωγή στον Προγραμματισμό			Active users 73 (41.4772727272727%)		
Εισαγωγικές Έννοιες			Correctly Classified Instances	334	100 % out of 334 attempts
Εργαστηριακές Ασκήσεις			Incorrectly Classified Instances	0	0 % out of 334 attempts
Εργασίες					
			Attempts with inappropriate results (<100) are 334 out of 334		
			Attempts with sufficient results (100<=x<360) are 0 out of 334		
			Attempts with Satisfying results (>=360) are 0 out of 334		
			=== Detailed Accuracy By Class ===		
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
1	0	1	1	1	Inappropriate
0	0	0	0	0	Sufficient
0	0	0	0	0	Satisfying

Εικόνα 57. Αποτελέσματα του WEKA

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Αποτελέσματα

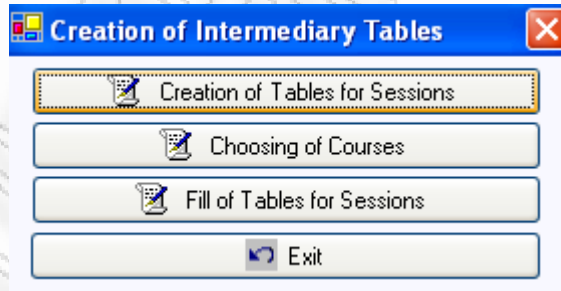
5.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει παρουσίαση του τρόπου χρήσης του LDAT Tool. Για την καλύτερη κατανόηση, έχει επιλεγεί ως σετ δεδομένων το μάθημα «Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρονικών Υπολογιστών», το οποίο περιέχει 3251 εγγραφές, για κινήσεις, που έχουν κάνει 66 μαθητές σε όλη τη διάρκεια και όλες τις δραστηριότητες του μαθήματος.

Θα παρουσιαστεί όλο το φάσμα των δυνατοτήτων του LDAT, από τα στατιστικά στοιχεία, μέχρι της εξαγωγή συμπερασμάτων μέσω της εξόρυξης γνώσης με τη βοήθεια των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης του WEKA.

5.2 Προετοιμασία Δεδομένων

Αρχικά, κάνουμε εισαγωγή του μαθήματος « Εισαγωγή στην Προγραμματισμό Υπολογιστών» μέσα στο LDAT.



Εικόνα 58. Διαγραφή προηγούμενων περιεχομένων

Configuring Database Parameters

Courses that will be analyzed by the application

Course Name	Position
<input type="checkbox"/> Vitamin D	#Cd
<input type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	#Cs
<input type="checkbox"/> Maria_Test	#DG
<input type="checkbox"/> Maria_Test	#DV
<input type="checkbox"/> Maria_Test	#DI
<input type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Η/Υ	#E3
<input type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Η/Υ	#Gf
<input type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Η/Υ	#JD
<input checked="" type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρονικών Υπολογιστών	#Lp
<input type="checkbox"/> Προγραμματισμός III	#ON
<input type="checkbox"/> Maria Μάθημα Τεστ 10	#RQ
<input type="checkbox"/> MSc_Maria_V1	#Rg
<input type="checkbox"/> Τεστ Η/Υ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ 2006	#S4

Time limit for filtering out pass through visits

A visit is considered Pass Through when its duration is less than seconds

Limits of duration zones for extracting visit distribution

Limit of zone 1	<input type="text" value="1"/>	Limit of zone 3	<input type="text" value="5"/>
Limit of zone 2	<input type="text" value="2"/>	Limit of zone 4	<input type="text" value="10"/>

Εικόνα 59. Επιλογή μαθήματος

Στη συνέχεια, δίνουμε χαρακτηρισμούς (annotations) σε όλους τους κόμβους του μαθήματος, ανάλογα με τον τύπο (type), το επίπεδο (level), το χρόνο (time), το βαθμό (grade), τον αριθμό των προσπαθειών (attempts). Στα τρία τελευταία κριτήρια, προτείνεται με κόκκινο χρώμα μια τιμή, η οποία προκύπτει από το μέσο όρο των τιμών των επισκέψεων των μαθητών. Επίσης, οι τρεις τελευταίες κατηγοριοποιήσεις χρησιμοποιούνται μόνο όταν την παράδοση ή την εργασία ακολουθεί κάποια επίλυση ή κάποια άσκηση. Αλλιώς δεν υπάρχει νόημα να γίνει κατηγοριοποίηση.

The screenshot shows a tree view of course content. The tree is rooted at 'Root' and contains several nodes. The selected node is 'Εργασία 4η' under the 'Εργασίες' category. The right panel, titled 'Tree Views', has three radio buttons: 'General', 'Level' (selected), and 'Type'. Below this, a text prompt asks to enter information about the selected node. The 'Level View' section has four radio buttons: 'Novice' (selected), 'Intermediate', 'Advanced', and 'No definition'. There is a checked checkbox for 'Propagate changes to children' and a 'Save Info' button.

Εικόνα 60. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό δυσκολίας

The screenshot shows the same tree view, but now categorized by type. The selected node is 'Επίλυση' under the 'Εργαστηριακές Ασκήσεις' category. The right panel, titled 'Tree Views', has three radio buttons: 'General', 'Level', and 'Type' (selected). Below this, a text prompt asks to enter information about the selected node. The 'Type View' section has five radio buttons: 'Introductory' (selected), 'Theory', 'Example', 'Exercise', and 'No definition'. There is a checked checkbox for 'Propagate changes to children' and a 'Save Info' button.

Εικόνα 61. Κατηγοριοποίηση με βάση το είδος του κάθε μαθήματος

The screenshot shows a tree view on the left with the following structure:

- Root
 - Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρονικών Υπολογιστ
 - Εισαγωγικές Έννοιες >> Theory
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις >> Example
 - Σκακιέρα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Το Παιχνίδι της Κρεμάλας >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Τράπουλα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Σύνδεση με Βάση Δεδομένων >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Εργασίες >> Exercise
 - Εργασία 1η >> Exercise
 - Εργασία 2η >> Exercise
 - Εργασία 3η >> Exercise
 - Εργασία 4η >> Exercise

The right pane contains the following elements:

- Tree Views:** Radio buttons for General, Level, Type, and Time (selected).
- Prompt:** Please enter the appropriate info about the selected node of the tree
- Time View (sec):**
 - Inappropriate: Average Time <<365.22
 - Sufficient: Average Time >=365.22
- Save Info:** A button at the bottom.

Εικόνα 62. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο, για τα τμήματα, που θεωρούνται exercise

The screenshot shows the same tree view as Figure 62, but with 'Επίλυση' selected under 'Το Παιχνίδι της Κρεμάλας'. The right pane shows the following changes:

- Tree Views:** Radio buttons for General, Level, Type, and Time (selected).
- Prompt:** Please enter the appropriate info about the selected node of the tree
- Time View (sec):**
 - Inappropriate: Average Time <<373.18
 - Sufficient: Average Time >=373.18
- Save Info:** A button at the bottom.

Εικόνα 63. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο, για τα τμήματα, που θεωρούνται exercise

Root

- Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρονικών Υπολογιστών >> Theory
 - Εισαγωγικές Έννοιες >> Theory
 - Εργασίες & Συστήματα >> Theory
 - Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής >> Theory
 - Υπολογιστικά Συστήματα >> Theory
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις >> Example
 - Σκακίερα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Το Παχνίδι της Κρεμάλας >> Example
 - Τράπουλα >> Example
 - Σύνδεση με Βάση Δεδομένων >> Example
 - Εργασίες >> Exercise
 - Εργασία 1η >> Exercise
 - Εργασία 2η >> Exercise
 - Εργασία 3η >> Exercise
 - Εργασία 4η >> Exercise

Tree Views

General Level Type Time **Grade**

Please enter the appropriate info about the selected node of the tree

Grade View

Inappropriate Average Grade <<52.13

Sufficient Average Grade >=52.13

Save Info

Εικόνα 64. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό, για τα τμήματα που θεωρούνται exercise

Root

- Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρονικών Υπολογιστών >> Theory
 - Εισαγωγικές Έννοιες >> Theory
 - Εργασίες & Συστήματα >> Theory
 - Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής >> Theory
 - Υπολογιστικά Συστήματα >> Theory
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις >> Example
 - Σκακίερα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Το Παχνίδι της Κρεμάλας >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Τράπουλα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Σύνδεση με Βάση Δεδομένων >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Εργασίες >> Exercise
 - Εργασία 1η >> Exercise
 - Εργασία 2η >> Exercise
 - Εργασία 3η >> Exercise
 - Εργασία 4η >> Exercise

Tree Views

General Level Type Time **Grade**

Please enter the appropriate info about the selected node of the tree

Grade View

Inappropriate Average Grade <<49.15

Sufficient Average Grade >=49.15

Save Info

Εικόνα 65. Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό, για τα τμήματα που θεωρούνται exercise

Root

- Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρονικών Υπολογιστών >> Theory
 - Εισαγωγικές Έννοιες >> Theory
 - Εργασίες & Συστήματα >> Theory
 - Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής >> Theory
 - Υπολογιστικά Συστήματα >> Theory
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις >> Example
 - Σκακίερα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Το Παχνίδι της Κρεμάλας >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Τράπουλα >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Σύνδεση με Βάση Δεδομένων >> Example
 - Περιγραφή >> Introductory
 - Θεωρητικές Γνώσεις >> Theory
 - Επίλυση >> Exercise
 - Εργασίες >> Exercise
 - Εργασία 1η >> Exercise
 - Εργασία 2η >> Exercise
 - Εργασία 3η >> Exercise
 - Εργασία 4η >> Exercise

Tree Views

General Level Type Time Grade **Attempts**

Please enter the appropriate info about the selected node of the tree

Attempts View

Inappropriate Average Attempts >>6.38

Sufficient Average Attempt >=6.38

Save Info

Εικόνα 66. Κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών, για τα τμήματα, που θεωρούνται *exercise*

The screenshot shows a web interface for categorizing exercises. On the left, a tree view displays a hierarchy of subjects and exercises. The right panel, titled 'Attempts View', is active and shows input fields for 'Inappropriate' (7) and 'Sufficient' (6) attempts, with corresponding average attempt values of >5.57. A 'Save Info' button is located at the bottom of the right panel.

Εικόνα 67. Κατηγοριοποίηση με βάση τον αριθμό των προσπαθειών, για τα τμήματα, που θεωρούνται *exercise*

5.3 Στατιστικά στοιχεία με βάση την επισκεψιμότητα (Traffic Statistics)

Αφού κάνουμε την κατηγοριοποίηση, είμαστε έτοιμοι πλέον να δούμε τα στατιστικά στοιχεία, που θέλουμε για τους μαθητές του μαθήματός μας. Αρχικά μπορούμε να δούμε τα στατιστικά στοιχεία με βάση την επισκεψιμότητα.

The screenshot shows a menu for traffic statistics. The menu items are 'Log Files', 'Traffic Statistics', 'Count of Visits and Average Visit Time', and 'Most Visited Activity'.

Εικόνα 68. Μενού για στοιχεία με βάση την επισκεψιμότητα

5.3.2 Αριθμός επισκέψεων και μέσος χρόνος διάρκειας επίσκεψης (Count of visits and average visits time)

The screenshot shows a web application interface with several sections:

- Traffic Criteria:** Includes fields for Student (set to 'All'), Visit Date (From: 26/3/2009, To: 26/3/2009), and Duration (From: seconds, To: seconds).
- Search Parameters:** Includes 'Visits Filtering' options: 'Filter out Pass-Through visits', 'Show only Pass-Through visits', and 'Show All'.
- Course Criteria:** Includes 'Annotations' with 'Level' (All levels) and 'Type' (All types).
- Courses - Activities:** A tree view on the left showing a hierarchy from 'Root' to 'Εισαγωγή στον Προγραμματισμό' and further sub-categories like 'Εισαγωγικές Έννοιες', 'Εργασίες & Συστήματα', 'Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής', and 'Υπολογιστικά Συστήματα'.
- Count of Visits and Average Visit Time:** A table with columns: LAST NAME, COUNT, and AVERAGE. It lists 17 students with their respective visit counts and average times. The row for Karamanos Basileios is highlighted.
- Summary:** A section below the table stating '73 records returned' and a sub-table with columns: COURSE, PARENT TITLE, ACTIVITY NAME, COUNT, and AVERAGE.

LAST NAME	COUNT	AVERAGE
2	42	286.71
kounadis panagiotis	22	304.82
maroulis georgios	17	423.24
blasilehs manolis	12	193.67
karamanos basileios	11	234.45
tsanis alphanastios	11	45.82
haralambos constandnidis	10	858.90
kostopoulos nikolaos	10	488.10
Kltagias	9	537.56
tsiaras apostolos	9	56.67
kollias sarantis	8	333.13
Admin	6	636.83
paradimas stilian	6	482.83
Pasomilgkios	6	72.17

COURSE	PARENT TITLE	ACTIVITY NAME	COUNT	AVERAGE
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εισαγωγικές Έννοιες	Εργασίες & Συστήματα	2	17.00
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εισαγωγικές Έννοιες	Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής	5	489.60
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εισαγωγικές Έννοιες	Υπολογιστικά Συστήματα	4	24.25

Εικόνα 69. Αριθμός επισκέψεων και μέσος χρόνος ανα μαθητή

Σε αυτή την οθόνη το σύστημα μας φέρνει στατιστικά, που έχουν να κάνουν με το πόσες φορές έχει επισκεφθεί κάποιος μαθητής την επιλεγμένη ενότητα, από το δέντρο, που βρίσκεται στην αριστερή πλευρά της οθόνης, καθώς και το μέσο χρόνο σε δευτερόλεπτα, που κάποιος έχει καθήσει στη σελίδα. Αν επιθυμούμε περισσότερη ανάλυση στα δεδομένα, απλά κάνουμε κλικ σε κάποια από της γραμμές με τα ονόματα και στο δεύτερο μισό του πίνακα εμφανίζεται, ποιες σελίδες του μαθήματος επισκέφθηκε ο μαθητής, που επιλέξαμε, σε ποιο μαθημα, σε ποια κατηγορία ανήκει η σελίδα, πόσε φορές επισκέφθηκε τις διαφορετικές σελίδες και πόσος είναι ο μέσος χρόνος του σε αυτές.

Παρατηρούμε λοιπόν, ότι τη σελίδα «Εισαγωγικές Έννοιες» την έχουν επισκεφθεί 73 χρήστες. Ο χρήστης με τις περισσότερες επισκέψεις είναι ο 2 και εκείνος με τις λιγότερες είναι ο Papadopoulos Dimosthenis. Πιο συγκεκριμένα κάνοντας κλικ πάνω στο χρήστη Karamanos Basileios, παρατηρούμε πως έχει επισκεφθεί τις «Εισαγωγικές Έννοιες» 11 φορές με μέσο χρόνο ανά επίσκεψη 234,45 δευτερολεπτα. Από αυτές έχει επισκεφθεί το «Εργασίες & Συστήματα» 2 φορές με μέσο χρόνο 17 δευτερόλεπτα, το «Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής» 5

φορές με μέσο χρόνο 489,60 δευτερόλεπτα και το «Υπολογιστικά Συστήματα» 4 φορές με μέσο χρόνο 24,25 δευτερόλεπτα.

Μπορούμε να κάνουμε πιο εξειδικευμένη αναζήτηση, επιλέγοντας εξ'αρχής ένα συγκεκριμένο μαθητή για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, με συγκεκριμένο χρόνο παραμονής στη σελίδα, με φιλτράρισμα των επισκέψεων, περιορισμό στους συνδυασμούς κριτηρίων, και να μελετήσουμε τα στατιστικά του με βάση το είδος, που έχει χαρακτηριστεί ένα τμήμα του μαθήματος ή το βαθμό δυσκολίας όπως ακόλουθα:

The screenshot shows a web analytics interface with the following sections:

- Traffic Criteria:** Student: Admin; Visit Date: From 17/2/2006 To 17/2/2007; Duration: From 0 seconds To 500 seconds.
- Course Criteria:** Annotations: Level: Novice, Type: Theory.
- Search Parameters:** Visits Filtering: Filter out Pass-Through visits, Show only Pass-Through visits, Show All.
- Courses - Activities:** A tree view showing a hierarchy of activities under 'Root', including 'Εισαγωγή στον Προγραμματισμό', 'Εισαγωγικές Έννοιες', 'Εργασίες & Συστήματα', 'Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής', 'Υπολογιστικά Συστήματα', 'Εργαστηριακές Ασκήσεις', and 'Εργασίες'.
- Count of Visits and Average Visit Time:** A table with columns LAST NAME, COUNT, and AVERAGE. The row for 'Admin' shows a count of 3 and an average of 28.67.
- 1 records returned:** A table with columns COURSE, PARENT TITLE, ACTIVITY NAME, COUNT, and AVERAGE. The row shows 'Εισαγωγή στον Προγραμ...' for the course, 'Εισαγωγικές Έννοιες' for the parent title, and 'Εργασίες & Συστήματα' for the activity name, with a count of 3 and an average of 28.67.

Εικόνα 70. Αποτελέσματα με περιορισμούς στα κριτήρια αναζήτησης

Παρατηρούμε, πως ο χρήστης Admin, για το χρονικό διάστημα από 17/2/2006-17/2/2007, είχε 3 επισκέψεις, των οποίων ο χρόνος ήταν μεταξύ 0-500 δευτερολέπτων, σε σελίδες του μαθήματος που ήταν εύκολες και παράλληλα θεωρητικές. Επίσης ο μέσος χρόνος, που πέρασε στις σελίδες είναι 28,67 δευτερόλεπτα και μετρήσαμε μόνο τις επισκέψεις εκείνες, για τις οποίες δεν έκατσε στη σελίδα, απλά μπήκε και έφυγε.

5.3.3 Δραστηριότητα με τις περισσότερες επισκέψεις (Most Visited Activity)

Σε αυτή την επιλογή, το σύστημα μας δίνει στατιστικά για το ποιά σελίδα του μαθήματος έχει τις περισσότερες επισκέψεις με βάση τη διάρκεια. Παρατηρούμε λοιπόν:

Courses - Activities		Most Visited Activity				
General	Level	Type	COURSE	PARENT TITLE	ACTIVITY NAME	COUNT
[-] Root			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Σκακίερα	Περιγραφή	182
[-] Εισαγωγικές Έννοιες			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Σκακίερα	Επίλυση	151
[-] Εργαστηριακές Ασκήσεις			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Το Παχνίδι της Κρεμάλας	Επίλυση	146
[-] Εργασίες			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Σκακίερα	Θεωρητικές Γνώσεις	133
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Το Παχνίδι της Κρεμάλας	Περιγραφή	127
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Το Παχνίδι της Κρεμάλας	Θεωρητικές Γνώσεις	123
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Σύνδεση με Βάση Δεδομένων	Περιγραφή	96
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Τράπουλα	Επίλυση	95
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Τράπουλα	Περιγραφή	91
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Σύνδεση με Βάση Δεδομένων	Επίλυση	86
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Τράπουλα	Θεωρητικές Γνώσεις	73
			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Σύνδεση με Βάση Δεδομένων	Θεωρητικές Γνώσεις	67

Εικόνα 71. Επισκέψεις στις εργαστηριακές ασκήσεις

Στις εργαστηριακές ασκήσεις, η πιο «δημοφιλής» σελίδα ήταν η περιγραφή της άσκησης της σκακίερας, με 182 επισκέψεις.

Courses - Activities		Most Visited Activity				
General	Level	Type	COURSE	PARENT TITLE	ACTIVITY NAME	COUNT
[-] Root			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Εργασίες	Εργασία 1η	603
[-] Εισαγωγικές Έννοιες			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Εργασίες	Εργασία 2η	380
[-] Εργαστηριακές Ασκήσεις			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Εργασίες	Εργασία 4η	292
[-] Εργασίες			Εισαγωγή στον Προγραμματισμ...	Εργασίες	Εργασία 3η	272

Εικόνα 72. Επισκέψεις στις εργασίες

Στην κατηγορία των εργασιών η πιο «δημοφιλής» σελίδα ήταν η Εργασία 1, με 603 επισκέψεις.

5.4 Στατιστικά με βάση το χρόνο (Time Statistics)

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται τα στατιστικά της επισκεψιμότητας των ιστοσελίδων με βάση τη χρονική διάρκεια, που έκατσαν οι μαθητές.



Εικόνα 73. Μενού για στοιχεία με βάση το χρόνο

5.4.1 Στατιστικά με βάση τη μέρα (Visits per time scope)

Τα στατιστικά με βάση τη μέρα, δείχνουν, στον επιλεγμένο εκάστοτε τομέα του μαθήματος, και με βάση τις μέρες της εβδομάδας, ποιο ποσοστό των μαθητών τις επισκέφθηκαν. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται και σε διάγραμμα.

Courses - Activities		Visits per Day of Week		
General Level Type Root - Εισαγωγή στον Προγραμματισμό + Εισαγωγικές Έννοιες + Εργαστηριακές Ασκήσεις + Εργασίες		WEEK DAY	COUNT	PERCENTAGE
		Monday	34	10.18%
		Tuesday	45	13.47%
		Wednesday	86	25.75%
		Thursday	58	17.37%
		Friday	71	21.26%
		Saturday	19	5.69%
		Sunday	21	6.29%

Εικόνα 74. Εισαγωγικές Έννοιες-Στατιστικά ανά μέρα

Courses - Activities		Visits per Day of Week		
General Level Type Root - Εισαγωγή στον Προγραμματισμό + Εισαγωγικές Έννοιες + Εργαστηριακές Ασκήσεις + Εργασίες		WEEK DAY	COUNT	PERCENTAGE
		Monday	247	18.03%
		Tuesday	129	9.42%
		Wednesday	215	15.69%
		Thursday	197	14.38%
		Friday	368	26.86%
		Saturday	104	7.59%
		Sunday	110	8.03%

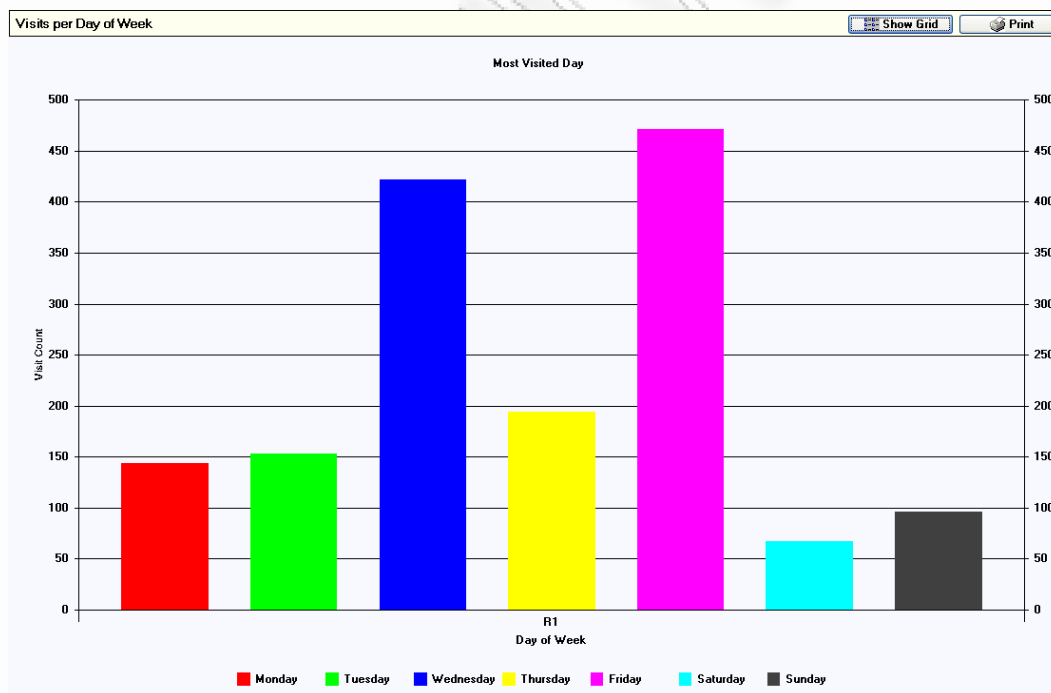
Εικόνα 75. Εργαστηριακές Ασκήσεις-Στατιστικά ανά μέρα

Courses - Activities			Visits per Day of Week		
General	Level	Type	WEEK DAY	COUNT	PERCENTAGE
<ul style="list-style-type: none"> [-] Root <ul style="list-style-type: none"> [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> [+] Εισαγωγικές Έννοιες [+] Εργαστηριακές Ασκήσεις [+] Εργασίες 			Monday	144	9.31%
			Tuesday	153	9.89%
			Wednesday	422	27.28%
			Thursday	194	12.54%
			Friday	471	30.45%
			Saturday	67	4.33%
			Sunday	96	6.21%

Εικόνα 76. Εργασίες-Στατιστικά ανά μέρα

Παρατηρούμε πως οι «Εισαγωγικές Έννοιες» έχουν μεγαλύτερη επισκεψιμότητα την Τετάρτη με ποσοστό 25,75%, οι «Εργαστηριακές Ασκήσεις» την Παρασκευή με 26,86% και οι «Εργασίες» την Παρασκευή με 30,45%.

Το διάγραμμα επισκεψιμότητας των εργασιών τις μέρες της βδομάδας είναι το ακόλουθο:



Πίνακας 6. Γραφική αναπαράσταση ημερών-αριθμού επισκέψεων

Παρατηρούμε πως η πιο δημοφιλής μέρα είναι η Παρασκευή με πάνω από 450 επισκέψεις.

5.4.2 Αναπαράσταση επισκέψεων με βάση τη διάρκεια (Visits Distribution According to Duration)

Σε αυτή την επιλογή χωρίζεται ο χρόνος σε διαστήματα και παρουσιάζονται ο συνολικός αριθμός επισκέψεων σε κάθε ενότητα, ο αριθμός των επισκέψεων ανά χρονικό διάστημα, τα ποσοστά των επισκέψεων των μαθητών ανά χρονικό διάστημα. Τα χρονικά διαστήματα χωρίζονται σε: 0-1 λεπτά, 1-2 λεπτά, 2-5 λεπτά, 5-10 λεπτά, περισσότερο από 10 λεπτά.

Visit Distribution According to Duration Zones											
Drag a column header here to group by that column.											
GROUP	ACTIVITY NAM...	TOTAL VI...	0 - 1 min	0 - 1 min %	1 - 2 min	1 - 2 min %	2 - 5 min	2 - 5 min %	5 - 10 min	5 - 10 min %	> 10 min
Γ	Επίλυση	95	40	42	17	17	8	8	8	8	22
Λ	Εισαγω... Ο Ηλεκτρονικός...	93	70	75	9	9	7	7	1	1	6
Λ	Το Παικ... Θεωρητικές Γνώ...	123	58	47	29	23	22	17	4	3	10
Λ	Σύνθεσ... Περιγραφή	96	48	50	16	16	14	14	7	7	11
Λ	Τρόπου... Περιγραφή	91	47	51	20	21	15	16	0	0	9
Λ	Τρόπου... Θεωρητικές Γνώ...	73	47	64	14	19	8	10	1	1	3
Λ	Σύνθεσ... Θεωρητικές Γνώ...	67	27	40	14	20	9	13	3	4	14
Λ	Σύνθεσ... Επίλυση	86	28	32	16	18	12	13	3	3	27
Λ	Εισαγω... Υπολογιστικά Σ...	78	49	62	6	7	7	8	1	1	15
Λ	Το Παικ... Περιγραφή	127	70	55	31	24	16	12	3	2	7
Λ	Εργαστ... Εργασία 4η	292	144	49	43	14	30	10	15	5	60
Λ	Εργαστ... Εργασία 3η	272	194	71	40	14	14	5	1	0	23
Λ	Εργαστ... Εργασία 1η	632	331	52	124	11	33	3	15	4	111
Λ	Εργαστ... Εργασία 2η	380	218	57	67	17	32	8	12	3	51
Λ	Στακέρ... Περιγραφή	182	121	66	26	14	15	8	4	2	16
Λ	Το Παικ... Επίλυση	146	53	36	19	13	16	10	10	6	48
Λ	Στακέρ... Θεωρητικές Γνώ...	133	79	59	31	23	12	9	2	1	9
Λ	Εισαγω... Εργασίες & Συσ...	163	109	66	15	9	12	7	4	2	23
Λ	Στακέρ... Επίλυση	151	75	49	22	14	18	11	5	3	31

Εικόνα 77. Κατάταξη επισκέψεων με βάση χρονικά διαστήματα

Βλέπουμε, ότι οι επισκέψεις με τη μεγαλύτερη διάρκεια, έχουν γίνει στην επίλυση του προβλήματος της εργαστηριακής άσκησης της Κρεμάλας, όπου έχουμε 48 επισκέψεις, με πάνω από 10 λεπτά παραμονής στη σελίδα, 10 επισκέψεις μεταξύ 5-10 λεπτών, 16 επισκέψεις 2-5 λεπτών, 19 επισκέψεις 1-2 λεπτών και 53 επισκέψεις 0-1 λεπτών.

5.5 Ανάλυση Προτύπων Πλοήγησης (Path Analysis)

Σε αυτή την ενότητα, παρουσιάζονται στατιστικά στοιχεία, με βάση τις σελίδες στις οποίες έχει πλοηγηθεί ο χρήστης. Το πρότυπο πλοήγησης καθορίζεται κάθε φορά από το διδάσκοντα, και μπορεί να αλλάξει ανάλογα με αυτά που θέλει να μελετήσει. Το μόνο, που έχει να κάνει ο διδάσκων είναι να κάνει κλικ πάνω στην οθόνη το τμήμα του μαθήματος, που επιθυμεί και θα εμφανιστούν οι μαθητές, που έχουν ακολουθήσει αυτό το πρότυπο.



Εικόνα 78. Μενού για ανάλυση με βάση τα πρότυπα πλοήγησης

5.5.1 Πρώτη και τελευταία ενότητα πλοήγησης (First and Last Activities of Navigation Path)

Με την επιλογή αυτή ο διδάσκοντας, μπορεί να ελέγξει ποιά ήταν η πρώτη και ποιά η τελευταία ενότητα την οποία επισκέφθηκαν οι μαθητές. Στο παράδειγμά μας, θα επιλέξουμε να μελετήσουμε τη Σκακιέρα, από τις *Εργαστηριακές Ασκήσεις*.

First Activities in Session					Print
COURSE	PARENT TITLE	TITLE	TIMES	PERC	
▶ Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σκακιέρα	Περιγραφή	34	6.60%	
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σκακιέρα	Θεωρητικές Γνώσεις	3	0.58%	
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σκακιέρα	Επίλυση	13	2.52%	

Εικόνα 79. Πρώτη ενότητα πλοήγησης για τη Σκακιέρα

Παρατηρούμε πως ως πρώτη ενότητα μελέτης 34 φορές ήταν η περιγραφή, 3 φορές ήταν οι θεωρητικές γνώσεις και 13 φορές η επίλυση. Αν κάνουμε κλικ σε κάποια απο τις 3, μπορούμε να δούμε, ποιόι μαθητές ακολούθησαν αυτό το πρότυπο, πόσες φορές και σε ποίο ποσοστό επί του συνόλου αντιστοιχούν. Αυτόματα, εμφανίζεται και η τελευταία ενότητα, που έχουν επισκεφθεί οι μαθητές.

First Activities in Session				Students for First Activities		
COURS...	PARENT...	TITLE	TIMES	LAST NAME	TIMES	PERC
Εισαγωγ...	Σκακίερα	Περιγραφή	34	2	3	8.82%
Εισαγωγ...	Σκακίερα	θεωρητικές Γνώσεις	3	antiopoulos evaggelos	1	2.94%
Εισαγωγ...	Σκακίερα	Επίλυση	13	arvaniti ioanna	1	2.94%
				baroyxi stella	1	2.94%
				dafnis ioannis	1	2.94%
				dalakiari vasiliki	1	2.94%
				dimakos georgios	1	2.94%
				grobos ilias	1	2.94%
				haralambos constantinidis	1	2.94%
				kallenis nananitis	1	2.94%

3 records returned

Second Activities in Session			Students for Second Activities		
COURSE	PARENT TITLE	TITLE			
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σκακίερα	Περιγ			
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σκακίερα	θεωρ			
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Σκακίερα	Επίλυ			
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Εργα			
Εισαγωγή στον Προγραμ...	Εργασίες	Εργα			

30 records returned

Εικόνα 80. Ποιοι είχαν την περιγραφή πρώτη επιλογή και ποιες είναι οι τελευταίες επιλογές (χρονικά)

Έχουμε, λοιπόν, 30 μαθητές να έχουν επιλέξει τη σκακίερα ως πρώτη επιλογή, με το μαθητή 2 να την έχει επισκεφθεί 3 φορές και αντιστοιχεί σε 8,82% επί του συνόλου. Επίσης, έχουν εμφανιστεί οι τελευταίες ενότητες, που επισκέφθηκαν οι μαθητές στη συγκεκριμένη σύνοδο. Η ολοκληρωμένη εικόνα του συστήματος, αφού κάνουμε κλικ πάνω σε μία τελική ενότητα, ώστε να εμφανιστούν ποιοί από τους μαθητές είχαν ως πρώτη ενότητα την περιγραφή του προβλήματος της σκακίερας και ως τελική ενότητα τις θεωρητικές γνώσεις είναι:

Courses - Activities			First Activities in Session				Students for First Activities		
General	Level	Type	COURS...	PARENT...	TITLE	TIMES	LAST NAME	TIMES	PERC
<ul style="list-style-type: none"> Root <ul style="list-style-type: none"> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> Εισαγωγικές Έννοιες Εργαστηριακές Ασκήσεις <ul style="list-style-type: none"> Σκακιέρα <ul style="list-style-type: none"> Περιγραφή Θεωρητικές Γνώσεις Επίλυση Το Παιχνίδι της Κρεμάλης Τράπουλα Σύνδεση με Βάση Δεδομένων Εργασίες 			Εισαγωγ...	Σκακιέρα	Περιγραφή	34	2	3	8.82%
			Εισαγωγ...	Σκακιέρα	Θεωρητικές Γνώσεις	3	antiopoulos evaggelos	1	2.94%
			Εισαγωγ...	Σκακιέρα	Επίλυση	13	arvaniti ioanna	1	2.94%
			3 records returned				30 records returned		
			Second Activities in Session				Students for Second Activities		
			COURSE	PARENT TIT...	TITLE	TIMES	LAST NAME	TIMES	PERC
			Εισαγωγή στον Προ...	Σκακιέρα	Περιγραφή	2	antiopoulos evaggelos	3	14.29%
			Εισαγωγή στον Προ...	Σκακιέρα	Θεωρητικές Γνώσεις	1	dalakiani vasiliki	1	4.76%
			Εισαγωγή στον Προ...	Σκακιέρα	Επίλυση	1	grobos ilias	1	4.76%
			Εισαγωγή στον Προ...	Εργασίες	Εργασία 1η	1	haralambos constandinidis	1	4.76%
			Εισαγωγή στον Προ...	Εργασίες	Εργασία 4η	1	kallergis panagiotis	1	4.76%
						1	karagiannopoulos giorgos	1	4.76%
						1	katsaros xrhstos	1	4.76%
						1	kokkinakis giorgos	1	4.76%
						1	kollias sarantis	1	4.76%
						1	koniotis socratis	1	4.76%
						1	kostopoulos nikolaos	1	4.76%
						1	mageiros leonardos	1	4.76%
						1	naoym mixahl	1	4.76%
						1	perissis costas	1	4.76%
						1	petrou petros	1	4.76%
						1	siammas alexis	1	4.76%
						1	tsatoba eleni	1	4.76%
						1	tsolakidou anastasia	1	4.76%

Εικόνα 81. Αρχική και τελική ενότητα επισκέψεων για τη Σκακιέρα

5.5.2 Επαναλαμβανόμενες δραστηριότητες στο μονοπάτι πλοήγησης (Recurring Activities in Navigation Path)

Σε αυτή την επιλογή, ο διδάσκων μπορεί να δει, για κάποια επιλεγμένη ενότητα του μαθήματος, τις περισσότερες από μία επισκέψεις των μαθητών, κατά τη διάρκεια μιας ή περισσότερων συνόδων. Για παράδειγμα αν επιλεγεί από τις «Εισαγωγικές Έννοιες» να μελετηθεί το «Εργασίες & Συστήματα», θα παρατηρήσουμε πως, υπάρχουν 38 μαθητές, που πραγματοποίησαν επαναλαμβανόμενες επισκέψεις, μπορούμε να παρατηρήσουμε πως κάποιοι επισκέφθηκαν την ενότητα του μαθήματος, τερμάτισαν τη σύνοδο και επανήλθαν με άλλο κωδικό συνόδου (SESSIONID). Βλέπουμε λοιπόν, πως ο μαθητής με τις περισσότερες επισκέψεις είναι ο *Kounadis Panagiotis*, όπου με *SESSIONID 70* έχει κάνει 6 επισκέψεις, με *SESSIONID 71* 4 και με *SESSIONID 74* 2 επισκέψεις.

Courses - Activities			Recurring Activities and Sessions they Occur				
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column:				
SESSIONID	LAST NAME	COURSE	PARENT TITLE	TITLE	TIMES		
15	2	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
28	2	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
38	2	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
48	2	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	4		
49	2	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
50	2	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
465	Admin	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
466	Admin	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
350	anastasakos panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
446	antipoulou evaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
333	barogi stela	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
177	blaskakis manolis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
181	blaskakis manolis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
289	dimalios georgios	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
123	haralambos constandrinidis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	3		
124	haralambos constandrinidis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
215	karananos basilios	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
7	Kikajias	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	3		
221	kallias saaritis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
107	kostopoulos nikolaos	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
415	kostopoulos nikolaos	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
379	koukourakis evaggelos	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
70	kounadis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	6		
71	kounadis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	4		
74	kounadis panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
359	magiros leonidas	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
145	maroulis georgios	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	5		
306	prizoglou panagiotis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
166	mylonas eleytherios	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
480	paradimas stilian	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	3		
418	paradimitrou apostolis	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	4		
407	paradopoulos alexandros	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
377	Paravasileiou Vlasios	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	3		
169	pararasas arpidon	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
275	itzalos aggelos	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
242	thanos loukas	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
206	tsanis athenasios	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		
386	vakeris dimitris	Εισαγωγή στον Προγραμματισμό	Εισαγωγικές Ενότητες	Εργασίες & Συστήματα	2		

Εικόνα 82. Επαναλάμβανόμενες δραστηριότητες για το «Εργασίες και Συστήματα»

5.5.3 Πρότυπα Πλοήγησης (Navigation Patterns)

Με τη συγκεκριμένη επιλογή, αφού διαλέξει ο καθηγητής μια δραστηριότητα, μπορεί να δει, στο πρώτο πλαίσιο, τον αριθμό των μαθητών και το ποσοστό επί του συνόλου, που έχουν ως πρώτες δραστηριότητες των συνόδων που ανοίγουν την επιλεγμένη δραστηριότητα. Στη συνέχεια αφού επιλεγεί μια πρώτη δραστηριότητα από το πλαίσιο, στο δεύτερο πλαίσιο, εμφανίζονται αναλυτικά οι σύνοδοι, που έχουν τη συγκεκριμένη δραστηριότητα ως πρώτη ή την περιέχουν.

Παρατηρούμε, λοιπόν πως οι σύνοδοι, που έχουν ως πρώτη δραστηριότητα τα «Υπολογιστικά Συστήματα» είναι 60. Αν από το πλαίσιο επιλεγούν και πάλι τα «Υπολογιστικά Συστήματα» θα δούμε αναλυτικά 53 επισκέψεις, που την είχαν ως αρχική.

Courses - Activities

General Level Type

- Root
 - Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτρ...
 - Εισαγωγικές Έννοιες
 - Εργασίες & Συστήματα
 - Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής
 - Υπολογιστικά Συστήματα
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις
 - Εργασίες

First Activity of Sessions Containing Activity Selected in Tree

TITLE	NUMBER	% ACT.
Εργασίες & Συστήματα	27	45.00%
Εργασία 1η	15	25.00%
Υπολογιστικά Συστήματα	10	16.67%
Περιγραφή	2	3.33%
Ο Ηλεκτρονικός Υπολογισ...	2	3.33%
Εργασία 4η	2	3.33%
Εργασία 2η	1	1.67%
Επίλυση	1	1.67%

8 records returned

Sessions Containing Activity Selected in Grid as First

Drag a column header here to group by that column.

LAST NAME	SESSION...	TITLE	ORDER	START TIME
karouzos aggelos	64	Υπολογιστικά Συστήματα	1	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Εργασία 1η	2	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Εργασία 1η	3	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Εργασία 2η	4	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Περιγραφή	5	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Θεωρητικές Γνώσεις	6	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Περιγραφή	7	30/11/2005 14:36:10
karouzos aggelos	64	Επίλυση	8	30/11/2005 14:36:10
andriopoulos panagiotis	90	Υπολογιστικά Συστήματα	1	07/01/2006 19:26:33
andriopoulos panagiotis	90	Υπολογιστικά Συστήματα	2	07/01/2006 19:26:33
andriopoulos panagiotis	90	Εργασίες & Συστήματα	3	07/01/2006 19:26:33
kallergis panagiotis	129	Υπολογιστικά Συστήματα	1	04/01/2006 00:03:26
kallergis panagiotis	129	Περιγραφή	2	04/01/2006 00:03:26
kallergis panagiotis	129	Θεωρητικές Γνώσεις	3	04/01/2006 00:03:26
kallergis panagiotis	129	Επίλυση	4	04/01/2006 00:03:26
kallergis panagiotis	129	Εργασία 1η	5	04/01/2006 00:03:26
kallergis panagiotis	129	Εργασία 1η	6	04/01/2006 00:03:26

Εικόνα 83. Προτυπο Πλοήγησης για την ενότητα «Υπολογιστικά Συστήματα»

5.6 Κανόνες Συσχετισης (Association Rules)

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται στατιστικά στοιχεία, που έχουν να κάνουν με κανόνες συσχέτισης και ακολουθιακά πρότυπα.

Log Files

Traffic Statistics

Time Statistics

Path Analysis

Association Rules etc



Association Rules



Top Association Rules



Sequential Patterns

Εικόνα 84. Μενού για ανάλυση με βάση κανόνες συσχέτισης και ακολουθιακά πρότυπα

5.6.1 Κανόνες Συσχέτισης

Στη συγκεκριμένη επιλογή, εμφανίζονται ο βαθμός κάλυψης και ο βαθμός εμπιστοσύνης μίας ή περισσότερων δραστηριοτήτων (activities X) με μία άλλη ή περισσότερες δραστηριότητες (activities Y). Για να μπορέσουμε να δούμε τα στατιστικά, σύρουμε στην περιοχή «Selected Activities X» ένα ή περισσότερα μαθήματα και αντίστοιχα όποια άλλα μαθήματα θέλουμε να συσχετίσουμε στην περιοχή «Selected Activities Y», αφού πατήσουμε το κουμπί «Show Results» θα παρατηρήσουμε πως στο κάτω αριστερά πλέγμα, εμφανίζονται ποσοστά % της κάλυψης και της εμπιστοσύνης. Κάνοντας κλικ στη γραμμή αυτή, στο κάτω δεξιά πλέγμα, θα δούμε τους βαθμούς κάλυψης και εμπιστοσύνης σε κάθε μαθητή που έχει επισκεφθεί τις συγκεκριμένες ενότητες ξεχωριστά.

Courses - Activities		Selected Activities X		Selected Activities Y																																																																																																																
General	Level	ITEM_TITLE	POSITION	ITEM_TITLE	POSITION																																																																																																															
		Εργασίες & Συστ...	#Lp!!!!	Υπολογιστικά Συσ...	#Lp!!!!\$																																																																																																															
<ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Root <input type="checkbox"/> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Η/κ <input type="checkbox"/> Εισαγωγικές Έννοιες <ul style="list-style-type: none"> <input checked="" type="checkbox"/> Εργασίες & Συστήματα <input type="checkbox"/> Ηλεκτρονικά Υπολογιστές <input checked="" type="checkbox"/> Υπολογιστικά Συστήματα <input type="checkbox"/> Εργαστηριακές Ασκήσεις <ul style="list-style-type: none"> <input type="checkbox"/> Σκακιέρα <input type="checkbox"/> Το Παιχνίδι της Κρεμάλας <input type="checkbox"/> Τράπουλα <input type="checkbox"/> Σύνδεση με Βάση Δεδομένων <input type="checkbox"/> Εργασίες 		<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Association Rules</th> </tr> <tr> <th>SUPPORT</th> <th>CONFIDENCE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>14.90%</td> <td>60.42%</td> </tr> </tbody> </table>		Association Rules		SUPPORT	CONFIDENCE	14.90%	60.42%	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="3">Association Rules per Student</th> </tr> <tr> <th>LAST NAME</th> <th>SUPPORT</th> <th>CONFIDENCE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>2</td><td>1.31%</td><td>5.30%</td></tr> <tr><td>Kitagias</td><td>0.20%</td><td>0.82%</td></tr> <tr><td>karas panagiotis - agis</td><td>0.32%</td><td>1.28%</td></tr> <tr><td>kounadis panagiotis</td><td>0.90%</td><td>3.66%</td></tr> <tr><td>papadopoulos christos</td><td>0.20%</td><td>0.82%</td></tr> <tr><td>vagenas costas</td><td>0.77%</td><td>3.11%</td></tr> <tr><td>andriopoulos panagiotis</td><td>0.38%</td><td>1.55%</td></tr> <tr><td>kassanos panagiotis</td><td>0.59%</td><td>2.38%</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>0.38%</td><td>1.55%</td></tr> <tr><td>mpoulinou kinakoula</td><td>0.20%</td><td>0.82%</td></tr> <tr><td>haralambos constandinidis</td><td>0.14%</td><td>0.55%</td></tr> <tr><td>maroulis georgios</td><td>0.61%</td><td>2.47%</td></tr> <tr><td>stasinopoulos nick</td><td>0.05%</td><td>0.18%</td></tr> <tr><td>mylonas eleytherios</td><td>0.20%</td><td>0.82%</td></tr> <tr><td>protopapas spyridon</td><td>0.45%</td><td>1.83%</td></tr> <tr><td>blavakhs manolis</td><td>0.68%</td><td>2.74%</td></tr> <tr><td>tsamis althanasios</td><td>0.70%</td><td>2.83%</td></tr> <tr><td>kollas sarantis</td><td>0.23%</td><td>0.91%</td></tr> <tr><td>thanos loukas</td><td>0.65%</td><td>2.65%</td></tr> <tr><td>ritsatos aggelos</td><td>1.17%</td><td>4.75%</td></tr> <tr><td>kontopidis giannis</td><td>0.11%</td><td>0.46%</td></tr> <tr><td>mpizoglou panagiwta</td><td>0.09%</td><td>0.37%</td></tr> <tr><td>baroyki stella</td><td>0.50%</td><td>2.01%</td></tr> <tr><td>tsiaras apostolos</td><td>0.50%</td><td>2.01%</td></tr> <tr><td>Papageorgiou</td><td>0.70%</td><td>2.83%</td></tr> <tr><td>koukourakis evaggelos</td><td>0.14%</td><td>0.55%</td></tr> <tr><td>vakeritis dimitris</td><td>0.79%</td><td>3.20%</td></tr> <tr><td>katsada eygenia</td><td>0.20%</td><td>0.82%</td></tr> <tr><td>naoym mixahil</td><td>0.25%</td><td>1.01%</td></tr> <tr><td>papadopoulos alexandros</td><td>0.54%</td><td>2.19%</td></tr> <tr><td>miridakis nikolaos</td><td>0.61%</td><td>2.47%</td></tr> <tr><td>antiopoulos evaggelos</td><td>0.29%</td><td>1.19%</td></tr> <tr><td>Admin</td><td>0.07%</td><td>0.27%</td></tr> </tbody> </table>		Association Rules per Student			LAST NAME	SUPPORT	CONFIDENCE	2	1.31%	5.30%	Kitagias	0.20%	0.82%	karas panagiotis - agis	0.32%	1.28%	kounadis panagiotis	0.90%	3.66%	papadopoulos christos	0.20%	0.82%	vagenas costas	0.77%	3.11%	andriopoulos panagiotis	0.38%	1.55%	kassanos panagiotis	0.59%	2.38%	kostopoulos nikolaos	0.38%	1.55%	mpoulinou kinakoula	0.20%	0.82%	haralambos constandinidis	0.14%	0.55%	maroulis georgios	0.61%	2.47%	stasinopoulos nick	0.05%	0.18%	mylonas eleytherios	0.20%	0.82%	protopapas spyridon	0.45%	1.83%	blavakhs manolis	0.68%	2.74%	tsamis althanasios	0.70%	2.83%	kollas sarantis	0.23%	0.91%	thanos loukas	0.65%	2.65%	ritsatos aggelos	1.17%	4.75%	kontopidis giannis	0.11%	0.46%	mpizoglou panagiwta	0.09%	0.37%	baroyki stella	0.50%	2.01%	tsiaras apostolos	0.50%	2.01%	Papageorgiou	0.70%	2.83%	koukourakis evaggelos	0.14%	0.55%	vakeritis dimitris	0.79%	3.20%	katsada eygenia	0.20%	0.82%	naoym mixahil	0.25%	1.01%	papadopoulos alexandros	0.54%	2.19%	miridakis nikolaos	0.61%	2.47%	antiopoulos evaggelos	0.29%	1.19%	Admin	0.07%	0.27%
Association Rules																																																																																																																				
SUPPORT	CONFIDENCE																																																																																																																			
14.90%	60.42%																																																																																																																			
Association Rules per Student																																																																																																																				
LAST NAME	SUPPORT	CONFIDENCE																																																																																																																		
2	1.31%	5.30%																																																																																																																		
Kitagias	0.20%	0.82%																																																																																																																		
karas panagiotis - agis	0.32%	1.28%																																																																																																																		
kounadis panagiotis	0.90%	3.66%																																																																																																																		
papadopoulos christos	0.20%	0.82%																																																																																																																		
vagenas costas	0.77%	3.11%																																																																																																																		
andriopoulos panagiotis	0.38%	1.55%																																																																																																																		
kassanos panagiotis	0.59%	2.38%																																																																																																																		
kostopoulos nikolaos	0.38%	1.55%																																																																																																																		
mpoulinou kinakoula	0.20%	0.82%																																																																																																																		
haralambos constandinidis	0.14%	0.55%																																																																																																																		
maroulis georgios	0.61%	2.47%																																																																																																																		
stasinopoulos nick	0.05%	0.18%																																																																																																																		
mylonas eleytherios	0.20%	0.82%																																																																																																																		
protopapas spyridon	0.45%	1.83%																																																																																																																		
blavakhs manolis	0.68%	2.74%																																																																																																																		
tsamis althanasios	0.70%	2.83%																																																																																																																		
kollas sarantis	0.23%	0.91%																																																																																																																		
thanos loukas	0.65%	2.65%																																																																																																																		
ritsatos aggelos	1.17%	4.75%																																																																																																																		
kontopidis giannis	0.11%	0.46%																																																																																																																		
mpizoglou panagiwta	0.09%	0.37%																																																																																																																		
baroyki stella	0.50%	2.01%																																																																																																																		
tsiaras apostolos	0.50%	2.01%																																																																																																																		
Papageorgiou	0.70%	2.83%																																																																																																																		
koukourakis evaggelos	0.14%	0.55%																																																																																																																		
vakeritis dimitris	0.79%	3.20%																																																																																																																		
katsada eygenia	0.20%	0.82%																																																																																																																		
naoym mixahil	0.25%	1.01%																																																																																																																		
papadopoulos alexandros	0.54%	2.19%																																																																																																																		
miridakis nikolaos	0.61%	2.47%																																																																																																																		
antiopoulos evaggelos	0.29%	1.19%																																																																																																																		
Admin	0.07%	0.27%																																																																																																																		

Εικόνα 85. Κανόνες Συσχέτισης για τις ενότητες «Εργασίες & Συστήματα» και «Υπολογιστικά Συστήματα»

Παρατηρούμε πως η ενότητα «Εργασίες & Συστήματα» σχετίζεται με την ενότητα «Υπολογιστικά Συστήματα» με βαθμό κάλυψης 14,9% και εμπιστοσύνη 60,42%. Κάνοντας κλικ παρατηρούμε πως η εμπιστοσύνη για το μαθητή

«Kounadis Panagiotis» είναι 3,66% και η κάλυψη 0,90% γι'αυτές τις δύο ενότητες.

5.6.2 Κορυφαίοι Κανόνες Συσχέτισης (Top Association Rules)

Αυτή η φόρμα διαβάζει όλη τη βάση δεδομένων και καθορίζει κανόνες συσχέτισης, που επιστρέφουν το βαθμό εμπιστοσύνης και κάλυψης πάνω από ένα όριο, που καθορίζεται από το χρήστη στο πεδίο «Search Parameters», «Support Threshold» και «Confidence Threshold». Στη συνέχεια επιλέγουμε κάποια ενότητα και πατάμε το κουμπί «Show Results». Αυτή η φόρμα παρέχει χρήσιμες πληροφορίες, καθώς εξάγει κανόνες συσχέτισης από ολόκληρη τη βάση και μπορεί να οδηγήσει σε πολύ χρήσιμα συμπεράσματα.

Courses - Activities			Top Association Rules for All the Selected Courses							
General	Level	Type	Drag a column header here to group by that column							
TITLE 1	TITLE 2	COURSE1	COURSE2	PARENT_TITLE1	PARENT_TITLE2	SUPPORT	CONFIDENCE			
Εργασίες & Συστήμα...	Ο Ηλεκτρονικός Υπο...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγικές Ένω...	Εισαγωγικές Ένω...	43.41%	51.85%			
Ο Ηλεκτρονικός Υπο...	Εργασίες & Συστήμα...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγικές Ένω...	Εισαγωγικές Ένω...	43.41%	81.16%			
Ο Ηλεκτρονικός Υπο...	Υπολογιστικά Συστή...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγικές Ένω...	Εισαγωγικές Ένω...	34.11%	63.77%			
Υπολογιστικά Συστή...	Εργασίες & Συστήμα...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγικές Ένω...	Εισαγωγικές Ένω...	37.21%	80.00%			
Υπολογιστικά Συστή...	Ο Ηλεκτρονικός Υπο...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγή στ...	Εισαγωγικές Ένω...	Εισαγωγικές Ένω...	34.11%	73.33%			

Εικόνα 86. Κορυφαίοι Κανόνες Συσχέτισης για τις «Εισαγωγικές Έννοιες»

Παρατηρούμε πως οι κορυφαίοι κανόνες συσχέτισης για τη ενότητα «Εισαγωγικές Έννοιες» παρουσιάζει μεγαλύτερο βαθμό κάλυψης ανάμεσα στις «Εργασίες & Συστήματα» και στην ενότητα «Ο Ηλεκτρονικό Υπολογιστή» με ποσοστό 43,41% και μεγαλύτερο ποσοστό εμπιστοσύνης στις ενότητες «Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής» και «Εργασίες & Συστήματα», με ποσοστό 81,16%.

5.6.3 Ακολουθιακά Πρότυπα (Sequential Patterns)

Σε αυτή την οθόνη επιλέγεται ένα σύνολο από δραστηριότητες και ορίζονται οι σύνοδοι που περιέχουν ή όχι τις συγκεκριμένες δραστηριότητες από τις επιλογές στο πάνω μέρος της οθόνης «Contains Selected Activities» και «NOT Contains Selected Activities». Για να επιλέξουμε δραστηριότητες, απλά κάνουμε κλικ στα κουτάκια του δέντρου. Αν επιθυμούμε να διαγράψουμε κάποια δραστηριότητα, απλά κάνουμε κλικ στο κουμπί με το «-» και αν θέλουμε να τις βρούμε με τη συγκεκριμένη σειρά με την οποία τις δηλώσαμε κάνουμε κλικ στο

κουμπι «*Only if found in this order*». Κάνοντας κλικ στο κουμπι “*Show Results*” παρατηρούμε, ποιοι μαθητές είχαν αυτό το πρότυπο κατά τη διάρκεια μιας συνόδου τους.

Στο παράδειγμά, που ακολουθεί, παρατηρούμε πως 30 μαθητές διάβασαν πριν από την ενότητα «*Περιγραφή*» της «*Σκακιέρας*», την ενότητα «*Εργασίες & Συστήματα*» από τις «*Εισαγωγικές Έννοιες*». Αν κάνουμε κλικ πάνω στο μαθητή «*Kitagias*» θα παρατηρήσουμε τη σειρά, τον αρχικό και τον τελικό χρόνο, που πέρασε πλοηγούμενος και τη σειρά προσπέλασης.

Courses - Activities

- General
- Level
- Type
- Root
 - Εισαγωγή στον Προγραμματισμό
 - Εισαγωγικές Έννοιες
 - Εργασίες & Συστήματα
 - Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής
 - Υπολογιστικά Συστήματα
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις
 - Σκακιέρα
 - Περιγραφή
 - Θεωρητικές Γνώσεις
 - Επίλυση
 - Το Παιχνίδι της Κρεμάλας
 - Τράπουλα

Only if found in this order

Selected Activities

| Title | Position | Parent |
|--------------|-----------|-------------|
| Εργασίες & Σ | #Lp!#IIII | Εισαγωγικές |
| Περιγραφή | #Lp!#IIII | Σκακιέρα |

Sessions Containing Selected Activities

| SESSIONID | LAST NAME | START TIME | END TIME |
|-----------|--------------------------|---------------------|---------------------|
| 3 | Psaromilgkos | 19/12/2005 19:07:30 | 19/12/2005 19:10:14 |
| 5 | Psaromilgkos | 01/02/2006 21:28:59 | 01/02/2006 21:35:00 |
| 7 | Kitagias | 23/11/2005 14:33:39 | 23/11/2005 15:16:59 |
| 13 | 2 | 25/11/2005 20:37:50 | 25/11/2005 20:42:29 |
| 49 | 2 | 14/07/2006 13:10:46 | 14/07/2006 13:58:42 |
| 50 | 2 | 15/10/2006 17:45:53 | 15/10/2006 19:22:45 |
| 52 | eydaimn anastasia | 25/12/2005 19:39:46 | 25/12/2005 20:32:45 |
| 67 | karras panagiotis - agis | 11/01/2006 15:50:04 | 11/01/2006 15:53:31 |
| 70 | kounadis panagiotis | 04/01/2006 18:22:57 | 04/01/2006 20:21:17 |
| 78 | vagenas costas | 27/12/2005 21:46:25 | 27/12/2005 22:35:21 |

30 records returned

Session Details

Drag a column header here to group by that column.

| ORDER | COURSE | PARENT TITLE | TITLE | START TIME | END TIME |
|-------|--------------------------|---------------------|----------------------------|---------------------|---------------------|
| 1 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Εισαγωγικές Έννοιες | Εργασίες & Συστήματα | 23/11/2005 14:33:39 | 23/11/2005 14:33:47 |
| 2 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Εισαγωγικές Έννοιες | Ο Ηλεκτρονικός Υπολογισ... | 23/11/2005 14:33:48 | 23/11/2005 14:37:47 |
| 3 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Εισαγωγικές Έννοιες | Εργασίες & Συστήματα | 23/11/2005 14:37:42 | 23/11/2005 14:37:45 |
| 4 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Εισαγωγικές Έννοιες | Υπολογιστικά Συστήματα | 23/11/2005 14:37:47 | 23/11/2005 14:37:52 |
| 5 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Σκακιέρα | Περιγραφή | 23/11/2005 14:37:52 | 23/11/2005 14:37:58 |
| 6 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Σκακιέρα | Περιγραφή | 23/11/2005 14:37:58 | 23/11/2005 14:38:02 |
| 7 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Σκακιέρα | Περιγραφή | 23/11/2005 14:38:02 | 23/11/2005 14:38:08 |
| 8 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Σκακιέρα | Περιγραφή | 23/11/2005 14:38:08 | 23/11/2005 14:38:21 |
| 9 | Εισαγωγή στον Προγραμ... | Εισαγωγικές Έννοιες | Εργασίες & Συστήματα | 23/11/2005 14:38:22 | 23/11/2005 15:16:59 |

Εικόνα 87. Πίνακας ακολουθιακών προτύπων για τις «*Εργασίες & Συστήματα*» και «*Περιγραφή*» της «*Σκακιέρας*»

5.7 Ακολουθίες (Sequencing)

Σε αυτό το γκρουπ γίνεται ανάλυση των ακολουθιών, που εκτελούνται στη βάση δεδομένων.



Εικόνα 88. Μενού για ανάλυση με βάση τις ακολουθίες

5.7.1 Ακολουθιακά Μονοπάτια (Sequencing Paths)

Η συγκεκριμένη φόρμα παρουσιάζει όλα τα πιθανά μονοπάτια, που μπορεί να ακολουθήσει ένας μαθητής, ξεκινώντας από τη δραστηριότητα, που έχει επιλεγεί από το δέντρο αριστερά. Το πρώτο πλέγμα δεξιά, παρουσιάζει τις πιθανές κινήσεις, που μπορεί να κάνει ο μαθητής, όταν βρίσκεται στην επιλεγμένη ενότητα και είναι:

- Επιλογή οποιασδήποτε άλλης ενότητας (Choose Any Topic): Ο χρήστης μπορεί να πλοηγηθεί μετά από την επιλεγμένη, σε οποιαδήποτε άλλη ενότητα θέλει.
- Έξοδος από την ενότητα (Exit Topic): Ο χρήστης μπορεί να φύγει από την ενότητα αλλά όχι από το μάθημα.
- Έξοδος από το μάθημα (Exit Course): Ο χρήστης φεύγει από το μάθημα.

Αν επιλεγεί κάποιο από τα τρία προηγούμενα, στο κάτω δεξί πλαίσιο, θα εμφανιστούν οι μαθητές, η ημερομηνία προσπέλασης και το ποσοστό του κάθε μαθητή, πάνω στο συνολικό αριθμό προσπελάσεων της συγκεκριμένης επιλογής.

Courses - Activities Refresh **Possible Sequencing Paths for Selected Node**

| SEQUENCING PATHS | ACTION | OCCURRENCES | OCCURRENCES % |
|---------------------|--------|-------------|---------------|
| CHOOSE ANY IN TOPIC | | 100 | 61.35% |
| EXIT TOPIC | | 32 | 19.63% |
| EXIT COURSE | | 31 | 19.02% |

Details for Selected Sequencing Path

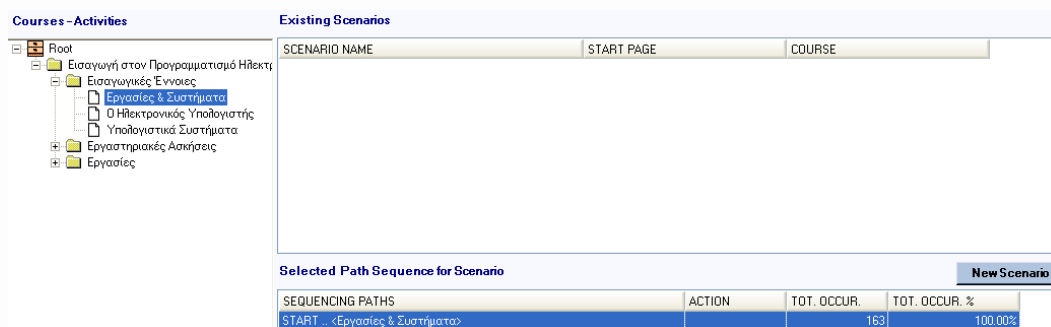
Drag a column header here to group by that column.

| NAME | DATE | SCORE | |
|--------------------------------------|---------------------|-------|--------|
| HY05AP1C14 vagenas costas | 22/01/2006 13:00:47 | | 54.70% |
| Papageorgiou Dimos | 03/02/2006 18:12:18 | | 88.59% |
| HY05AP1C46 haralambos constandinidis | 07/01/2006 22:50:13 | | 14.93% |
| HY05AP1C46 haralambos constandinidis | 07/01/2006 23:24:40 | | 20.49% |
| HY05AP1C46 haralambos constandinidis | 11/01/2006 18:43:25 | | 91.05% |
| HY05AP1C14 papadopoulos christos | 30/11/2005 14:44:35 | | 48.99% |
| HY05AP3E25 eskiloglou fatih | 03/12/2005 22:47:37 | | 23.64% |
| HY05AP3E25 mageiros leonardos | 05/12/2005 00:51:23 | | 86.50% |
| HY05AP3E25 mageiros leonardos | 05/12/2005 00:52:39 | | 64.62% |
| HY05AP1C14 vagenas costas | 27/12/2005 21:52:37 | | 23.87% |
| HY05AP1C15 kostopoulos nikolaos | 07/12/2005 17:52:18 | | 67.68% |
| HY05AP1C15 kostopoulos nikolaos | 02/01/2006 14:22:44 | | 16.34% |
| HY05AP1C15 kostopoulos nikolaos | 05/01/2006 12:48:27 | | 50.26% |
| HY05AP3E21 thanos loukas | 30/12/2005 16:16:02 | | 59.83% |
| HY05AP1C14 karas panagiotis - agis | 11/01/2006 15:50:04 | | 83.77% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 04/01/2006 18:23:31 | | 7.43% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 04/01/2006 18:51:33 | | 83.07% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 04/01/2006 18:52:20 | | 89.73% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 04/01/2006 18:52:36 | | 7.71% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 04/01/2006 18:54:44 | | 93.06% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 04/01/2006 19:11:56 | | 23.01% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 06/01/2006 21:18:58 | | 51.63% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 06/01/2006 21:19:21 | | 54.19% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 06/01/2006 21:19:33 | | 90.58% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 06/01/2006 21:19:51 | | 12.69% |
| HY05AP1C14 kounadis panagiotis | 20/01/2006 11:56:51 | | 94.53% |
| HY05AP1C15 kassanos panagiotis | 08/01/2006 23:08:23 | | 95.66% |
| HY05AP3E13 karamanos basilios | 01/01/2006 16:09:17 | | 43.15% |
| HY05AP3E13 karamanos basilios | 01/01/2006 16:09:34 | | 56.74% |
| HY05AP1C15 chountasi ioanna | 29/12/2005 17:13:36 | | 6.78% |
| HY05AP1C15 chountasi ioanna | 20/01/2006 22:13:57 | | 2.74% |
| HY05AP1C15 kostopoulos nikolaos | 13/01/2006 23:53:35 | | 7.85% |
| HY05AP1C15 kostopoulos nikolaos | 13/01/2006 23:54:09 | | 55.59% |

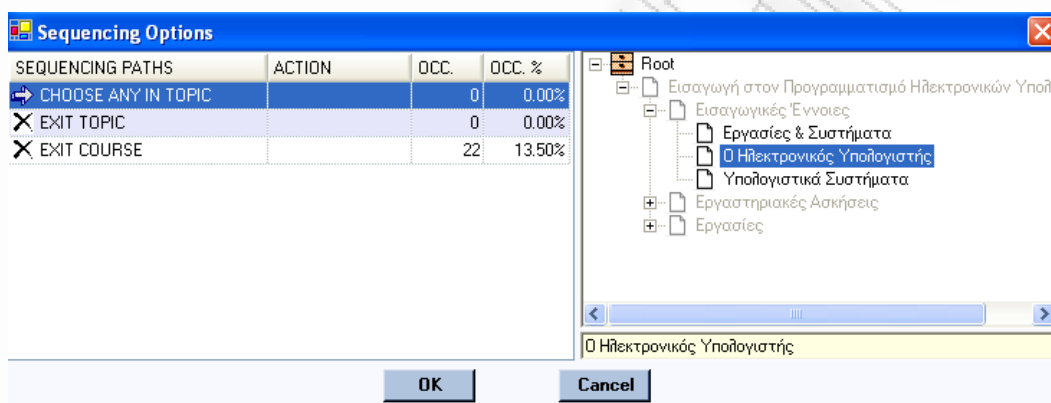
Εικόνα 89. Πίνακας ακολουθιακών μονοπατιών για τις «Εργασίες & Συστήματα» και την επιλογή «Choose Any Topic»

5.7.2 Ακολουθιακά Σενάρια (Sequencing Scenarios)

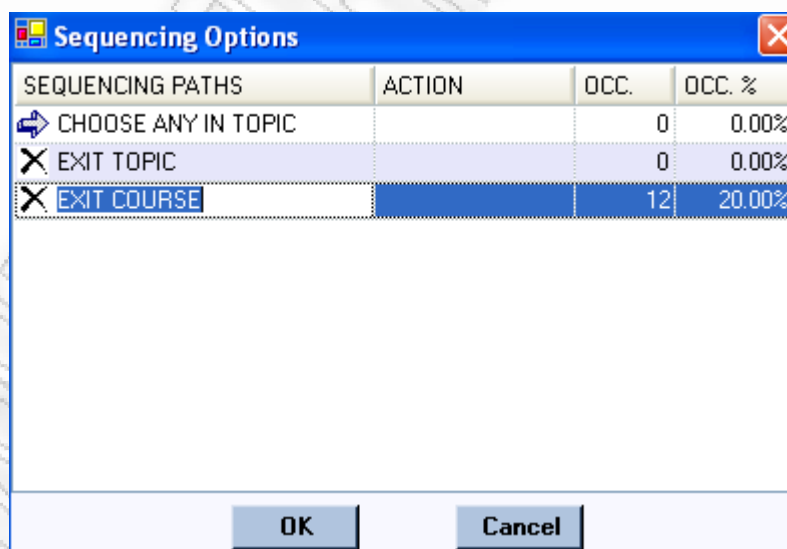
Κάνοντας τη συγκεκριμένη επιλογή μπορούμε να δημιουργήσουμε σενάρια και να τα αποθηκεύσουμε, ώστε ανά τακτά διαστήματα να παρακολουθούμε τις συμπεριφορές των μαθητών. Για τη δημιουργία ενός νέο σεναρίου πατάμε το κουμπί «New Scenario». Στη συνέχεια επιλέγουμε μια δραστηριότητα από το δέντρο αριστερά και πατάμε το κουμπί «+», ώστε να προσθέσουμε την επόμενη.



Εικόνα 90. Δημιουργία νέου σεναρίου και επιλογή πρώτης δραστηριότητας



Εικόνα 91. Προσθήκη επόμενης δραστηριότητας



Εικόνα 92. Επιλογή εξόδου από το μάθημα

Στο παράδειγμά μας, αφού δημιουργήσαμε το σενάριο, μπορούμε είτε να το αποθηκεύσουμε, είτε να κάνουμε κλικ πάνω στα βήματα του σεναρίου μας και να δούμε ποιοι μαθητές μας το ακολούθησαν και τι ποσοστό % κατείχε η πλοήγησή τους, σε σχέση με το σύνολο.

Courses - Activities Existing Scenarios Show Scenario

- Root
 - Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Ηλεκτ...
 - Εισαγωγικές Έννοιες
 - Εργασίες & Συστήματα
 - Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής
 - Υπολογιστικά Συστήματα
 - Εργαστηριακές Ασκήσεις
 - Εργασίες

| SCENARIO NAME | START PAGE | COURSE |
|---------------|------------|--------|
| | | |

Selected Path Sequence for Scenario New Scenario + - 📄

| SEQUENCING PATHS | ACTION | TOT. OCCUR. | TOT. OCCUR. % |
|--|--------|-------------|---------------|
| START <Εργασίες & Συστήματα> | | 163 | 100.00% |
| STEP 1 .. GO TO <Ο Ηλεκτρονικός Υπολογιστής> | | 60 | 36.81% |
| STEP 2 .. EXIT COURSE | | 12 | 7.36% |

Details for Selected Path Sequence

Drag a column header here to group by that column.

| NAME | DATE | SCORE |
|--------------------------------------|---------------------|--------|
| HY05AF1C14 vagenas costas | 22/01/2006 13:00:47 | 54.70% |
| Papageorgiou Dimos | 03/02/2006 18:12:18 | 88.59% |
| HY05AF3E24 baroyis stella | 19/01/2006 15:19:25 | 95.69% |
| HY05AF3E24 baroyis stella | 19/01/2006 15:20:01 | 6.36% |
| HY05AF3E25 anastasiakos panagiots | 18/01/2006 19:39:38 | 21.52% |
| HY05AF3E25 anastasiakos panagiots | 18/01/2006 19:39:48 | 53.52% |
| HY05AF1E11 koukourakis evaggelos | 18/01/2006 20:41:32 | 20.90% |
| HY05AF1E11 koukourakis evaggelos | 18/01/2006 20:45:17 | 53.86% |
| HY05AF3E23 dimakos georgios | 20/01/2006 00:08:08 | 74.11% |
| HY05AF3E23 dimakos georgios | 20/01/2006 00:32:50 | 16.17% |
| HY05AF1E14 arapatsakos anestis | 20/01/2006 14:47:26 | 86.78% |
| HY05AF3E23 kontopidis giannis | 22/01/2006 18:21:28 | 90.64% |
| HY05AF1C46 stasinopoulos nick | 23/01/2006 18:06:22 | 87.54% |
| HY05AF1C15 mporouniou kinakoula | 31/01/2006 20:54:15 | 5.73% |
| HY05AF3E12 panagiotopoulos eyaggelia | 02/01/2006 18:01:59 | 64.48% |
| HY05AF3E12 panagiotopoulos eyaggelia | 19/01/2006 15:19:43 | 17.16% |
| HY05AF1C46 maroulis georgios | 03/01/2006 13:09:06 | 45.05% |

Εικόνα 93. Παρουσίαση αποτελεσμάτων του σεναρίου, για τον κόμβο «Εργασίες & Συστήματα»

5.8 WEKA

Μέχρι στιγμής μελετήθηκαν στοιχεία και κινήσεις μαθητών με τη χρήση στατιστικών μεθόδων. Σε αυτή την ενότητα θα επικεντρωθούμε στη μελέτη της κατηγοριοποίησης των βαθμών των μαθητών, όχι με τη χρήση στατιστικών μεθόδων, αλλά με τη βοήθεια της εξόρυξης γνώσης και πιο συγκεκριμένα με τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης του WEKA.



Εικόνα 94. Μενού επιλογών του WEKA

5.8.1 Κατηγοριοποίηση βαθμών με κριτήρια χρόνου, είδος μαθήματος και βαθμού δυσκολίας (Classification by time-type-level criteria)

Σε αυτή τη φόρμα κατηγοριοποιούνται οι προσπάθειες των μαθητών σε κάποια εξέταση, με βάση το χρόνο που έκαναν να την ολοκληρώσουν ή το είδος της εξέτασης ή το βαθμό δυσκολίας της, σε συνδυασμό πάντα με το χρόνο, που χρειάστηκε να απαντήσουν. Αυτό γίνεται με την επιλογή από το πλαίσιο «*Visits Classification*» μιας εκ των «*Characterized by Time*», «*Characterized by Time-Type*» ή «*Characterized by Time-Level*». Επίσης, παρέχονται όλοι οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης, που έχει το WEKA και καλείται ο χρήστης να επιλέξει έναν από αυτούς καθώς και να δηλώσει σε πόσα πακέτα θέλει να χωριστούν οι εγγραφές. Αυτό γίνεται για να μπορέσει να «μάθει» ο αλγόριθμος από τα πρώτα πακέτα και να δώσει τα σωστά αποτελέσματα.

Στη συνέχεια επιλέγεται από το δέντρο αριστερά η ενότητα, που πρέπει υποχρεωτικά να είναι ενότητα εξέτασης. Τα δεδομένα, που εμφανίζονται δεξιά, είναι αποτέλεσμα κατηγοριοποίησης, μέσα από το LDAT Tool και όχι από το WEKA. Είναι, δηλαδή, κατηγοριοποιημένα με στατιστικές μεθόδους και με βάση τα κριτήρια, που έχουμε καθορίσει στη φόρμα «Annotations».

| Courses - Activities | | Visit Classification according to time criteria | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--|----------------|--|--|--|-----------|----------------|---------------------|----------------|----|---------------|--------------|----|---------------|------------------|-------|------------|---------------|----|---------------|---------------|----|---------------|--------------|---|---------------|--------------|----|---------------|--------------|-------|------------|--------------|----|---------------|--------------|----|---------------|--------------|----|---------------|--------------|----|---------------|--------------|-------|------------|--------------|-------|------------|--------------|-----|------------|----------------|----|---------------|----------------|----|---------------|------------------|----|---------------|------------------|-------|------------|------------------|----|---------------|------------------|-------|------------|------------------|-------|------------|--------------------|-------|------------|--------------------|----|---------------|--------------------|-------|------------|----------------------|---|---------------|----------------------|----|---------------|----------------------|----|---------------|----------------------|----|---------------|----------------------|----|---------------|----------------------|----|---------------|----------------------|-----|------------|---------------------|---|---------------|---------------------|---|---------------|---------------------|---|---------------|---------------------|----|---------------|---------------------|---|---------------|---------------------|---|---------------|---------------------|---|---------------|---------------------|----|---------------|---------------------|----|---------------|
| <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> General Level Type </div> <ul style="list-style-type: none"> [-] Root <ul style="list-style-type: none"> [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> [+] Εισαγωγικές Έννοιες [+] Εργαστηριακές Ασκήσεις [-] Εργασίες <ul style="list-style-type: none"> Εργασία 1η Εργασία 2η Εργασία 3η Εργασία 4η | | <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; margin-bottom: 5px;"> Drag a column header here to group by that column. </div> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Last Name</th> <th>Visit Duration</th> <th>Time Classification</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>vagenas costas</td><td>15</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>Papageorgiou</td><td>81</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>dallaris manolis</td><td>2,104</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>thanos loukas</td><td>26</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>thanos loukas</td><td>32</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>4</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>45</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>2,098</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>35</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>15</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>10</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>37</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>1,956</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>1,980</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>donchev ilko</td><td>159</td><td>Sufficient</td></tr> <tr><td>vagenas costas</td><td>13</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>vagenas costas</td><td>24</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>blaxakhs manolhs</td><td>54</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>blaxakhs manolhs</td><td>2,406</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>blaxakhs manolhs</td><td>52</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>blaxakhs manolhs</td><td>1,978</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>blaxakhs manolhs</td><td>2,109</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>kalantzis stefanos</td><td>2,023</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>kalantzis stefanos</td><td>23</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kalantzis stefanos</td><td>2,006</td><td>Satisfying</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>6</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>20</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>28</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>98</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>40</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>85</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kostopoulos nikolaos</td><td>201</td><td>Sufficient</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>7</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>4</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>3</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>24</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>4</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>9</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>6</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>10</td><td>Inappropriate</td></tr> <tr><td>kathopouli eftichia</td><td>30</td><td>Inappropriate</td></tr> </tbody> </table> | | | Last Name | Visit Duration | Time Classification | vagenas costas | 15 | Inappropriate | Papageorgiou | 81 | Inappropriate | dallaris manolis | 2,104 | Satisfying | thanos loukas | 26 | Inappropriate | thanos loukas | 32 | Inappropriate | donchev ilko | 4 | Inappropriate | donchev ilko | 45 | Inappropriate | donchev ilko | 2,098 | Satisfying | donchev ilko | 35 | Inappropriate | donchev ilko | 15 | Inappropriate | donchev ilko | 10 | Inappropriate | donchev ilko | 37 | Inappropriate | donchev ilko | 1,956 | Satisfying | donchev ilko | 1,980 | Satisfying | donchev ilko | 159 | Sufficient | vagenas costas | 13 | Inappropriate | vagenas costas | 24 | Inappropriate | blaxakhs manolhs | 54 | Inappropriate | blaxakhs manolhs | 2,406 | Satisfying | blaxakhs manolhs | 52 | Inappropriate | blaxakhs manolhs | 1,978 | Satisfying | blaxakhs manolhs | 2,109 | Satisfying | kalantzis stefanos | 2,023 | Satisfying | kalantzis stefanos | 23 | Inappropriate | kalantzis stefanos | 2,006 | Satisfying | kostopoulos nikolaos | 6 | Inappropriate | kostopoulos nikolaos | 20 | Inappropriate | kostopoulos nikolaos | 28 | Inappropriate | kostopoulos nikolaos | 98 | Inappropriate | kostopoulos nikolaos | 40 | Inappropriate | kostopoulos nikolaos | 85 | Inappropriate | kostopoulos nikolaos | 201 | Sufficient | kathopouli eftichia | 7 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 4 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 3 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 24 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 4 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 9 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 6 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 10 | Inappropriate | kathopouli eftichia | 30 | Inappropriate |
| Last Name | Visit Duration | Time Classification | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| vagenas costas | 15 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Papageorgiou | 81 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| dallaris manolis | 2,104 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| thanos loukas | 26 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| thanos loukas | 32 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 4 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 45 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 2,098 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 35 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 15 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 10 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 37 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 1,956 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 1,980 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| donchev ilko | 159 | Sufficient | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| vagenas costas | 13 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| vagenas costas | 24 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| blaxakhs manolhs | 54 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| blaxakhs manolhs | 2,406 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| blaxakhs manolhs | 52 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| blaxakhs manolhs | 1,978 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| blaxakhs manolhs | 2,109 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kalantzis stefanos | 2,023 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kalantzis stefanos | 23 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kalantzis stefanos | 2,006 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 6 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 20 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 28 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 98 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 40 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 85 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kostopoulos nikolaos | 201 | Sufficient | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 7 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 4 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 3 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 24 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 4 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 9 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 6 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 10 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| kathopouli eftichia | 30 | Inappropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

603 records returned

Εικόνα 95. Πίνακας με στατιστική κατηγοριοποίηση μαθητών, που πήραν μέρος στην «Εργασία 1η»

Παρατηρούμε, πως στην πρώτη εργασία είχαμε 603 προσπάθειες μαθητών. Ένας μαθητής μπορεί να έχει περισσότερες από μία συμμετοχές στο μάθημα. Δίπλα από το όνομα του συμμετέχοντα, εμφανίζεται ο χρόνος, που διήρκεσε η εξέτασή του και ο χαρακτηρισμός της ως «Inappropriate», «Sufficient», «Satisfying».

Αφού έχουν συμπληρωθεί όλα τα πεδία κάνουμε κλικ στο κουμπί «Insert to WEKA». Τα αποτελέσματα, που παίρνουμε είναι τα ακόλουθα:

| Courses - Activities | | Results according to time | | | | |
|---|---------|---------------------------|---|--------|-----------|---------------|
| General | Level | Type | | | | |
| <ul style="list-style-type: none"> Root <ul style="list-style-type: none"> Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> Εισαγωγικές Έννοιες Εργαστηριακές Ασκήσεις Εργασίες <ul style="list-style-type: none"> Εργασία 1η Εργασία 2η Εργασία 3η Εργασία 4η | | | Students subscribed to the lesson 176
Active users 145 (82.3863636363636%)
Correctly Classified Instances 603 100 % out of 603 attempts
Incorrectly Classified Instances 0 0 % out of 603 attempts | | | |
| | | | Attempts with inappropriate results (<100) are 388 out of 603
Attempts with sufficient results (100<=x<310) are 77 out of 603
Attempts with satisfying results (>=310) are 138 out of 603 | | | |
| | | | === Detailed Accuracy By Class === | | | |
| | TP Rate | FP Rate | Precision | Recall | F-Measure | Class |
| | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | Inappropriate |
| | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | Sufficient |
| | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | Satisfying |

Εικόνα 96. Πίνακας αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης WEKA με βάση το χρόνο

Παρατηρούμε πως χρησιμοποιήσαμε κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο, με χρήση του αλγορίθμου BayesNet, χωρίζοντας τις εγγραφές μας σε 10 πακέτα, για την πρώτη εργασία.

Αρχικά σημειώνεται πως οι μαθητές, που είναι εγγεγραμμένοι στο μάθημα είναι 176, ενώ οι ενεργοί χρήστες (πάνω στους οποίους βγαίνουν τα αποτελέσματα) είναι 145. Το LDAT Tool κατηγοριοποίησε στατιστικά σωστά 603 προσπάθειες (ποσοστό 100%), ενώ κατηγοριοποίησε λάθος 0 (ποσοστό 0%).

Ο χαρακτηρισμός «*TP RATE*» (true positives) αναφέρεται στην πιθανότητα πόσες εγγραφές προβλέφθηκαν ότι θα έχουν κατηγοριοποιηθεί σωστά και ήταν όντως κατηγοριοποιημένες σωστά, στο παράδειγμά μας ήταν 1 για τα «*Inappropriate*», 1 για τα «*Sufficient*» και 1 για τα «*Satisfying*». Αντίστοιχα το «*FP Rate*» (false positives) αναφέρεται στην πιθανότητα να έχει προβλεφθεί ένα στιγμιότυπο να κατηγοριοποιηθεί σωστά και τελικά το WEKA να το κατηγοριοποιεί διαφορετικά. Στο παράδειγμά μας είναι 0 για τα «*Inappropriate*», 0 για τα «*Sufficient*» και 0 για τα «*Satisfying*».

Ο χαρακτηρισμός «*Precision*» αναφέρεται στο λόγο $\frac{TPRATE}{(TPRATE + FPRATE)}$. Άρα για το «*Inappropriate*» είναι 1, για το «*Sufficient*» 1 και για το «*Satisfying*» 1.

Ο χαρακτηρισμός «Recall» αναφέρεται στο λόγο $\frac{TPRATE}{(TPRATE + FNRATE)}$. Όπου με τον όρο FN RATE (false negative) είναι η πιθανότητα να έχει προβλεφθεί η κατηγοριοποίηση ως λάθος και να έχει κατηγοριοποιηθεί από το WEKA ως σωστό. Στο παράδειγμά μας για το «Inappropriate» είναι 1, για το «Sufficient» 1 και για το «Satisfying» 1.

Επίσης, ο χαρακτηρισμός «F-Measure» αναφέρεται στον αρμονικό μέσο όρο των «Precision» και «Recall» $\frac{2}{1/R + 1/P}$. Στο παράδειγμά μας για το «Inappropriate» είναι 1, για το «Sufficient» 1 και για το «Satisfying» 1.

Τέλος, οι προσπάθειες με ανεπαρκή αποτελέσματα, δηλαδή με χρόνο κάτω από 100 δευτερολέπτων, ήταν 388 από τις 603, οι προσπάθειες με επαρκή αποτελέσματα, δηλαδή με χρόνο μεταξύ (100,310) δευτερολέπτων, ήταν 77 από τις 603 και οι προσπάθειες με ικανοποιητικό χρόνο, δηλαδή πάνω από 310 δευτερόλεπτα ήταν 138 από τις 603.

Αν αντί για κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο επιλεγεί κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο και το είδος ή με βάση το χρόνο και το βαθμό δυσκολία της εξέτασης προστίθεται άλλη μια κολώνα με αυτές τις κατηγορίες όπως στο ακόλουθο παράδειγμα.

| Courses - Activities | | Classification according to type of activity | | | | |
|----------------------|-------|--|--|----------------|---------------------|---------------------|
| General | Level | Type | Drag a column header here to group by that column. | | | |
| Root | | | Last Name | Visit Duration | Time Classification | Type Classification |
| 2 | | | | 28 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 47 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 9 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 133 | Sufficient | Exercise |
| 2 | | | | 4 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 17 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 34 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 22 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 50 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 43 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 1,733 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 2,038 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 2,005 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 7 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 42 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 351 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 1,002 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 16 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 31 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 73 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 486 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 211 | Sufficient | Exercise |
| 2 | | | | 50 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 579 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 67 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 755 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 167 | Sufficient | Exercise |
| 2 | | | | 13 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 416 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 3 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 18 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 458 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 32 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 515 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 45 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 12 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 180 | Sufficient | Exercise |
| 2 | | | | 81 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 758 | Satisfying | Exercise |
| 2 | | | | 11 | Inappropriate | Exercise |
| 2 | | | | 34 | Inappropriate | Exercise |

Εικόνα 97. Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο και το είδος της δραστηριότητας

5.8.2 Κατηγοριοποίηση με βάση το βαθμό και το χρόνο (Classification by grades-time)

Σε αυτή τη φόρμα, για να γίνει η κατηγοριοποίηση λαμβάνεται υπ' όψιν εκτός από το χρόνο που διήρκεσε η εξέταση και ο τελικός βαθμός. Αφού επιλέξουμε τον αλγόριθμο BayesNet και να χωριστούν οι εγγραφές σε 10 τυχαία σετ, το αρχείο που θα εμφανιστεί στην οθόνη είναι το ακόλουθο για τη δεύτερη εργασία.

| Courses - Activities | | Visit Classification according to time criteria | | | | |
|----------------------|-------|---|--|----------------|-------|---------------------|
| General | Level | Type | Drag a column header here to group by that column. | | | |
| Root | | | Last Name | Visit Duration | Score | Time Classification |
| 2 | | | | 6 | 60 | Satisfying |
| 2 | | | | 7 | 6 | Inappropriate |
| 2 | | | | 7 | 32 | Inappropriate |
| 2 | | | | 9 | 18 | Inappropriate |
| 2 | | | | 11 | 30 | Inappropriate |
| 2 | | | | 15 | 4 | Inappropriate |
| 2 | | | | 15 | 12 | Inappropriate |
| 2 | | | | 16 | 1 | Inappropriate |
| 2 | | | | 16 | 46 | Sufficient |
| 2 | | | | 18 | 9 | Inappropriate |
| 2 | | | | 20 | 70 | Satisfying |
| 2 | | | | 22 | 43 | Sufficient |
| 2 | | | | 22 | 53 | Satisfying |
| 2 | | | | 23 | 58 | Satisfying |
| 2 | | | | 23 | 76 | Satisfying |
| 2 | | | | 30 | 48 | Sufficient |
| 2 | | | | 30 | 90 | Satisfying |
| 2 | | | | 34 | 69 | Satisfying |
| 2 | | | | 34 | 97 | Satisfying |
| 2 | | | | 35 | 71 | Satisfying |
| 2 | | | | 38 | 93 | Satisfying |
| 2 | | | | 39 | 13 | Inappropriate |
| 2 | | | | 41 | 16 | Inappropriate |
| 2 | | | | 42 | 31 | Inappropriate |
| 2 | | | | 42 | 59 | Satisfying |
| 2 | | | | 46 | 5 | Inappropriate |
| 2 | | | | 53 | 54 | Satisfying |
| 2 | | | | 56 | 43 | Sufficient |
| 2 | | | | 63 | 77 | Satisfying |
| 2 | | | | 68 | 78 | Satisfying |
| 2 | | | | 72 | 5 | Inappropriate |
| 2 | | | | 72 | 69 | Satisfying |
| 2 | | | | 76 | 71 | Satisfying |
| 2 | | | | 76 | 90 | Satisfying |
| 2 | | | | 77 | 49 | Satisfying |
| 2 | | | | 79 | 27 | Inappropriate |
| 2 | | | | 97 | 97 | Satisfying |
| 2 | | | | 106 | 99 | Satisfying |
| 2 | | | | 133 | 25 | Inappropriate |
| 2 | | | | 149 | 34 | Inappropriate |
| 2 | | | | 155 | 98 | Satisfying |

380 records returned

Μόλις εισάγουμε τα δεδομένα στο WEKA θα πάρουμε το εξής αποτέλεσμα:

| Courses - Activities | | Results according to time | | | |
|---|---------|--|--------|-----------|---------------|
| General | Level | Type | | | |
| <ul style="list-style-type: none"> [-] Root <ul style="list-style-type: none"> [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> [+] Εισαγωγικές Εννοιες [+] Εργαστηριακές Ασκήσεις [-] Εργασίες <ul style="list-style-type: none"> Εργασία 1η Εργασία 2η Εργασία 3η Εργασία 4η | | Students subscribed to the lesson 176
Active users 129 (73.2954545454545%)
Correctly Classified Instances 379 99.7368 % out of 380 attempts
Incorrectly Classified Instances 1 0.2632 % out of 380 attempts | | | |
| | | Attempts with inappropriate results (<300) 136 out of 380
Attempts with sufficient results (300<=x<380) 60 out of 380
Attempts with satisfying results (>=380) 184 out of 380 | | | |
| === Detailed Accuracy By Class === | | | | | |
| TP Rate | FP Rate | Precision | Recall | F-Measure | Class |
| 0.993 | 0 | 1 | 0.993 | 0.996 | Inappropriate |
| 1 | 0.003 | 0.983 | 1 | 0.992 | Sufficient |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | Satisfying |

Εικόνα 98. Στατιστική κατηγοριοποίηση για την «Εργασία 2η» από το LDAT

Παρατηρούμε πως στη δεύτερη εργασία συμμετείχαν 129 άτομα (active users), δηλαδή ο αριθμός τους έχει μειωθεί σε σχέση με εκείνους στην πρώτη εργασία. Σωστά έχουν κατηγοριοποιηθεί 379 προσπάθειες, και λάθος μόλις 1. Οι ανεπαρκείς προσπάθειες, με χρόνο κάτω από 300 δευτερόλεπτα, είναι 136, οι επαρκείς, με χρόνο μεταξύ (300,380) δευτερολέπτων είναι 60 και οι ικανοποιητικές 184, με χρόνο πάνω από 380 δευτερόλεπτα. Παρατηρούμε πως οι περισσότερες προσπάθειες των μαθητών είναι επιτυχημένες.

5.8.3 Κατηγοριοποίηση με βάση τους ικανοποιητικούς βαθμούς (Satisfactory Grades)

Με αυτή την επιλογή αθροίζονται όλοι οι βαθμοί των προσπαθειών του κάθε μαθητή και η κατηγοριοποίηση γίνεται με βάση το μέσο αυτό βαθμό, σε συνδυασμό πάντα με το μέσο χρόνο που χρειάστηκε. Για την ενότητα «Εργασία 3^η», το αρχείο θα είναι το εξής:

| Courses - Activities | | Visit Classification according to time criteria | |
|----------------------------------|-------|---|--|
| General | Level | Type | |
| Root | | | Drag a column header here to group by that column. |
| [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό | | | Last Name |
| [-] Εισαγωγικές Έννοιες | | | Average Score |
| [-] Εργαστηριακές Ασκήσεις | | | Student Classification |
| [-] Εργασίες | | | 2 |
| [-] Εργασία 1η | | | alexandris ioannis |
| [-] Εργασία 2η | | | 17 |
| [-] Εργασία 3η | | | Inappropriate |
| [-] Εργασία 4η | | | alexopolos vasilios |
| | | | 85 |
| | | | Satisfying |
| | | | alexoydis theodoros |
| | | | 48 |
| | | | Satisfying |
| | | | anastasakos panagiotis |
| | | | 65 |
| | | | Satisfying |
| | | | andreas giannis |
| | | | 75 |
| | | | Satisfying |
| | | | andriopoulos panagiotis |
| | | | 42 |
| | | | Sufficient |
| | | | andriatsakos panagiotis |
| | | | 19 |
| | | | Inappropriate |
| | | | antiopoulos evaggelos |
| | | | 40 |
| | | | Sufficient |
| | | | arapatsakos anestis |
| | | | 20 |
| | | | Inappropriate |
| | | | avronidakis georgios |
| | | | 16 |
| | | | Inappropriate |
| | | | baroyxi stella |
| | | | 41 |
| | | | Sufficient |
| | | | blaxakhs manolhs |
| | | | 44 |
| | | | Sufficient |
| | | | choutansi ioanna |
| | | | 28 |
| | | | Inappropriate |
| | | | dalakiani vasiliki |
| | | | 52 |
| | | | Satisfying |
| | | | deliviani eleni |
| | | | 36 |
| | | | Sufficient |
| | | | dimakos georgios |
| | | | 28 |
| | | | Inappropriate |
| | | | donchev ilko |
| | | | 60 |
| | | | Satisfying |
| | | | eskioglou fatih |
| | | | 54 |
| | | | Satisfying |
| | | | eydaimvni anastasia |
| | | | 4 |
| | | | Inappropriate |
| | | | farasopoulos panagiotis |
| | | | 52 |
| | | | Satisfying |
| | | | foutsis nikos |
| | | | 26 |
| | | | Inappropriate |
| | | | georgas georgios |
| | | | 6 |
| | | | Inappropriate |
| | | | glarakis penteleimon |
| | | | 18 |
| | | | Inappropriate |
| | | | goro nikolaos |
| | | | 74 |
| | | | Satisfying |
| | | | greki katerina |
| | | | 31 |
| | | | Sufficient |
| | | | ikonomakis spiros |
| | | | 22 |
| | | | Inappropriate |
| | | | kallergis panagiotis |
| | | | 53 |
| | | | Satisfying |
| | | | kalogerakis george |
| | | | 5 |
| | | | Inappropriate |
| | | | kanala penny |
| | | | 97 |
| | | | Satisfying |
| | | | kandalepas georgios |
| | | | 62 |
| | | | Satisfying |
| | | | karamanos basilios |
| | | | 85 |
| | | | Satisfying |
| | | | karras panagiotis - agis |
| | | | 45 |
| | | | Sufficient |
| | | | kartalaglu dimitrios |
| | | | 58 |
| | | | Satisfying |
| | | | kassanos panagiotis |
| | | | 20 |
| | | | Inappropriate |
| | | | kathopouli etichia |
| | | | 33 |
| | | | Sufficient |
| | | | katsada eygenia |
| | | | 33 |
| | | | Sufficient |
| | | | kavroudakis nikos |
| | | | 88 |
| | | | Satisfying |
| | | | Kitagias |
| | | | 64 |
| | | | Satisfying |
| | | | kollias sarantis |
| | | | 52 |
| | | | Satisfying |
| | | | knnstantakouvlis nantelis |
| | | | 26 |
| | | | Inappropriate |

Εικόνα 99. Αρχείο ικανοποιητικών βαθμών

Αν επιλέξουμε τον αλγόριθμο BayesNet με και χωρίσουμε τα δεδομένα μας σε 10 τυχαία σετ τα αποτελέσματα, που θα πάρουμε από το WEKA, θα είναι τα ακόλουθα.

| Courses - Activities | | Results according to time | |
|----------------------------------|-------|---------------------------|---|
| General | Level | Type | |
| Root | | | Students subscribed to the lesson 176 |
| [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό | | | Active users 111 (63.0681818181818%) |
| [-] Εισαγωγικές Έννοιες | | | Correctly Classified Instances 109 |
| [-] Εργαστηριακές Ασκήσεις | | | 98.1982 % out of 111 attempts |
| [-] Εργασίες | | | Incorrectly Classified Instances 2 |
| [-] Εργασία 1η | | | 1.8018 % out of 111 attempts |
| [-] Εργασία 2η | | | |
| [-] Εργασία 3η | | | Attempts with insufficient satisfactory grades (<350) are 30 out of 111 |
| [-] Εργασία 4η | | | Attempts with sufficient satisfactory grades (350<=x<370) are 23 out of 111 |
| | | | Attempts with satisfying satisfactory grades (>=370) are 58 out of 111 |
| | | | === Detailed Accuracy By Class === |
| | | | TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure Class |
| | | | 1 0 1 1 1 Inappropriate |
| | | | 0.957 0.011 0.957 0.957 0.957 Sufficient |
| | | | 0.983 0.019 0.983 0.983 0.983 Satisfying |

Εικόνα 100. Αποτελέσματα WEKA για τους ικανοποιητικούς βαθμούς

Παρατηρούμε πως οι ενεργοί χρήστες γι' αυτή την εργασία ήταν 111 και η στατιστική κατάταξη ήταν εσφαλμένη σε 2 εγγραφές. Οι ανεπαρκείς προσπάθειες

ήταν 30 (για χρόνο κάτω από 350 δευτερόλεπτα), οι επαρκείς προσπάθειες ήταν 23 (για χρόνο μεταξύ 350 και 370 δευτερολέπτων) και οι ικανοποιητικές προσπάθειες ήταν 58, για χρόνο πάνω από 370 δευτερόλεπτα.

5.8.4 Κατηγοριοποίηση με βάση τους βαθμούς και τις προσπάθειες (Classification by Grades-Attempts)

Στην τελευταία αυτή ενότητα, παρουσιάζεται η κατηγοριοποίηση των προσπαθειών των μαθητών με βάση το χρόνο, το βαθμό αλλά και τον αριθμό των προσπαθειών που έκανε για να πάρει το συγκεκριμένο βαθμό. Το αρχείο, που προκύπτει για την «Εργασία 4^η» είναι:

| Courses - Activities | | Visit Classification according to time criteria | | | | | |
|------------------------------|-------|---|--|----------------|-------|--------------------|---------------------|
| General | Level | Type | Drag a column header here to group by that column. | | | | |
| Root | | | Last Name | Visit Duration | Score | Number of Attempts | Time Classification |
| Εισαγωγή στον Προγραμματισμό | 2 | | | 5 | 51 | 9 | Inappropriate |
| Εισαγωγικές Έννοιες | 2 | | | 6 | 56 | 14 | Inappropriate |
| Εργαστηριακές Ασκήσεις | 2 | | | 10 | 59 | 6 | Inappropriate |
| Εργασίες | 2 | | | 15 | 36 | 25 | Inappropriate |
| Εργασία 1η | 2 | | | 16 | 87 | 21 | Inappropriate |
| Εργασία 2η | 2 | | | 22 | 89 | 36 | Inappropriate |
| Εργασία 3η | 2 | | | 23 | 4 | 32 | Inappropriate |
| Εργασία 4η | 2 | | | 31 | 32 | 38 | Inappropriate |
| | 2 | | | 32 | 29 | 1 | Inappropriate |
| | 2 | | | 32 | 53 | 17 | Inappropriate |
| | 2 | | | 33 | 57 | 4 | Sufficient |
| | 2 | | | 34 | 45 | 23 | Inappropriate |
| | 2 | | | 38 | 93 | 26 | Inappropriate |
| | 2 | | | 58 | 15 | 27 | Inappropriate |
| | 2 | | | 67 | 47 | 12 | Inappropriate |
| | 2 | | | 68 | 49 | 29 | Inappropriate |
| | 2 | | | 69 | 66 | 7 | Inappropriate |
| | 2 | | | 75 | 17 | 19 | Inappropriate |
| | 2 | | | 77 | 39 | 10 | Inappropriate |
| | 2 | | | 81 | 46 | 34 | Inappropriate |
| | 2 | | | 86 | 42 | 28 | Inappropriate |
| | 2 | | | 88 | 58 | 37 | Inappropriate |
| | 2 | | | 121 | 17 | 30 | Inappropriate |
| | 2 | | | 124 | 39 | 31 | Inappropriate |
| | 2 | | | 146 | 23 | 24 | Inappropriate |
| | 2 | | | 244 | 67 | 16 | Inappropriate |
| | 2 | | | 274 | 25 | 5 | Inappropriate |
| | 2 | | | 338 | 82 | 13 | Inappropriate |
| | 2 | | | 431 | 80 | 22 | Inappropriate |
| | 2 | | | 463 | 86 | 33 | Inappropriate |
| | 2 | | | 610 | 46 | 18 | Inappropriate |
| | 2 | | | 1,182 | 50 | 11 | Inappropriate |
| | 2 | | | 1,913 | 27 | 8 | Inappropriate |
| | 2 | | | 1,953 | 70 | 3 | Sufficient |
| | 2 | | | 2,023 | 17 | 2 | Inappropriate |
| | 2 | | | 2,087 | 73 | 15 | Inappropriate |
| | 2 | | | 2,089 | 69 | 20 | Inappropriate |
| | 2 | | | 2,230 | 66 | 35 | Inappropriate |
| alexandris ioannis | | | | 15 | 98 | 1 | Satisfying |
| alexandris ioannis | | | | 28 | 21 | 2 | Inappropriate |
| alexandris ioannis | | | | 195 | 47 | 1 | Sufficient |

Εικόνα 101. Κατηγοριοποίηση με βάση χρόνο-βαθμό-αριθμό προσπαθειών

Αν επιλέξουμε τον αλγόριθμο BayesNet, με 10 σετ δεδομένων, θα πάρουμε τα ακόλουθα αποτελέσματα:

| Courses - Activities | | Results according to time | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---------------------------|--------|-----------|--------------|---------|---------|-----------|--------|-----------|-------|-------|-------|------|-------|-------|--------------|-------|------|-------|-------|-------|------------|-------|-------|-------|-------|-------|------------|
| <div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black;"> General Level Type </div> <ul style="list-style-type: none"> [-] Root <ul style="list-style-type: none"> [-] Εισαγωγή στον Προγραμματισμό <ul style="list-style-type: none"> [+] Εισαγωγικές Έννοιες [+] Εργαστηριακές Ασκήσεις [-] Εργασίες <ul style="list-style-type: none"> [-] Εργασία 1η [-] Εργασία 2η [-] Εργασία 3η [-] Εργασία 4η | <p>Students subscribed to the lesson 176</p> <p>Active users 115 (65.3409090909091%)</p> <p>Correctly Classified Instances 172 58.9041 % out of 292 attempts</p> <p>Incorrectly Classified Instances 120 41.0959 % out of 292 attempts</p> <p>Attempts with inappropriate results (<300) are 158 out of 292</p> <p>Attempts with sufficient results (300<=x<380) are 31 out of 292</p> <p>Attempts with Satisfying results (>=380) are 103 out of 292</p> <p>=== Detailed Accuracy By Class ===</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>TP Rate</th> <th>FP Rate</th> <th>Precision</th> <th>Recall</th> <th>F-Measure</th> <th>Class</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0.653</td> <td>0.392</td> <td>0.69</td> <td>0.653</td> <td>0.671</td> <td>Inapropriate</td> </tr> <tr> <td>0.372</td> <td>0.06</td> <td>0.516</td> <td>0.372</td> <td>0.432</td> <td>Sufficient</td> </tr> <tr> <td>0.573</td> <td>0.267</td> <td>0.456</td> <td>0.573</td> <td>0.508</td> <td>Satisfying</td> </tr> </tbody> </table> | | | | | TP Rate | FP Rate | Precision | Recall | F-Measure | Class | 0.653 | 0.392 | 0.69 | 0.653 | 0.671 | Inapropriate | 0.372 | 0.06 | 0.516 | 0.372 | 0.432 | Sufficient | 0.573 | 0.267 | 0.456 | 0.573 | 0.508 | Satisfying |
| TP Rate | FP Rate | Precision | Recall | F-Measure | Class | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 0.653 | 0.392 | 0.69 | 0.653 | 0.671 | Inapropriate | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 0.372 | 0.06 | 0.516 | 0.372 | 0.432 | Sufficient | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 0.573 | 0.267 | 0.456 | 0.573 | 0.508 | Satisfying | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

Εικόνα 102. Αποτελέσματα του WEKA για κατηγοριοποίηση με βάση χρόνο-βαθμό-προσπάθειες

Στην τέταρτη άσκηση παρατηρούμε αρχικά πως συμμετέχουν 115 άτομα, από τα 176 εγγεγραμμένα. Η πιο σημαντική παρατήρηση όμως είναι πως η στατιστική κατηγοριοποίηση, που έκανε το LDAT Tool έγινε κατά το ήμισυ σωστά. Οι σωστά κατηγοριοποιημένες προσπάθειες ήταν μόλις 172, που αντιστοιχούν στο 58,9041%, ενώ οι λάθος κατηγοριοποιημένες προσπάθειες ήταν 120, δηλαδή 41,0959%. Το WEKA, λοιπόν, μας δείχνει πως από τις 292 προσπάθειες που έγιναν οι 158 ήταν ανεπαρκείς, οι 31 επαρκείς και 103 ικανοποιητικές.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Συμπεράσματα

6.1 Επισκόπηση Συστήματος

Η ηλεκτρονική μάθηση αναπτύσσεται ραγδαία και είναι ένα πολλά υποσχόμενο κομμάτι της εκπαίδευσης σήμερα. Παρέχεται στους χρήστες μέσω συστημάτων, που μέσα από τη χρήση του διαδικτύου, παρέχουν κατανομή του μαθησιακού υλικού, επικοινωνία μεταξύ των μαθητών και των καθηγητών, διαχείριση του συστήματος και άλλα. Αυτά τα συστήματα ονομάζονται Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης, έχουν πολλά πλεονεκτήματα, παρέχοντας ευέλικτο μαθησιακό περιβάλλον, όπου οι παράγοντες του χρόνου και του τόπου δεν παίζουν κανένα ρόλο, ενώ ταυτόχρονα παρέχουν υψηλής ποιότητας μάθηση. Παρόλαυτά, όταν χρησιμοποιούν οι μαθητές αυτά τα εργαλεία είναι δύσκολο να αξιολογηθεί η επάρκεια και η απόδοση της μαθησιακής διαδικασίας. Δυστυχώς δεν υπάρχουν πολλά εργαλεία, που να παρέχουν αυτές τις πληροφορίες για τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης που χρησιμοποιούν. Η ύπαρξη αυτής της ανάγκης μας οδήγησε στη δημιουργία αυτού του εργαλείου.

Σε αυτή την εργασία, αρχικά μελετήθηκαν από τη βιβλιογραφία η χρήση της εξόρυξης γνώσης και η εφαρμογή των τεχνικών της στα ΣΔΜ. Στη συνέχεια, επικεντρωθήκαμε στη μηχανική μάθηση και πιο συγκεκριμένα στους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης του WEKA.

Στη συνέχεια, με τη χρήση της VB.NET, της βάσης του sql server καθώς και του WEKA, με τη βοήθεια ενδιάμεσων εργαλείων, για να επιτευχθεί η επικοινωνία μεταξύ της JAVA και της VB.NET αναπτύχθηκαν οι διάφορες επιλογές, μελέτης των μαθησιακών επιδόσεων με κριτήριο τις επιδόσεις των μαθητών στις διάφορες μορφές εξέτασης.

Οι διαδικασίες, που μπορεί πλέον και εκτελεί το πρόγραμμα του LDAT Tool είναι:

- Προετοιμασία δεδομένων και επιλογή μαθημάτων
- Εξαγωγή στατιστικών συμπερασμάτων με βάση τους χρήστες
- Εξαγωγή στατιστικών συμπερασμάτων με βάση το χρόνο

- Δημιουργία ακολουθιακών σεναρίων και κανόνων συσχέτισεων
- Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο των μαθητών
- Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο και τους βαθμούς
- Κατηγοριοποίηση με βάση τους το χρόνο και τους ικανοποιητικούς βαθμούς
- Κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο, τους βαθμούς και τις προσπάθειες

6.2 Σύγκριση με άλλα συστήματα

Σε προηγούμενη παράγραφο αναφερθήκαμε στο σύστημα QM. Σε σύγκριση με το LDAT Tool παρατηρούμε πως για τη μελέτη των αποτελεσμάτων, δε χρησιμοποιούνται όλοι οι αλγόριθμοι, αλλά μόνο δύο, ο PRISM και ο EM. Το εργαλείο τους (QM) δεν έχει κάποια ενδιαμέση πλατφόρμα, όπου ο χρήστης θα μπορεί να επιλέξει ποιά δεδομένα θέλει να επεξεργαστεί, ποια είναι τα χαρακτηριστικά, που τον ενδιαφέρουν και πως τα κατηγοριοποιεί (π.χ. δεν μπορεί να κάνει κατηγοριοποίηση με βάση το χρόνο και το βαθμό, ή δεν μπορεί να θέσει ο καθηγητής τα κριτήρια για το ποιός βαθμός είναι καλός, μέτριος ή άσχημος). Τέλος, δεν παρέχει γενικά στατιστικά για τις κινήσεις των χρηστών και των καθηγητών, όπως στο LDAT Tool, που μπορούμε να μελετήσουμε των αριθμό των επισκέψεων κατά τη διάρκεια της μέρας, να βρούμε πρότυπα πλοήγησης και άλλα.

Ομοίως, στα προηγούμενα αναφερθήκαμε και σε ένα εργαλείο εξόρυξης γνώσης με τη χρήση του Moodle. Σε σύγκριση του προηγούμενου με το LDAT Tool, παρατηρούμε πως δεν παρέχει κατάλληλη διεπαφή, ώστε ο καθηγητής να μπορεί να καθορίσει τα κριτήρια με βάση τα οποία θα γίνει η κατηγοριοποίηση (annotations) και επίσης περιορίζεται να κάνει χαρακτηρισμούς και να παρέχει στατιστικά με βάση τους βαθμούς, και όχι και για τους χρόνους, ή τα πρότυπα πλοήγησης, που μπορεί να αναπτυχθούν. Επίσης, τα αποτελέσματα, που επιστρέφει το WEKA στο Moodle δεν αναλύονται, απλά παρέχονται αυτούσια, αλλά παρέχεται γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων, κάτι το οποίο είναι αρκετά φιλικό προς το χρήστη.

Στον ακόλουθο πίνακα παρουσιάζονται τα στοιχεία, που χρησιμοποιούνται σε κάθενα από τα τρία συστήματα, ώστε να γίνει περισσότερο κατανοητή η σύγκριση.

| Κριτήρια σύγκρισης | LDAT Tool | QM | Moodle Mining Tool |
|--|-----------|----|--------------------|
| Ανατροφοδότη τους καθηγητές | ✓ | ✓ | ✓ |
| Ανατροφοδοτεί τους μαθητές | | ✓ | |
| Εξάγει παιδαγωγικές στρατηγικές χρηστών | | ✓ | |
| Χρήση WEKA κατηγοριοποιητών | ✓ | ✓ | ✓ |
| Χρήση WEKA συσταδοποιητών και κανόνων συσχέτισης | | | ✓ |
| Ευελιξία στη χρήση αλγορίθμων | ✓ | | ✓ |
| Επιλογή συγκεκριμένων δεδομένων δείγματος | ✓ | | |
| Καθορισμός κριτηρίων χαρακτηρισμών | ✓ | | |
| Στατιστικά για όλες τις κινήσεις και βάσει πολλών διαφορετικών κριτηρίων | ✓ | | |
| Στατιστικά βαθμών | ✓ | | ✓ |
| Ξεχωριστή διεπαφή, για το χρήστη (όχι αυτόματη επεξεργασία) | ✓ | | |
| Γραφική αναπαράσταση αποτελεσμάτων | | | ✓ |

Πίνακας 7. Πίνακας σύγκρισης προγραμμάτων εξόρυξης γνώσης στα ΣΔΜ

6.3 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Αν και το LDAT Tool εκτελεί διαδικασίες με σωστό και πλήρη τρόπο, μπορεί να δεχθεί επεκτάσεις. Υπάρχουν μερικές λειτουργίες, που μπορούν να το εμπλουτίσουν και να το ολοκληρώσουν, οι οποίες είναι οι ακόλουθες:

- Τέλος, σε όλα τα συστήματα εξόρυξης γνώσης από τα ΣΔΜ, που αναφέρθηκαν στην εργασία, γίνεται αναφορά και μελέτη στα πρότυπα πλοήγησης, μέσα από τις σελίδες των μαθημάτων και τους βαθμούς στις εξετάσεις και στις εργασίες. Ένα αρκετά ενδιαφέρον βήμα θα ήταν η ενσωμάτωση και μελέτη όχι μόνο των προηγούμενων αλλά και της

συμπεριφοράς των χρηστών μέσα από τις ομάδες συζητήσεων, που παρέχουν τα ΣΔΜ. Αυτό θα μας οδηγήσει σε πιο βαθιά κατανόηση και πιο ολοκληρωμένη μελέτη της μαθησιακής συμπεριφοράς, που θα παράγει έγκυρα και πλήρη αποτελέσματα προς τον καθηγητή.

- Το εργαλείο είναι σχεδιασμένο για να κάνει μόνο κατηγοριοποίηση των μαθητών. Θα μπορούσε να γίνει επέκτασή του, ώστε να παρέχει δυνατότητα συσταδοποίησης και εξαγωγής κανόνων συσχετισμού, για πιο περιεκτικά και πλήρη δεδομένα
- Μέχρι αυτή τη στιγμή, όλη η μελέτη, που έχει πραγματοποιηθεί, έχει γίνει με βάση το ΣΔΜ της IBM-Lotus. Στο μέλλον ίσως κριθεί αναγκαίο να γίνει πιο ευέλικτο και δυναμικό, ώστε να προσαρμόζεται και με δεδομένα άλλων ΣΔΜ, όπως το Moodle. Για να γίνει αυτό, λόγω του ότι η βάση δεδομένων του LDAT Tool είναι προσαρμοσμένη στις ανάγκες και στα πρότυπα της IBM πλατφόρμας, χρειάζεται κάποιος σύνδεσμος, που να δέχεται τα δεδομένα από κάποιο ΣΔΜ, να τα μετατρέπει κατάλληλα και να τα αποθηκεύει στους πίνακες του LDAT Tool ώστε να είναι έτοιμα για επεξεργασία.

Βιβλιογραφικές Αναφορές

- [1] David Monk, “Using Data Mining for e-Learning Decision Making”, The Electronic Journal of e-Learning Volume 3 Issue 1, pp 41-54.
- [2] Klaus P. Jantke, Steffen Lange, “Learning by doing and learning when doing”, <http://www.dfki.de/~jantke>
- [3] Mor E., Minguillon J., “E-learning Personalization based on Itineraries and Long term Navigational Behavior”, ACM 2004.
- [4] Ueno M., “Data Mining and text mining technologies for collaborative learning in an ILMS “Samurai””, Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 2004.
- [5] Zaiane O.R., “Web Usage Mining for a better Web-based Learning Environment”, In Proc. of Conference on Advanced Technology for Education, Alberta 2001.
- [6] Zaiane O. R., Luo J., “Towards Evaluating Learners’ Behavior in a Webbased Distance Learning Environment”, In Proc. of IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT01), Madison, WI.
- [7] Abdelghani B., Eswara V., Bouchra B., Minel: “A framework for mining e-learning logs”, Proceedings of the 5th IASTED international conference on Web-based education, Mexico 2006.
- [8] Ueno M., Nagoaka K., “Learning Log Database and Data Mining system for e-Learning –On-Line Statistical Outlier Detection of irregular learning processes”, IEEE 2002.
- [9] Foss A., Wang W., Zaiane O. R., “A Non-Parametric Approach to Web Log Analysis”, In Proc. Of Workshop on Web Mining in First International Conference on Data Mining (SDM2001), Chicago.
- [10] Farah Habib Chanchary, Indrani Haque, Md. Saifuddin Khalid, “ Web Usage Mining to Evaluate the Transfer of Learning in a Web-based Learning Environment”, In Proc. Of 2008 Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining

<http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/login.jsp?url=/iel5/4470328/4470329/04470388.pdf?arnumber=4470388>

- [11] C. Pahl, "Learning Style Identification in E-Learning Environments using Data Mining Technology," EnCKompass Workshop, France, 2002.
- [12] R. M. Felder and L. K. Silverman, "Learning and Teaching Styles in Engineering Education," *Engineering Education*, vol. 78, pp. 674-681, 1988.
- [13] Hafidh Ba-Omar, Ilias Petrounias and Fahad Anwar, "A Framework for Using Web Usage Mining to Personalise E-learning", Seventh IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2007)
- [14] C. Groeneboer, D. Stocdey, T. Calvert, Virtual-U: "A collaborative model for online learning environments", Proceedings Second International Conference on Computer Support for Collaborative Learning, Toronto, Ontario. December, 1997.
- [15] WebCT <http://www.webct.com/>
- [16] . R. ZaYane, M. Xin, J. Han, "Discovering Web Access Patterns and Trends by Applying OLAP and Data Mining Technology on Web Logs", Proceedings from the ADL'98 -Advances in Digital Libraries, Santa Barbara, 1998.
- [17] M. N. Garofalakis, R. Rastogi, S. Seshadri, K. Shim, "Data Mining and the Web: Past, Present and Future", Proceedings of WIDM99, Kansas City, U.S.A.. 1999.
- [18] Osmar R. Zaiane and Jun Luo, "Towards Evaluating Learners' Behaviour in a Web-Based Distance Learning Environment", <http://ieeexplore.ieee.org/ielx5/7507/20425/00943944.pdf?arnumber=943944>
- [19] J. Srivastava , R. Cooley, M. Deshpande, P. Tan. "Web Usage Mining: Discovery and Applications of Usage Patterns form Web Data", SIGKDD Explorations. Vol. 1, No.2, Jan. 2000.
- [20] Carr, B. and I. Goldstein, "Overlays: a Theory of Modeling for Computer-aided Instruction" 1977, MIT: Technical Report, AI Lab Memo 406.

- [21] Corbett, A. and J. Anderson, "Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge". User modeling and user-adapted interaction, 1995.p. 253-278.
- [22] Joseph E. Beck, "Difficulties in inferring student knowledge from observations (and why you should care)", <http://edm.activemath.org/node/15>
- [23] M. E. J. Newman, "The Structure and Function of Complex Networks", SIAM Review 45, 167-256, 2003.
- [24] Jan Martinovic, Pavla Drabdilova, Kateřina Slaninová, Václav Šnášel, "Relation Analysis in eLearning", <http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/login.jsp?url=/iel5/4557818/4557819/04557848.pdf?temp=x>
- [25] H. Ebel, L.I. Mielsch, S. Bornholdt, "Scale-free topology of e-mail networks", Physical Review E 66, art. no. 035103, 2002.
- [26] Naresh Barsagade (2003). "Web Usage Mining and Pattern Discovery: A Survey Paper", <http://engr.smu.edu/~mhd/8331f04/barsagada.doc>
- [27] Ming-Syan Chen, Jiawei Han, Philip S. Yu (1996). "Data Mining: An Overview from Database Perspective"
- [28] Yan Wang (2000). "Web Mining and Knowledge Discovery of Usage Patterns", <http://softbase.uwaterloo.ca/~tozsu/courses/cs748t/surveys/wang.pdf>
- [29] Data base schema <http://www.emeraldinsight.com/fig/0410140602003.png>
- [30] Geoffrey Holmes, Andrew Donkin, and Ian H. Witten "WEKA: A Machine Learning Workbench", http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=396988
- [31] Farah Habib Chanchary, Indrani Haque, "Preparedness of E-Learners: A Study on First Year University Students", <http://phd-it.siam.edu/Conference2007/documents/Preparedness%20of%20E-Learners%20A%20Study%20on%20First%20Year%20University%20Students.pdf>

- [32] Anne Meier & Hans Spada & Nikol Rummel, “A rating scheme for assessing the quality of computer-supported collaboration processes”, Springer, *Computer-Supported Collaborative Learning* (2007) 2:63–86
- [33] C. Pahl, “Data mining for the analysis of content interaction in web-based learning and training systems”, <http://library.witpress.com/pages/PaperInfo.asp?PaperID=18304>
- [34] Hamalainen, W., Vinni, M.: Comparison of machine learning methods for intelligent tutoring systems. In: Proc. of Int. Conf. in Intelligent Tutoring Systems (2006) 525–534.
- [35] Huysmans J., Baesens B., Vanthienen J.: Using Rule Extraction to Improve the Comprehensibility of Predictive Models. FETEW Research Report (2006) 1-55
- [36] Enrique García, Cristóbal Romero, Sebastián Ventura, Toon Calders, “Drawbacks and solutions of applying association rule mining in learning management systems”, *Proceedings of the International Workshop on Applying Data Mining in e-Learning 2007*
- [37] M. Delgado Calvo-Flores, E. Gibaja Galindo, M. C. Pegalajar Jiménez, and O. Pérez Piñeiro, “Predicting students’ marks from Moodle logs using neural network models”, *Current Developments in Technology-Assisted Education* (2006), <http://www.formatex.org/micte2006/pdf/586-590.pdf>
- [38] Introduction to Moodle, <http://www.buddyproject.org/resources/moodle/pdf/MoodleIntroS.pdf>
- [39] S. Retalis, A. Papasalouros, Y. Psaromiligkos, S. Siscos, T. Kargidis, “Towards Networked Learning Analytics – A concept and a tool”, *Networked Learning 2006*
- [40] IBM Lotus manual <ftp://ftp.software.ibm.com/software/lotus/lotusweb/lms/LMSBrochure.pdf>
- [41] Weka Library and Information, <http://weka.wiki.sourceforge.net/Use+Weka+with+the+Microsoft+.NET+Framework>
- [42] GNU Project, <http://www.gnu.org/software/classpath/classpath.html>
- [43] OOJNIAAdd-in .NET,

- http://www.sharewareplaza.com/OOJNI-Add-in-NET-C-for-VS2005-download_43587.html
- [44] Database Interoperability,
<http://www.devx.com/interop/Article/19952/0/page/2>
- [45] Maria Orfanidou (2007), “A Tool for Investigating Students' Access Patterns of a Web-based Learning Management System”, MSc in Information Technology, School of Computing, TEI Piraeus
- [46] http://www.google.gr/url?sa=t&source=web&ct=res&cd=5&url=http%3A%2F%2Fbanyan.cm.nctu.edu.tw%2Fcomputernetwork2%2FSurvey%2520of%2520packet%2520classification%2520Algorithms.ppt&ei=SsXASYC1LteMsAbfvbi0DQ&usg=AFQjCNEDs31YIT_TXffRRBfYdtV4lBPg&sig2=FCEjrbf_oT5ntgYAVqCeyg
- [47] Details of Clustering Algorithms,
<http://maya.cs.depaul.edu/~classes/ds575/clustering/CL-alg-details.html>
- [48] What is Data Mining,
<http://www.anderson.ucla.edu/faculty/jason.frand/teacher/technologies/palace/datamining.htm>
- [49] E.García, C.Romero, S.Ventura, C.de Castro, “An architecture for making recommendations to courseware authors using association rule mining and collaborative filtering”,
<http://www.springerlink.com/content/h076718l720718n3/>
- [50] Government Data Mining,
<http://techliberation.com/2008/11/03/government-data-mining-the-need-for-a-legal-framework/>
- [51] Data Mining: What General Managers need to know,
http://harvardbusinessonline.hbsp.harvard.edu/b01/en/common/item_detail.jhtml%3Bjsessionid=NE4C5VPQPJSDAAKRGWDSELQBKE0YIISW?id=U9910D&referral=2341
- [52] Dumitru Dan Burdescu, Marian Cristian Mihaescu, «Enhancing the Assessment Environment within a Learning Management Systems», EUROCON 2007 The International Conference on “Computer as a Tool”

- [53] Cristobal Romero, Sebastian Ventura, Enrique Garcia, «Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial», *Computers & Education* 51 (2008) 368–384, Elsevier
- [54] Jing Luan, «Data Mining and Knowledge Management in Higher Education-Potential Applications», Presentation at AIR Forum, Toronto, Canada
- [55] Jack Mostow, Joseph Beck, Hao Cen, Andrew Cuneo, Evandro Gouvea, and Cecily Heiner, «An Educational Data Mining Tool to Browse Tutor-Student Interactions: Time Will Tell!»