

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
Τμήμα Ηλεκτρολόγων & Ηλεκτρονικών Μηχανικών
www.eee.uniwa.gr

Θηβών 250, Αθήνα-Αιγάλεω 12244
Τηλ. +30 210 538-1225, Fax. +30 210 538-1226



UNIVERSITY of WEST ATTICA
FACULTY OF ENGINEERING
Department of Electrical & Electronics Engineering
www.eee.uniwa.gr

250, Thivon Str., Athens, GR-12244, Greece
Tel:+30 210 538-1225, Fax:+30 210 538-1226

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
Ηλεκτρικές & Ηλεκτρονικές Επιστήμες μέσω Έρευνας

Master of Science By Research in
Electrical & Electronics Engineering

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Εξόρυξη, Ανάλυση και Οπτικοποίηση Εκπαιδευτικών Δεδομένων από
Πλατφόρμες Ηλεκτρονικής Μάθησης.



Μεταπτυχιακός Φοιτητής: Σιάφης Βησσαρίων, ΑΜ: 37
Επιβλέπων / Επιβλέπουσα: Ραγκούση Μαρία, Καθηγήτρια

ΑΙΓΑΛΕΩ, Φεβρουάριος 2021

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
Τμήμα Ηλεκτρολόγων & Ηλεκτρονικών Μηχανικών
www.eee.uniwa.gr

Θηβών 250, Αθήνα-Αιγάλεω 12244
Τηλ. +30 210 538-1225, Fax. +30 210 538-1226



UNIVERSITY of WEST ATTICA
FACULTY OF ENGINEERING
Department of Electrical & Electronics Engineering
www.eee.uniwa.gr

250, Thivon Str., Athens, GR-12244, Greece
Tel: +30 210 538-1225, Fax: +30 210 538-1226

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών
Ηλεκτρικές & Ηλεκτρονικές Επιστήμες μέσω Έρευνας

Master of Science By Research in
Electrical & Electronics Engineering

MSc Thesis

Extraction, Analysis and Visualization of Educational Data from E-Learning
Platforms.



Student: Siafis Vissarion, Registration Number: 37

MSc Thesis Supervisor: Rangoussi Maria, Professor

ATHENS-EGALEO, February 2021

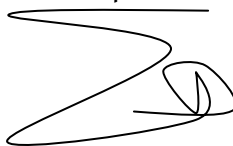
Η Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία έγινε αποδεκτή, εξετάστηκε και βαθμολογήθηκε από την εξής τριμελή εξεταστική επιτροπή:

Επιβλέπουσα	Μέλος	Μέλος
Μαρία Ραγκούση	Περικλής Παπαδόπουλος	Αικατερίνη Ζαχαριάδου
Καθηγήτρια	Καθηγητής	Καθηγήτρια

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Σιάφης Βησσαρίων του Γεωργίου, με αριθμό μητρώου 37 φοιτητής του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών Ηλεκτρικές και Ηλεκτρονικές Επιστήμες μέσω έρευνας του Τμήματος Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω ότι: «Είμαι ο συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας και κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του τίτλου μου».

Ο Δηλών



Μεταπτυχιακός Φοιτητής

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η συσσώρευση μεγάλου όγκου ετερογενών δεδομένων και η ραγδαία ανάπτυξη των τεχνολογιών εξόρυξης τους υπέδειξε τη δυνατότητα υιοθέτησής τους και στην εκπαίδευση. Πρόσφατα πλήθος μελών των εκπαιδευτικών κοινοτήτων επέδειξε αξιοσημείωτη δραστηριότητα στην εξερεύνηση, διαχείριση και ενσωμάτωση δεδομένων προερχομένων από μεγάλες εκπαιδευτικές συλλογές οι οποίες εμπεριέχουν επωφελή γνώση. Στο πλαίσιο αυτό η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων βρίσκεται στη διασταύρωση των επιστημών της πληροφορικής, της εκπαίδευσης και της στατιστικής και επικεντρώνεται στην ανάπτυξη και εφαρμογή μεθόδων και τεχνικών για την ανακάλυψη νέων μοντέλων και την εξαγωγή πληροφοριών από εκπαιδευτικά δεδομένα. Μεταξύ των πολλών συστημάτων διαχείρισης μάθησης που έχουν αναπτυχθεί, το Moodle αποτελεί κυρίαρχο και δημοφιλές σύστημα κατέχοντας το μεγαλύτερο μερίδιο χρήσης στον ακαδημαϊκό χώρο. Η χαμηλή τεχνική πολυπλοκότητα που διαθέτει και η ποικιλία δομικών μονάδων και δραστηριοτήτων που υποστηρίζει αποτελούν ορισμένα μόνο από τα δημοφιλή κριτήρια επιλογής του. Η έρευνα αυτή έχει ένα διττό στόχο. Ο πρώτος αφορά σε επιλογή και ενσωμάτωση ειδικών μονάδων (block) και πρόσθετων αναφορών στο περιβάλλον Moodle και η μετέπειτα εφαρμογή τους σε πραγματικά δεδομένα του μεταπτυχιακού μαθήματος με τίτλο «Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης & Εξ' Αποστάσεως Εκπαίδευσης» του μεταπτυχιακού προγράμματος «Τεχνολογίες Πληροφοριών & Επικοινωνιών για την Εκπαίδευση» που προσφέρεται από κοινού από τα Πανεπιστήμια Αθηνών, Θεσσαλίας και Δυτικής Αττικής. Ο δεύτερος αφορά σε αξιοποίηση των εξωτερικών εργαλείων Gephi, Weka, ProM και Javascript Infonis Toolkit στην εξόρυξη και οπτικοποίηση πληροφοριών σε προγενέστερο ή/ και πραγματικό χρόνο εκπαιδευτικών δεδομένων προερχομένων από το ίδιο μεταπτυχιακό μάθημα που προσφέρεται στο moodle. Σε αυτήν την κατεύθυνση, η παρούσα μελέτη εφαρμόζει πειραματικά και συγκρίνει δημοφιλή εργαλεία εξόρυξης δεδομένων και οπτικοποίησης στα δεδομένα του μαθήματος. Τα αποτελέσματα αυτής της ανάλυσης επισημαίνουν την ανάγκη για συνδυασμένη χρήση περισσότερων από ένα μεμονωμένων εργαλείων, προκειμένου να καταγραφεί μια ολοκληρωμένη εικόνα των δεδομένων και να αποκαλυφθούν οι σχέσεις μεταξύ των εμπλεκόμενων μεταβλητών.

ΛΕΞΕΙΣ – ΚΛΕΙΔΙΑ: Συστήματα Πληροφοριών → Εφαρμογές Συστημάτων Πληροφοριών → Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων, Ανθρωποκεντρικός Υπολογισμός → Οπτικοποίηση → Εμπειρικές Μελέτες Οπτικοποίησης, Εφαρμοσμένη Πληροφορική → Εξόρυξη Γνώσης σε Δεδομένα → Εκπαίδευση.

ABSTRACT

The accumulation of a large volume of heterogeneous data and the rapid development of their mining technologies indicated the possibility of their adoption in education. Recently, a large number of members of the educational community have shown remarkable activity in exploring, managing and integrating data from large educational collections that contain useful knowledge. In this context, educational data mining is at the crossroads of computer science, education and statistics and focuses on the development and application of methods and techniques for discovering new models and extracting information from educational data. Among the many learning management systems that have been developed, Moodle is a dominant and popular system with the largest share of use in academia. Its low technical complexity and the variety of building units and activities it supports are just some of its popular selection criteria. This research has a dual purpose. The first employs a choice of Moodle blocks to mine and visualize real field data from a graduated course offered on a blended learning scheme entitled "E-Learning Systems & Distance Learning" of the postgraduate program "Information & Communication Technologies for Education" offered jointly by the Universities of Athens, Thessaly and West Attica. The second concerns the utilization of the external tools Gephi, Weka, ProM and Javascript Infovis Toolkit in the extraction and visualization of information in previous and/ or real-time educational data from the same postgraduate course offered at moodle. In this context, the present work applies experimentally and compares popular data mining and visualization tools to course data. The results of this analysis point out the need for the combined use of more than one single tool in order to capture a comprehensive view of the data and to reveal relations among involved variables.

KEYWORDS: Information Systems → Information Systems Applications → Educational Data Mining, Human-Centered Computing → Visualization → Empirical Studies in Visualization → Information systems → Information systems applications, Applied Computing → Data Mining → Education.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θερμές και ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να εκφράσω στην επιβλέπουσα καθηγήτρια κ. Ραγκούση Μαρία για την εμπιστοσύνη που μου επέδειξε αναθέτοντάς μου την εκπόνηση της παρούσας μεταπτυχιακής διπλωματικής εργασίας και για την επίβλεψη και καθοδήγηση που μου παρείχε κατά τη διάρκεια της εκπόνησής της. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Φειδάκη Μιχαήλ για την αμεσότητά του και τη συμβολή του στην ερευνητική διαδικασία.

Επίσης θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στη σύζυγό μου Δήμητρα και στα παιδιά μου Γιώργο και Κωνσταντίνο για την υπομονή και την κατανόηση που έδειξαν καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου στα πλαίσια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών στις «Ηλεκτρικές & Ηλεκτρονικές Επιστήμες μέσω Έρευνας».

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	13
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Μικτή Μάθηση (Blended Learning) & Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης.	
1.1 Εισαγωγή.....	16
1.2 Περιγραφή Μικτής Μάθησης (Blended Learning).....	16
1.3 Σύγχρονες τάσεις και ισχυρισμοί για τη Μικτή Μάθηση.....	18
1.4 Η Μικτή Μάθηση στην Τριτοβάθμια Εκπαίδευση.....	19
1.5 Κατηγορίες Ηλεκτρονικής Μάθησης.....	20
1.6 Μορφές και Μοντέλα Ηλεκτρονικής Μάθησης.....	20
1.7 Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης.....	22
1.7.1 Δημοφιλή Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (LMSs).....	23
1.7.2 Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης Moodle.....	23
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων.	
2.1 Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases).....	25
2.2 Βασικές Έννοιες και Ορισμοί της DM και της EDM.....	26
2.2.1 Βασικές Έννοιες και Ορισμοί της Εξόρυξης Δεδομένων (DM).....	26
2.2.2 Βασικές Έννοιες και Ορισμοί της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM).....	27
2.3 Ερευνητικά Πεδία & Ερωτήματα της EDM.....	28
2.3.1 Ερευνητικά Πεδία της EDM.....	28
2.3.2 Ερευνητικά Ερωτήματα της EDM.....	30
2.4 Κατηγορίες της EDM.....	31
2.5 Μέθοδοι και Τεχνικές της EDM.....	32
2.5.1 Πρόβλεψη (Prediction).....	33
2.5.2 Ομαδοποίηση (Clustering).....	35
2.5.3 Εξόρυξη Σχέσεων (Relationship Mining).....	38
2.5.4 Απόσταξη Δεδομένων για Ανθρώπινη Κρίση (Distillation of Data for Human Judgment).....	42
2.5.5 Ανακάλυψη με Μοντέλα (Discovery with Models).....	43
2.5.6 Ανίχνευση Ακραίων Τιμών (Outlier Detection).....	44
2.5.7 Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων (Social Network Analysis – SNA).....	45
2.5.8 Εξόρυξη Διεργασιών (Process Mining).....	46
2.5.9 Εξόρυξη Κειμένου (Text Mining).....	49

2.5.10 Ανίχνευση Γνώσης (Knowledge Tracing).....	50
2.5.11 Παραγοντοποίηση Πινάκων (Matrix Factorization).....	50
2.6 Δεδομένα Ανάλυσης σε Μελέτες EDM.....	51
2.7 Τύποι Δεδομένων στην EDM.....	52
2.8 Διαδικασία Εφαρμογής της EDM.....	56
2.9 Εργασίες Προ-Επεξεργασίας Δεδομένων (Pre-Processing Tasks).....	57
2.9.1 Συλλογή Δεδομένων (Data Gathering).....	59
2.9.2 Συγκέντρωση/ Ενσωμάτωση Δεδομένων (Data Aggregation/ Integration).....	60
2.9.3 Καθαρισμός Δεδομένων (Data Cleaning).....	61
2.9.4 Αναγνώριση Χρήστη & Περιόδου Σύνδεσης (User & Session Identification).....	62
2.9.5 Επιλογή Χαρακτηριστικών (Attribute Selection).....	62
2.9.6 Φιλτράρισμα Δεδομένων (Data Filtering).....	63
2.9.7 Μετασχηματισμός Δεδομένων (Data Transformation).....	63
2.10 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	64
2.10.1 Εισαγωγή.....	64
2.10.2 Ερευνητικά έργα EDM μοντελοποίησης των φοιτητών (Student Modeling).....	64
2.10.3 Ερευνητικά έργα EDM μοντελοποίησης της συμπεριφοράς των φοιτητών.....	66
2.10.4 Ερευνητικά έργα EDM διερεύνησης & πρόβλεψης της μαθησιακής επίδοσης των φοιτητών.....	67
2.10.5 Ερευνητικά έργα EDM εποπτείας και ενίσχυσης της αυτοπραγμάτωσης και της αυτογνωσίας.....	71
2.10.6 Ερευνητικά έργα υποστήριξης και βελτίωσης των υπηρεσιών αξιολόγησης και ανατροφοδότησης.....	71
2.10.7 Ερευνητικά έργα βασισμένα στα προγράμματα σπουδών, στη γνώση του τομέα, στη διδακτική μεθοδολογία και στην υποστήριξη των εκπαιδευτικών.....	72
2.10.8 Σύγχρονες περιοχές ενδιαφέροντος της ερευνητικής κοινότητας της EDM.....	73
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Οπτικοποίηση Εκπαιδευτικών Δεδομένων.	
3.1 Εισαγωγή στην Οπτικοποίηση Πληροφοριών (Information Visualization).....	75
3.1.1 Οπτική Αναπαράσταση (Visual Representation).....	75
3.1.2 Αλληλεπίδραση (Interaction).....	76
3.1.3 Αφηρημένα Δεδομένα (Abstract Data).....	76
3.1.4 Ενίσχυση της Γνώσης (Cognitive Amplification).....	76
3.2 Αρχές Σχεδίασης Οπτικών Αναπαραστάσεων (Design Visualization Principles)...	78
3.2.1 Χωρική Σαφήνεια στην Οπτικοποίηση (Spatial Clarity).....	78
3.2.2 Γραφική Υπεροχή (Graphical Excellence).....	79

3.3 Οπτικοποιήσεις σε Εκπαιδευτικά Λογισμικά (Visualizations in Educational Softwares).....	79
3.3.1 Οπτικοποιήσεις των Μοντέλων Χρηστών (Visualization of User Models).....	80
3.3.2 Οπτικοποίηση των Ηλεκτρονικών Επικοινωνιών (Visualization of Online Communications).....	82
3.3.3 Οπτικοποίηση των Δεδομένων παρακολούθησης των Φοιτητών (Visualization of Student Tracking Data).....	84
3.4 Οπτικοποιήσεις Εκπαιδευτικών Δεδομένων μέσω άλλων Λογισμικών (Visualizations of Educational Data through other Softwares).....	86
3.4.1 Λογισμικό GEPHI.....	86
3.4.2 Λογισμικό WEKA.....	87
3.4.3 Λογισμικό PROM.....	88
3.4.4 Εργαλειοθήκη Javascript Infovis (JavaScript Infovis Toolkit)	89
3.5 Σύνοψη	90
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Εργαλεία Εξόρυξης & Ανάλυσης Εκπαιδευτικών Δεδομένων.	
4.1 Εισαγωγή	91
4.2 Εργαλεία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (Extraction) και υποστήριξης, ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics)	92
4.3 Εργαλεία ομαδοποίησης (Clustering) και ταξινόμησης (Classification) των εκπαιδευτικών δεδομένων	94
4.4 Εργαλεία υποστήριξης μηχανικών χαρακτηριστικών (Feature Engineering)	96
4.5 Εργαλεία οπτικοποίησης για την υποστήριξη της εξόρυξης, ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων (Visualization)	96
4.6 Εργαλεία υποστήριξης ανάλυσης (Analysis Support)	98
4.7 Εργαλεία εξόρυξης, υποστήριξης και ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics) στο σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle	100
4.7.1 GISMO	103
4.7.2 Heatmap	104
4.7.3 Analytics Graphs	104
4.7.4 Configurable Reports	105
4.7.5 Completion Progress	106
4.7.6 Statistics (Graph Stats)	107
4.7.7 Course Dedication	107
4.7.8 Level Up	108
4.7.9 Activity Results	108
4.7.10 Report Overview Statistics	109

4.7.11 Grade Report Quiz Analytics	109
4.7.12 Report Forum Graph	110
4.7.13 Πρόσφατες Επεκτάσεις - Εργαλεία Έκδοσης Moodle 3.8+	111
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Ερευνητικά Ερωτήματα και Μεθοδολογία	
5.1 Εισαγωγή	113
5.2 Ερευνητικά Ερωτήματα	113
5.3 Μεθοδολογία Έρευνας – Συλλογή Πραγματικών Δεδομένων	114
5.4 Κριτήρια Επιλογής Εργαλείων EDM	115
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Εσωτερικά ως προς το Moodle Εργαλεία: Πειραματική Εφαρμογή και Συγκριτική Αξιολόγηση.	
6.1 GISMO	117
6.2 Heatmap	118
6.3 Analytics Graphs	118
6.4 Configurable Reports	123
6.5 Completion Progress	123
6.6 Statistics (Graph Stats)	124
6.7 Course Dedication	125
6.8 Level Up	127
6.9 Activity Results	128
6.10 Report Overview Statistics	128
6.11 Συγκριτική Αξιολόγηση Εργαλείων EDM εντός του Moodle	129
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: Εξωτερικά ως προς το Moodle Εργαλεία: Πειραματική Εφαρμογή και Συγκριτική Αξιολόγηση.	
7.1 Προ-Επεξεργασία Εκπαιδευτικών Δεδομένων	132
7.2 Οπτικοποίηση με χρήση του Εξωτερικού Εργαλείου Gephi	134
7.3 Ανάλυση και Οπτικοποίηση με χρήση του Εξωτερικού Εργαλείου WEKA.....	140
7.3.1 Πρόβλεψη μέσω Weka	140
7.3.2 Οπτικοποίηση με το Weka	146
7.4 Οπτικοποίηση με χρήση του Εξωτερικού Εργαλείου ProM	151
7.5 Οπτικοποίηση με χρήση της Εργαλειοθήκης Javascript Infonis	159
7.6 Συγκριτική Αξιολόγηση των δυνατοτήτων Οπτικοποίησης των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM	162
7.6.1 Κριτήρια Αξιολόγησης της Οπτικοποίησης των δυνατοτήτων των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM	162
7.6.2 Σύγκριση των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM ως προς τα γενικά τους χαρακτηριστικά	164

7.6.3 Σύγκριση των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM ως προς τις Τεχνικές Οπτικοποίησης	165
7.6.4 Σύγκριση μεταξύ των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM βάσει συγκεκριμένων καθηκόντων Οπτικοποίησης (Visualization Tasks)	168
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: Συμπεράσματα – Περαιτέρω Έρευνα.	
8.1 Συμπεράσματα	178
8.2. Περαιτέρω Έρευνα	179
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΠΗΓΕΣ	181

Αντικείμενο, ερευνητικά ερωτήματα και διάρθρωση της εργασίας

Η Εισαγωγή αναφέρεται στο αντικείμενο της εργασίας, οριοθετώντας το όσο καλύτερα είναι δυνατόν αλλά χωρίς ιδιαίτερες λεπτομέρειες. Τίθεται ο βασικός προβληματισμός που οδήγησε στην εκπόνηση της παρούσας εργασίας. Διατυπώνονται τα επιμέρους ερευνητικά ερωτήματα, με σαφήνεια και ακρίβεια. Αναφέρονται εν συντομία τα κενά ή μειονεκτήματα που έχουν εντοπιστεί στις υπάρχουσες μεθόδους προτάσεις / προσεγγίσεις / λύσεις και η ανάγκη βελτίωσής τους και σκιαγραφείται η προσέγγιση που θα υιοθετήσει η παρούσα εργασία. Η συλλογιστική αυτή πρέπει να τεκμηριώνεται με αναφορά στη βιβλιογραφία και τις πηγές. Το αντικείμενο της παρούσας έρευνας είναι η εξόρυξη, ανάλυση και οπτικοποίηση εκπαιδευτικών δεδομένων από πλατφόρμες ηλεκτρονικής μάθησης. Για τις ανάγκες υλοποίησης της μεταπτυχιακής έρευνας θα αξιοποιηθεί η γνώση που προκύπτει μέσω της λεπτομερούς καταγραφής εκπαιδευτικών δεδομένων από το σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle. Στο πλαίσιο αυτό θα αντληθούν δεδομένα από τη διαδικτυακή πλατφόρμα του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής για μεταπτυχιακό μάθημα που προσφέρεται από το Τμήμα Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών.

Οι ερευνητικοί στόχοι της παρούσας μεταπτυχιακής έρευνας συνοψίζονται ως εξής:

- Βιβλιογραφική επισκόπηση της μικτής μάθησης και των συστημάτων διαχείρισης μάθησης,
- Βιβλιογραφική επισκόπηση της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων.
- Βιβλιογραφική επισκόπηση της οπτικοποίησης εκπαιδευτικών δεδομένων.
- Επιλογή και παρουσίαση των διαθέσιμων εργαλείων εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης εκπαιδευτικών δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για τους σκοπούς της μεταπτυχιακής διατριβής.
- Εφαρμογή μεθόδων και τεχνικών εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης δεδομένων σε πραγματικά εκπαιδευτικά δεδομένα.

Στο 1ο Κεφάλαιο αρχικά γίνεται συνοπτική περιγραφή της μικτής μάθησης, με αναφορά παράλληλα στις σύγχρονες τάσεις και στους ισχυρισμούς που την αφορούν καθώς και στην απήχηση που έχει στην τριτοβάθμια εκπαίδευση. Κατόπιν εξετάζονται τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης (e-learning), ενώ γίνεται αναφορά στη δομή και στα χαρακτηριστικά των κατηγοριών της. Έπειτα γίνεται μια συνοπτική περιγραφή των μορφών και μοντέλων ηλεκτρονικής μάθησης που έχουν αναπτυχθεί, ενώ ακολούθως παρουσιάζονται ορισμένα δημοφιλή συστήματα διαχείρισης μάθησης ελεύθερου λογισμικού. Τελικά αιτιολογείται η επιλογή της πλατφόρμας Moodle, που θεωρείται ως η πιο κατάλληλη για την παρούσα έρευνα.

Στο 2ο Κεφάλαιο γίνεται περιγραφή των βασικών εννοιών των περιοχών της KDD, της DM και της EDM, με παράλληλη αναφορά στα ερευνητικά πεδία και ερωτήματα της EDM. Αναλύονται οι κατηγορίες της EDM και περιγράφονται οι μέθοδοι και οι τεχνικές που εφαρμόζονται σε αυτή. Κατόπιν εξετάζονται και καταγράφονται οι διαφορετικοί τύποι δεδομένων που συναντάμε κατά τη διαδικασία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων, ενώ ακολούθως παρουσιάζονται τα στάδια διεξαγωγής της EDM, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στο βασικό στάδιο της προ-επεξεργασίας δεδομένων. Ακολουθεί η βιβλιογραφική επισκόπηση της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (Educational Data Mining, EDM) και παρουσιάζονται αναλυτικά στοιχεία για τις διάφορες προσεγγίσεις της EDM που έχουν αναπτυχθεί και που παρουσιάζουν υψηλό ερευνητικό ενδιαφέρον.

Στο 3ο Κεφάλαιο διερευνάται το ερευνητικό πεδίο της οπτικοποίησης εκπαιδευτικών δεδομένων όπου παρουσιάζονται αναλυτικά στοιχεία για τις διάφορες αναπαραστάσεις της EDM που έχουν αναπτυχθεί. Αναφέρονται οι αρχές σχεδίασης οπτικών αναπαραστάσεων και παρουσιάζονται συγκεκριμένες οπτικοποιήσεις που παρουσιάζουν υψηλό ερευνητικό ενδιαφέρον, με ιδιαίτερη αναφορά στα λογισμικά Gephi, Weka και ProM.

Στο 4ο Κεφάλαιο γίνεται επισκόπηση στα σύγχρονα εργαλεία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων που έχουν αναπτυχθεί και τα οποία έχουν ομαδοποιηθεί βάσει συνάφειας. Επιπροσθέτως ακολουθεί δίπλα σε κάθε διαθέσιμο εργαλείο και μια συνοπτική περιγραφή για τις υποστηριζόμενες λειτουργίες του. Κατόπιν προχωράμε σε επισκόπηση των δυνατοτήτων των διαφόρων εργαλείων εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης δεδομένων που έχουν αναπτυχθεί και που αφορούν στο σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle.

Στο 5ο Κεφάλαιο διατυπώνονται τα ερευνητικά ερωτήματα και περιγράφεται η μεθοδολογία και ο σχεδιασμός της ερευνητικής διαδικασίας που εφαρμόστηκε στο περιβάλλον του μαθήματος όπου τεκμηριώνονται τα κριτήρια βάσει των οποίων προχωρήσαμε στην επιλογή των εργαλείων που χρησιμοποιήθηκαν.

Στο 6ο Κεφάλαιο προχωράμε σε περιγραφή της διαδικασίας ενσωμάτωσης, εφαρμογής και παρουσίασης των αποτελεσμάτων εφαρμογής των πρόσθετων εσωτερικών ως προς το Moodle εργαλείων EDM που εφαρμόστηκαν πειραματικά στο περιβάλλον του μεταπτυχιακού μαθήματος στο Moodle με τίτλο «Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης & Εξ' Αποστάσεως Εκπαίδευσης» του μεταπτυχιακού προγράμματος «Τεχνολογίες Πληροφοριών & Επικοινωνιών για την Εκπαίδευση» που προσφέρεται από κοινού από τα Πανεπιστήμια Αθηνών, Θεσσαλίας και Δυτικής Αττικής. Επίσης αναλύεται και η συμβολή κάθε εργαλείου μέσω συγκριτικής αξιολόγησης τους από την εφαρμογή τους στο περιβάλλον του μαθήματος.

Στο 7ο Κεφάλαιο προχωράμε σε παρουσίαση των αποτελεσμάτων προεπεξεργασίας των δεδομένων και σε εφαρμογή των εξωτερικών ως προς το Moodle εξωτερικών εργαλείων εξόρυξης και οπτικοποίησης τους (Gephi, Weka, ProM 6.7 και Javascript Infonis Toolkit) σε αρχεία καταγραφών 19 φοιτητών που αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον του μαθήματος. Ειδικότερα η εφαρμογή του εργαλείου Weka ελέγχεται ως προς δύο άξονες. Ο πρώτος αφορά σε επεξεργασία των δεδομένων για εξαγωγή ενός μοντέλου πρόβλεψης της τελικής βαθμολογίας κάθε φοιτητή στο μάθημα βάσει

συγκεκριμένων (ανεξάρτητων) μεταβλητών που σχετίζονται με τη συμμετοχή του στο ηλεκτρονικό μάθημα. Ο δεύτερος σχετίζεται με την οπτικοποίηση των δεδομένων αλληλεπίδρασης των φοιτητών με τους μαθησιακούς πόρους και δραστηριότητες του ηλεκτρονικού μαθήματος στο Moodle. Κατόπιν το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με μια συγκριτική αξιολόγηση των δυνατοτήτων των εξωτερικών εργαλείων Gephi, Weka και ProM ως προς τα γενικά τους χαρακτηριστικά και ως προς τις δυνατότητες οπτικοποίησης που προσφέρουν.

Στο 8^ο Κεφάλαιο παρουσιάζονται τα γενικά συμπεράσματα που προέκυψαν από τη βιβλιογραφική επισκόπηση της παρούσας έρευνας και από την εφαρμογή της EDM είτε απευθείας στο περιβάλλον του μεταπτυχιακού μαθήματος στο Moodle είτε μέσω αξιοποίησης εξωτερικών εργαλείων σε αρχεία καταγραφής του μαθήματος. Η συμβολή της έρευνας ολοκληρώνεται με τη διατύπωση ερευνητικών ζητημάτων που χρήζουν περαιτέρω διερεύνησης στο μέλλον.

Μικτή Μάθηση (Blended Learning) & Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης

1.1 Εισαγωγή.

Η εισαγωγή της τεχνολογίας και πιο συγκεκριμένα των Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών στην εκπαίδευση, δημιούργησε το γόνιμο έδαφος για αλλαγές προτύπων διδασκαλίας στο εκπαιδευτικό σύστημα. Η συνεργασία μεταξύ παραδοσιακής και εξ αποστάσεως μάθησης θα μπορούσε ενδεχομένως να αποτελέσει τον ιδανικό τρόπο διδασκαλίας και μάθησης. Η παραδοσιακή μάθηση, βασισμένη στο πρότυπο διδασκαλίας πρόσωπο-με-πρόσωπο, αποτέλεσε για αιώνες μαθησιακό περιβάλλον στηριζόμενο στην ζωντανή αλληλεπίδραση μεταξύ εκπαιδευτή και εκπαιδευόμενου αξιοποιώντας παραδοσιακά μέσα και μεθόδους. Ο αντίκτυπος των ψηφιακών τεχνολογιών στην μάθηση αποτέλεσε μέρος της συνεχιζόμενης σύγκλισης μεταξύ της εκπαίδευσης πρόσωπο-με-πρόσωπο και της εξ αποστάσεως εκπαίδευσης.

Διαχρονικά η εκπαίδευση πρόσωπο-με-πρόσωπο και η εξ αποστάσεως εκπαίδευση παρέμειναν σε μεγάλο βαθμό διακριτές, διότι χρησιμοποίησαν διαφορετικούς συνδυασμούς μέσων και μεθόδων, αντιμετωπίζοντας παράλληλα τις ανάγκες των εκπαιδευομένων από διαφορετική σκοπιά. Προοδευτικά και καθώς διαπιστώνονταν τα υπέρ και τα κατά της καθεμίας, ανέκυψε το ενδιαφέρον για τα μικτά συστήματα μάθησης τα οποία συνδυάζουν και ενσωματώνουν τις εμπειρίες της μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο στην τάξη με τις εμπειρίες μάθησης στο διαδίκτυο (Garrison & Kanuka, 2004).

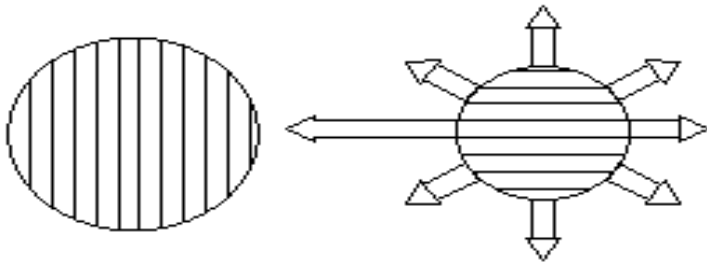
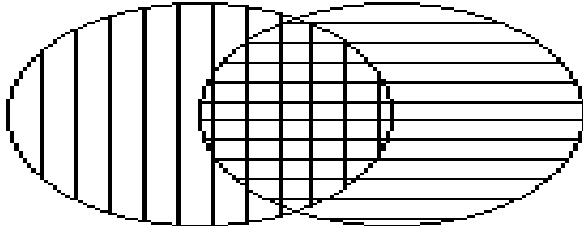
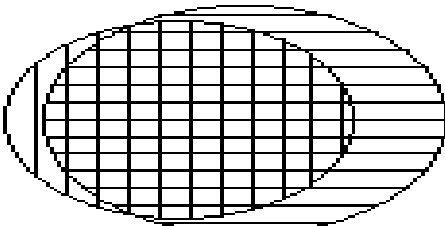
1.2 Περιγραφή Μικτής Μάθησης (Blended Learning).

Η αποτελεσματική ενσωμάτωση των τεχνολογιών του διαδικτύου με τα πιο επιθυμητά και αξιολογικά χαρακτηριστικά των εμπειριών μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο σχετίζεται με την μικτή μάθηση (Garrison & Kanuka, 2004). Η μικτή μάθηση (Blended Learning) αποτελεί το προϊόν της σύγκλισης αυτών των δυο μαθησιακών περιβαλλόντων, της μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο και της εξ αποστάσεως εκπαίδευσης. Στον Πίνακα 1.1 παρουσιάζεται η προοδευτική σύγκλιση αυτών των δύο διδακτικών / μαθησιακών στρατηγικών, όπως προβλεπόταν στην αρχή του 21^{ου} αιώνα.

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν αναφερθεί διάφοροι ορισμοί για αυτό το θέμα με πιο αντιπροσωπευτικούς τους εξής (Bonk & Graham, 2005):

- Ο συνδυασμός της εκπαίδευσης πρόσωπο με πρόσωπο και της παροχής οδηγιών με τη μεσολάβηση του υπολογιστή (Bersin & Associates, 2003).
- Ο συνδυασμός διαφορετικών μοντέλων διδασκαλίας και μάθησης: διδασκαλία πρόσωπο με πρόσωπο και εξ αποστάσεως εκπαίδευση (Rossett, 2002).

- Ο συνδυασμός της εφαρμογής οδηγιών σε απευθείας σύνδεση και πρόσωπο με πρόσωπο (Ward & LaBranche, 2003).
- Η εφαρμογή καθοδηγούμενων και αυτορυθμιζόμενων εκπαιδευτικών σεναρίων, βασιζόμενων στις ανάγκες των εκπαιδευομένων, που στοχεύει στην ολοκλήρωση ενός γνωστικού πεδίου, αξιοποιώντας παράλληλα τις συμβατικές μεθόδους διδασκαλίας (Kupetz & Ziegenmeyer, 2005).
- Η μάθηση που αξιοποιεί ποικίλα μέσα και μεθόδους όπως η αυτοδιδασκαλία, η ζωντανή εξ αποστάσεως μάθηση και η πρόσωπο με πρόσωπο διδασκαλία (Alonso et al., 2005).

Μάθηση πρόσωπο με πρόσωπο (Traditional face-to-face Learning Environment)	Μάθηση βασισμένη σε υπολογιστή (Distributed Computer-Mediated Learning Environment)
Past (Αμιγώς διακεκριμένα συστήματα)	
	
Present (Αύξηση της εφαρμογής συστημάτων μικτής μάθησης)	
	
Future (Η πλειοψηφία των συστημάτων θα είναι μικτής μάθησης)	
	

Πίνακας 1.1: Προοδευτική σύγκλιση της μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο και της μάθησης βασισμένης σε υπολογιστή (Graham et al., 2003).

Η ραγδαία εμφάνιση και υιοθέτηση τεχνολογικών καινοτομιών καθιστά τα σύγχρονα περιβάλλοντα μάθησης ευέλικτα και προσαρμοστικά καθόσον δύνανται να υποστηρίξουν αλληλεπιδράσεις που συμβαίνουν σε πραγματικό χρόνο, με σχεδόν ίδια επίπεδα πιστότητας όπως ενός περιβάλλοντος μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο. Η ενσωμάτωση εκπαιδευτικών στοιχείων με τη μεσολάβηση ηλεκτρονικών υπολογιστών στην παραδοσιακή εμπειρία μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο ονομάζεται μικτή μάθηση και αποτελεί τη διασταύρωση αυτών των δύο προτύπων (Bonk & Graham, 2005).

1.3 Σύγχρονες τάσεις και ισχυρισμοί για τη Μικτή Μάθηση.

Δεδομένων των αυξανόμενων στοιχείων που αναδεικνύουν ότι η μικτή μάθηση θα αποτελέσει καθοριστική μετασχηματιστική καινοτομία στην τριτοβάθμια εκπαίδευση στον 21^ο αιώνα, οι μελετητές αναγνωρίζουν την υιοθέτησή της στην υποστήριξη υψηλότερων επιπέδων μάθησης, ανταποκρινόμενοι στη σύγχρονη απαίτηση για καλύτερο συνδυασμό παραδοσιακής μάθησης και ηλεκτρονικής μάθησης (Porter et al., 2014; Young, 2002).

Μπορούν να αναφερθούν διάφοροι λόγοι για τους οποίους θα επέλεγε κανείς τη μικτή μάθηση, συγκριτικά με άλλες διαθέσιμες επιλογές. Οι Osguthorpe και Graham (Osguthorpe & Graham, 2003) τους συνοψίζουν ως ακολούθως:

- παιδαγωγικός πλούτος (pedagogical richness),
- πρόσβαση στη γνώση (access to knowledge),
- κοινωνική αλληλεπίδραση (social interaction),
- εξατομικευμένες υπηρεσίες (personal agency),
- αποδοτικότητα ως προς το κόστος (cost-effectiveness),
- ευκολία αναθεώρησης (ease of revision).

Η εμπειρία που αποκτήθηκε από την εφαρμογή περιβαλλόντων μικτής μάθησης στην πράξη οδήγησε τους ερευνητές στη διαπίστωση ότι οι άνθρωποι επιλέγουν την μικτή μάθηση για τους εξής λόγους (Graham et al., 2003):

α) βελτίωση της παιδαγωγικής (improved pedagogy).

Αναφέρεται σε αποτελεσματικότερες παιδαγωγικές προσεγγίσεις για την ενίσχυση της επιτυχίας των υιοθετούμενων στρατηγικών μάθησης. Χαρακτηριστικά παραδείγματα αποτελούν (α) ο συνδυασμός της τυπικής μάθησης στην τάξη και της άτυπης μάθησης στο χώρο εργασίας, (β) η διδασκαλία πρόσωπο με πρόσωπο επικεντρωμένη στην ενεργητική μάθηση με παράλληλη υποστήριξή της από περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης κ.ά.

β) αυξημένη πρόσβαση και ευελιξία (increased access and flexibility).

Η αυξημένη πρόσβαση και ευελιξία στη μάθηση διευκολύνει πρωταρχικά τους σπουδαστές με εξωτερικές δεσμεύσεις, όπως η εργασία και η οικογένεια, οι οποίοι αναζητούν ευκαιρίες μάθησης. Πολλοί είναι εκείνοι που προτιμούν την ευκολία που προσφέρει ένα περιβάλλον μικτής μάθησης, χωρίς ωστόσο να θέλουν να θυσιάσουν την κοινωνική αλληλεπίδραση και τις εμπειρίες που αποκομίζουν από τη συμμετοχή τους σε μια τάξη πρόσωπο με πρόσωπο.

γ) αυξημένη σχέση μεταξύ κόστους και αποτελεσματικότητας (*increased cost-effectiveness*).

Η εξεύρεση οικονομικά αποδοτικών λύσεων μικτής μάθησης είναι ένα ζήτημα μείζονος σημασίας. Αυτό ενισχύεται και από το γεγονός ότι σε πολλές περιπτώσεις χρειάζεται να προσεγγιστεί ένα μεγάλο και γενικώς διασκορπισμένο ακροατήριο σε σύντομο χρονικό διάστημα. Η μείωση του κόστους της φυσικής υποδομής και η παράλληλη βελτίωση της αποτελεσματικότητας αυτών των συστημάτων οδηγεί τους ερευνητές στο σχεδιασμό και εφαρμογή τρόπων χρήσης της τεχνολογίας για την επίτευξη βελτιώσεων ποιότητας και εξοικονόμησης κόστους ταυτόχρονα.

1.4 Η Μικτή Μάθηση στην Τριτοβάθμια Εκπαίδευση.

Η υιοθέτηση της μικτής μάθησης από τα τριτοβάθμια εκπαιδευτικά ιδρύματα αντανακλά την απόκρισή τους στις αυξανόμενες προσδοκίες των σπουδαστών ενισχύοντας τόσο την αποτελεσματικότητα όσο και την αποδοτικότητα των μαθησιακών εμπειριών τους (Porter et al., 2014). Χαρακτηριστικό είναι το γεγονός ότι εδώ και λίγα χρόνια το 45,9% των προπτυχιακών μαθημάτων στις ΗΠΑ χρησιμοποιεί το μοντέλο της μικτής μάθησης, ενώ ο εκδότης του περιοδικού *The Journal of Asynchronous Learning Network* προέβλεψε ότι το 80-90% των προσφερόμενων μαθημάτων στο μέλλον θα είναι επίσης βασισμένα σε αυτό το μοντέλο (Young, 2002; Allen et al., 2007). Πηγή αυτού του μετασχηματισμού αποτελεί η διαδεδομένη πρακτική της σύγκλισης βασισμένη σε περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης και σε δια ζώσης συνεδρίες. Καθώς οι ΤΠΕ μεταβάλλουν θεμελιωδώς τον τρόπο με τον οποίο επικοινωνούμε και μαθαίνουμε, ο συνδυασμός σύγχρονης λεκτικής (προφορικής) και ασύγχρονης γραπτής επικοινωνίας στο πλαίσιο μιας συνεκτικής κοινότητας έρευνας μπορεί να προσφέρει ένα ξεχωριστό πλεονέκτημα στην υποστήριξη υψηλότερων επιπέδων μάθησης μέσω του κριτικού λόγου και της ανακλαστικής σκέψης (Garrison & Kanuka, 2004). Υιοθετώντας την μικτή μάθηση, τα τριτοβάθμια εκπαιδευτικά ιδρύματα θα μπορούν να προσφέρουν συνδυαστικά την ανεξαρτησία και τον αυξημένο έλεγχο που είναι απαραίτητος για την ανάπτυξη της κριτικής σκέψης, ενώ παράλληλα οι σπουδαστές θα μπορούν να νιώθουν ανεξάρτητοι από το χώρο και το χρόνο, αλλά μαζί.

Εστιάζοντας στις δυνατότητες της μικτής μάθησης θα έλεγε κανείς ότι η επιτυχία εφαρμογής της στην τριτοβάθμια εκπαίδευση μπορεί να οφείλεται αφενός στην δυναμική της λεκτικής επικοινωνίας σε περιβάλλον μάθησης πρόσωπο με πρόσωπο και αφετέρου στη συνεκτική επιρροή και απεριόριστη πρόσβαση σε πληροφορίες στο διαδίκτυο. Αυτό που κάνει τη μικτή μάθηση αποτελεσματική είναι η οικοδόμηση μιας κοινότητας που λειτουργεί σε συνθήκες ελεύθερου και ανοικτού διαλόγου, κριτικού στοχασμού και διαπραγμάτευσης και συμφωνίας – που είναι βασικά χαρακτηριστικά της τριτοβάθμιας εκπαίδευσης. Άλλωστε δεν είναι λίγες οι φορές όπου στην αρχή ενός μαθήματος προτείνεται η υλοποίηση μιας δια ζώσης συνεδρίας προκειμένου να οικοδομηθεί μια κοινότητα μάθησης ή μιας συζήτησης ενός προπαρασκευασμένου θέματος από τον εκπαιδευτικό που απαιτεί προβληματισμό μέσω ενός ασύγχρονου

φόρουμ συζήτησης στο διαδίκτυο, πριν τη διαζώσης συνεδρία (Porter et al., 2014; Garrison & Kanuka, 2004).

1.5 Κατηγορίες Ηλεκτρονικής Μάθησης.

Η ηλεκτρονική μάθηση (E-learning) υποστηρίζει ένα καινοτόμο εκπαιδευτικό μοντέλο βασισμένο στη χρήση των νέων τεχνολογιών των πολυμέσων και του διαδικτύου, με στόχο τη βελτίωση της ποιότητας της εκπαίδευσης. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν διατυπωθεί διαχρονικά διάφοροι ορισμοί της. Σε μια προσπάθεια περιγραφής της ηλεκτρονικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί ως συνώνυμα όροι όπως: e-learning, μάθηση εξ' αποστάσεως, διαδικτυακή μάθηση, online μάθηση, ψηφιακή μάθηση, μάθηση μέσω παγκόσμιου ιστού, εικονική μάθηση, μάθηση υποστηριζόμενη από υπολογιστή κ.ά. Ωστόσο, σύμφωνα με τον επίσημο ορισμό της Ευρωπαϊκής Επιτροπής, η ηλεκτρονική μάθηση ορίζεται ως *η χρήση των νέων τεχνολογιών πολυμέσων και διαδικτύου με σκοπό τη βελτίωση της ποιότητας της μάθησης με την παροχή δυνατοτήτων πρόσβασης σε εκπαιδευτικούς πόρους και υπηρεσίες καθώς επίσης και με την εξ' αποστάσεως επικοινωνία και συνεργασία* (COM, 2001). Συνεπώς αφορά σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών και διαδικασιών διάχυσης εκπαιδευτικού περιεχομένου και υλοποίησης μαθημάτων, κάνοντας χρήση των νέων τεχνολογιών, με στόχο τόσο την αυτόνομη και εξατομικευμένη όσο και τη συνεργατική μάθηση των εκπαιδευομένων (Ματραλής, 1998).

Η κατηγοριοποίηση της ηλεκτρονικής μάθησης στηρίζεται στα παρακάτω επτά δομικά στοιχεία (García-Reñalvo, 2008; Siemens, 2004):

- ❖ Ηλεκτρονικά Μαθήματα (Electronic Courses).
- ❖ Άτυπη / Ανεπίσημη Μάθηση (Informal Learning).
- ❖ Μικτή Μάθηση (Blended Learning).
- ❖ Κοινότητες Μάθησης (Learning Communities).
- ❖ Διαχείριση της Γνώσης (Knowledge Management).
- ❖ Δικτυακή Μάθηση (Networked Learning).
- ❖ Μάθηση που σχετίζεται με την Εργασία (Work-Based Learning).

1.6 Μορφές και Μοντέλα Ηλεκτρονικής Μάθησης.

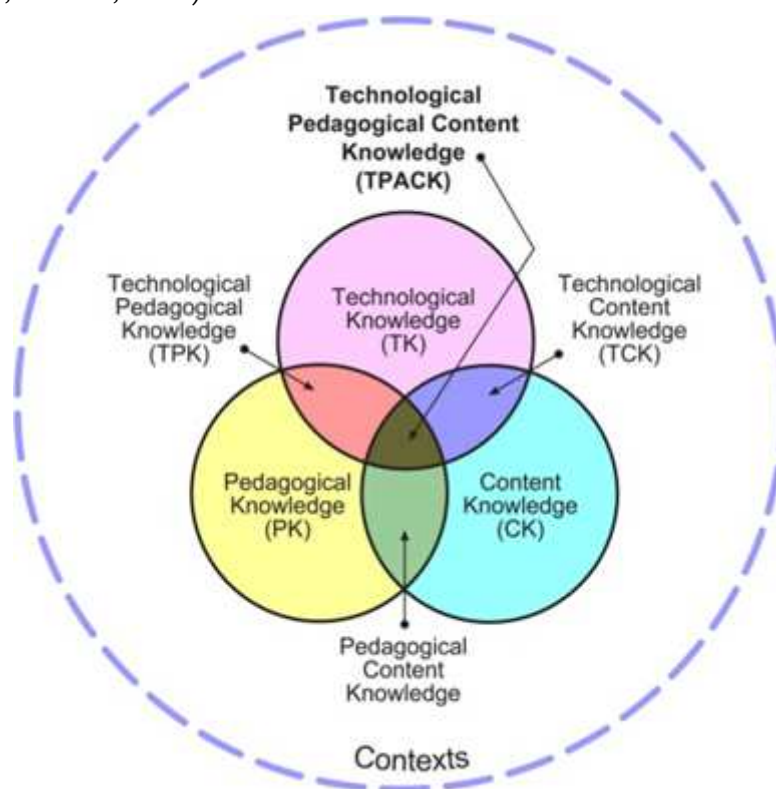
Η έννοια της ηλεκτρονικής μάθησης έχει γενικό χαρακτήρα και επιδέχεται διαφορετικής ερμηνείας, ανάλογα με τους δικτυακούς πόρους και τη μεθοδολογία που χρησιμοποιεί. Για να προσδιοριστεί επομένως με σαφή τρόπο, θα μπορούσε να ταξινομηθεί στις παρακάτω μορφές (García-Reñalvo, 2008; Siemens, 2004; Ματραλής, 1998):

- Μάθηση Πρόσωπο με Πρόσωπο.
- Μάθηση με Εξατομικευμένο Ρυθμό.
- Ασύγχρονη Μάθηση.
- Σύγχρονη Μάθηση.

Η δασκαλοκεντρική διδασκαλία μετατράπηκε σταδιακά σε μαθητοκεντρική για να φτάσουμε σήμερα στο στάδιο της ομαδοσυνεργατικής διδασκαλίας (Ματσαγγούρας, 2005). Η αξιοποίηση των ΤΠΕ εξυπηρέτησε την ανάπτυξη διαφόρων μοντέλων ηλεκτρονικής μάθησης, στην κατεύθυνση επίτευξης του προσδοκώμενου μαθησιακού αποτελέσματος και περιλαμβάνει τα εξής δομικά στοιχεία:

- το σχεδιασμό,
- την ανάπτυξη,
- την εφαρμογή,
- την αξιολόγηση και
- την ανατροφοδότηση.

Σε μια προσπάθεια να διαφανούν τα κοινά χαρακτηριστικά των διαφορετικών μοντέλων ηλεκτρονικής μάθησης, εισήχθη από τους Mishra και Koehler (Mishra & Koehler, 2006) η έννοια της τεχνολογικής παιδαγωγικής γνώσης - Technological Pedagogical Content Knowledge (TPACK) όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 1.1 (Mishra & Kohler, 2006; Kohler, 2012):



Εικόνα 1.1: TPACK – Technological Pedagogical Content Knowledge (Reproduced by permission of the publisher, © 2012 by tpack.org”).

Η τεχνολογική παιδαγωγική γνώση (TPACK) επιχειρεί να προσδιορίσει τη φύση των γνώσεων που απαιτούνται από τους εκπαιδευτικούς για την ενσωμάτωση των ΤΠΕ στη διδασκαλία τους και αφορά σε αλληλεπίδραση τριών βασικών μορφών γνώσης:

1. του περιεχομένου (CK).
2. της παιδαγωγικής (PK).

3. της τεχνολογίας (TK).

1.7 Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης.

Ως συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης χαρακτηρίζονται ένα πλήθος εφαρμογών λογισμικού, μέσω των οποίων αναπτύσσονται σε κατάλληλα διαμορφωμένους δικτυακούς τόπους ηλεκτρονικά μαθήματα, εικονικές τάξεις και εφαρμογές δημιουργίας και διαχείρισης εκπαιδευτικού περιεχομένου, που καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα θεματικών πεδίων.

Στη διεθνή βιβλιογραφία, το σύνολο των εφαρμογών αυτών περιγράφεται με τον όρο Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) και διαφοροποιούνται ανάλογα με τον παιδαγωγικό προσανατολισμό αλλά και τις επιδιώξεις των κατασκευαστών του καθενός (Aydin & Tirkes, 2010), όπως:

- Συστήματα Διαχείρισης Περιεχομένου (CMS – Content Management Systems).
- Εικονικά Περιβάλλοντα Μάθησης (VLE - Virtual Learning Environments).
- Συστήματα Διαχείρισης Μαθησιακού Περιεχομένου (LCMS – Learning Content Management Systems).
- Συστήματα Διαχείρισης Μαθημάτων (CMS - Course Management Systems).
- Περιβάλλοντα Ελεγχόμενης Μάθησης (MLE – Managed Learning Environments).
- Συστήματα Υποστήριξης της Μάθησης (LSS - Learning Support Systems).
- Διαδικτυακά Περιβάλλοντα Μάθησης (NLE - Networked Learning Environments).
- Περιβάλλοντα Μάθησης σε Σύνδεση (OLE – Online Learning Environments).
- Συνεργατικό Λογισμικό Μάθησης (CLS - Collaborative Learning Software).
- Ολοκληρωμένα Συστήματα Μάθησης (ILS - Integrated Learning Systems).
- Λογισμικό Διαδικτυακής Παράδοσης Μαθημάτων (OCDS - Online Course Delivery Software).
- Διαδικτυακές Πύλες Μάθησης (Learning Portals).
- Συστήματα Διαχείρισης Επιμόρφωσης (TMS - Training Management Systems).
- Συστήματα Διοίκησης Επιμόρφωσης (TAS - Training Administration System). κ.ά. (Rosenberg, 2001; Κασσωτάκης & Φλούρης, 2006).

Κεντρική ιδέα δημιουργίας ενός τέτοιου συστήματος αποτέλεσε η αντίληψη ότι τα άτομα πρέπει να οργανώνονται σε ομάδες, να λαμβάνουν ρόλους και να εμπλέκονται σε δραστηριότητες μέσω ενός περιβάλλοντος το οποίο θα διαθέτει όλα τα κατάλληλα μέσα και τις απαραίτητες υπηρεσίες (Britain & Liber, 1999). Η εφαρμογή ενός τέτοιου μοντέλου μάθησης με την υποστήριξη των ΣΔΜ, εμπλουτισμένων με νέες δυνατότητες σε κάθε αναβάθμισή τους, οδήγησε στη διατύπωση της έννοιας των Συστημάτων Διαχείρισης Μάθησης και Διδασκαλίας – (ΣΔΜΔ). Για το σκοπό αυτό έχουν αναπτυχθεί τρεις μεγάλες κατηγορίες Συστημάτων Διαχείρισης Μάθησης και Διδασκαλίας (Chu & Liu, 2005; Aydin & Tirkes, 2010):

- Συστήματα Διαχείρισης Περιεχομένου (ΣΔΠ) – Content Management Systems (CMS).
- Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) – Learning Management Systems (LMS).
- Συστήματα Διαχείρισης Περιεχομένου Μάθησης (ΣΔΠΜ) – Learning Content Management Systems (LCMS).

1.7.1 Δημοφιλή Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (LMSs).

Τα πιο δημοφιλή συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης, ανάλογα με τις άδειες χρήσης και τις υποστηριζόμενες γλώσσες, παρουσιάζονται στον Πίνακα 1.2 (Drewitz, 2009):

Πίνακας 1.2: Δημοφιλή Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (LMSs).

Όνομασία	URL	Άδεια Χρήσης	Υποστήριξη Γλώσσας
Moodle	http://moodle.org/	Ελεύθερο Λογισμικό/GNU GPL	100+ γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.
Open eClass	http://www.openeclass.org/	Ελεύθερο Λογισμικό/GNU GPL	Η Ελληνική και EN, FR, ESP, IT, DE.
Joomla	https://www.joomla.org/	Ελεύθερο Λογισμικό/GNU GPL	75 γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.
OLAT	http://www.olat.org/	Ελεύθερο Λογισμικό	24 γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.
A-Tutor	http://www.atutor.ca/	Ελεύθερο Λογισμικό/GNU GPL	50+ γλώσσες μεταξύ τους η Ελληνική.
Blackboard	http://www.blackboard.com/	Εμπορικό. Εξαρτάται από την Άδεια.	25+ γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.
Ilias	http://www.ilias.de/	Ελεύθερο Λογισμικό/GNU GPL	28 γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.
Chamilo	https://chamilo.org/en/	Ελεύθερο Λογισμικό	26 γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.
Claroline	https://www.opensourcecms.com/claroline/	Ελεύθερο Λογισμικό/GNU GPL	35 γλώσσες, μεταξύ τους η Ελληνική.

1.7.2 Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης Moodle.

Το Moodle (<http://moodle.org/>) ξεκίνησε να αναπτύσσεται το 1999 από τον Martin Dougiamas ως τμήμα του διδακτορικού του στην Αυστραλία. Είναι ένα λογισμικό ανοικτού κώδικα (open source) και έχει ειδική άδεια χρήσης (την GNU Public License),

γεγονός που σημαίνει ότι διέπεται από πνευματικά δικαιώματα: επιτρέπει την ανάκτηση και τροποποίηση του κώδικα σύμφωνα με τις ανάγκες του χρήστη, υπό τους όρους ότι ο χρήστης οφείλει να παρέχει τον πηγαίο κώδικα και σε άλλους, να μην αφαιρέσει ή τροποποιήσει την επίσημη άδεια και να εφοδιάζει με αυτή την άδεια οποιαδήποτε παράγωγη δημιουργία προκύπτει από την χρήση του.



Εικόνα 1.2: Λογότυπο του Συστήματος Διαχείρισης Μάθησης Moodle.

Το όνομα moodle αποτελεί ακρωνύμιο του Modular Object Oriented Dynamic Learning Environment που μεταφράζεται ως Αρθρωτό Αντικειμενοστραφές Δυναμικό Περιβάλλον Μάθησης και μπορεί να λειτουργήσει πάνω από ένα πλήθος διαφορετικών λειτουργικών συστημάτων Η/Υ, όπως τα Linux, Unix, Mac, Netware κ.ά., αρκεί να υποστηρίζει τη γλώσσα PHP. Επιπλέον, για τις ανάγκες αποθήκευσης των δεδομένων του σε βάση δεδομένων, το moodle έχει τη δυνατότητα να συνδυάζεται με πληθώρα συστημάτων διαχείρισης βάσης δεδομένων (DBMS), με πιο συνηθισμένη τη MySQL

Βασίζεται στη θεωρία μάθησης του εποικοδομητισμού (κονστρουκτιβισμού ή οικοδομισμού) σύμφωνα με την οποία οι άνθρωποι οικοδομούν τη νέα γνώση πάνω σε προϋπάρχουσα, καθώς αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον τους, (Κάργα et al., 2009). Οι δυνατότητες του Moodle δεν περιορίζονται αποκλειστικά στην παροχή υπηρεσιών εξ' αποστάσεως εκπαίδευσης, αλλά μπορεί να χρησιμοποιηθεί επικουρικά και στην παραδοσιακή εκπαίδευση ως συμπλήρωμα της δια ζώσης διδασκαλίας.

Ως λογισμικό, το Moodle αποτελεί εφαρμογή του τύπου «πελάτης-εξυπηρετητής» (client-server). Το λογισμικό εγκαθίσταται στον εξυπηρετητή (server) ενώ το τμήμα του πελάτη καλύπτεται από τον φυλλομετρητή παγκόσμιου ιστού που χρησιμοποιεί (ήδη) ο κάθε τελικός χρήστης (εκπαιδευόμενος).

Από πλευράς λειτουργίας, το moodle προσφέρει ένα ολοκληρωμένο και αυτόνομο περιβάλλον, το οποίο δεν απαιτεί εξειδικευμένες γνώσεις από τους χρήστες του, ενώ παρέχει δυνατότητες δημιουργίας και διαχείρισης μαθημάτων, πλήρη διαχείριση των πληροφοριών του περιεχομένου των μαθημάτων και δυνατότητες διαχείρισης όσον αφορά τους συμμετέχοντες στην εκπαιδευτική διαδικασία (Al-Ajlan & Zedan, 2008). Μεταξύ των υπολοίπων συστημάτων διαχείρισης μάθησης που έχουν αναπτυχθεί, σήμερα αποτελεί το κυρίαρχο και το πιο δημοφιλές σύστημα κατέχοντας το μεγαλύτερο μερίδιο χρήσης μεταξύ τους. Η εξάπλωση του Moodle είναι ραγδαία καθώς μεταξύ των πολλών ιδρυμάτων και ιδιωτών που το χρησιμοποιούν σε όλο τον κόσμο συγκαταλέγονται: τριτοβάθμια εκπαιδευτικά ιδρύματα, σχολεία πρωτοβάθμιας και δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, μικρομεσαίες επιχειρήσεις, διάφορες κρατικές υπηρεσίες, ανεξάρτητοι εκπαιδευτικοί, εκπαιδευτήρια, διάφοροι οργανισμοί κ.ά.

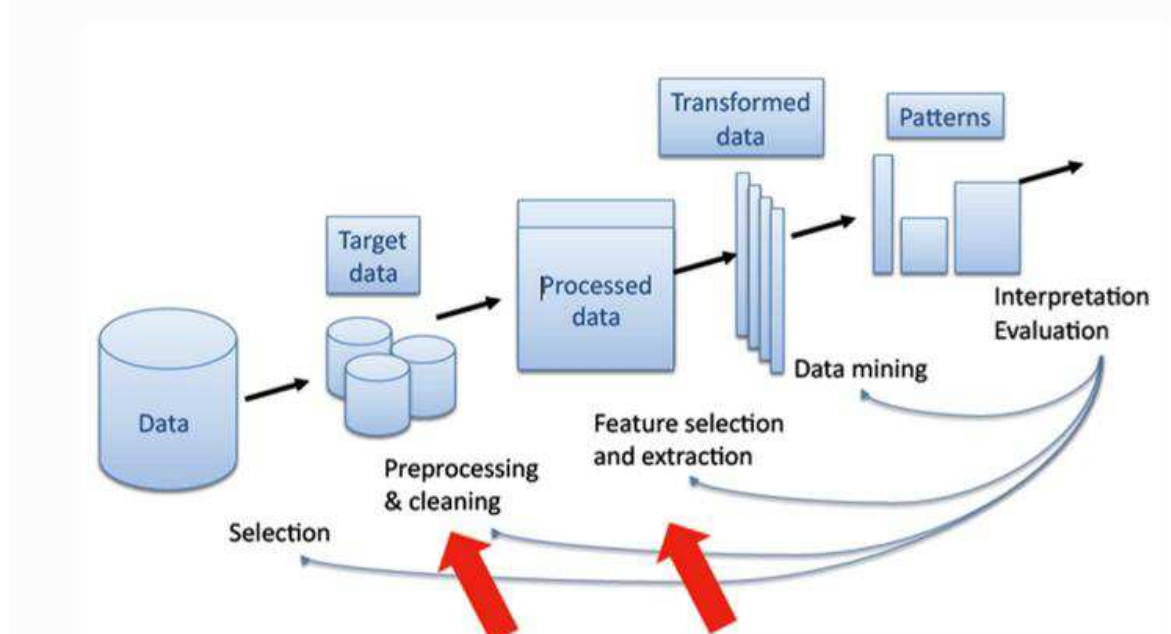
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων

2.1 Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (Knowledge Discovery in

Databases). Ο όρος Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (KDD) ορίζεται ως «μια ντετερμινιστική διαδικασία αναγνώρισης καινοτόμων, έγκυρων και ενδεχομένως χρήσιμων προτύπων από τα δεδομένα» (Fayyad et al., 1996). Συχνά ταυτίζεται καταχρηστικά με τον όρο της Εξόρυξης Δεδομένων (Data Mining) καθώς αποτελεί ένα μόνο επιμέρους βήμα της. Το διεπιστημονικό – ερευνητικό πεδίο της KDD πραγματεύεται τη διαδικασία εφαρμογής βημάτων επεξεργασίας σε δεδομένα, προερχόμενα από διαφορετικές πηγές, με σκοπό την εξαγωγή και αξιοποίηση της παραγόμενης γνώσης. Η Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων αναφέρεται ουσιαστικά σε επαναληπτική διαδικασία ακολουθίας βημάτων, συλλογής δεδομένων και αξιοποίησης των αποτελεσμάτων τους σε πρακτικό επίπεδο. Τα στάδια της διαδικασίας περιγράφονται ως εξής (Fayyad et al., 1996; Frawley et al., 1991; Βερύκιος et al., 2015):

- α) Συλλογή Δεδομένων (Data Collection): Τα δεδομένα συλλέγονται και αποθηκεύονται συνηθέστερα με αυτόματο τρόπο σε βάσεις δεδομένων, συμπεριλαμβανομένων των θορυβωδών ή ελλιπών δεδομένων που θα αντιμετωπιστούν μεταγενέστερα.
- β) Προεπεξεργασία Δεδομένων (Preprocessing): Αποτελεί σημαντική και απαιτητική διαδικασία όπου τα δεδομένα καθαρίζονται (απομάκρυνση ελλιπών δεδομένων και θορύβου, διόρθωση σφαλμάτων, απομάκρυνση «προβληματικών» δεδομένων κ.ά.).
- γ) Μετασχηματισμός Δεδομένων (Transformation): Χρησιμοποιείται για μια σειρά διαδικασιών όπως: της συνάθροισης των δεδομένων (data integration), επιλογής δεδομένων (data selection) και μετατροπής δεδομένων (data transformation). Αναφέρεται και ως διαδικασία παραγωγής συνόψεων για τα δεδομένα με κλιμάκωση των χαρακτηριστικών τους σε ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών ή σε δημιουργία ενός νέου υποσυνόλου αυτών. Στόχος της αποτελεί η εξυπηρέτηση της διαδικασίας εξόρυξης που θα ακολουθήσει.
- δ) Εξόρυξη Δεδομένων (Data Mining): Διαδικασία εφαρμογής ποικίλων εξελιγμένων τεχνικών για την εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας ή προτύπων από το σύνολο των δεδομένων. Η δημιουργία μοντέλων κατηγοριοποίησης ή πρόβλεψης βασίζόμενα σε γνωστά δεδομένα εφαρμόζεται μετέπειτα στον προσδιορισμό της τιμής των μεταβλητών (χαρακτηριστικών) νέων αγνώστων δεδομένων.
- ε) Διερμηνεία & Αξιολόγηση (Interpretation/ Evaluation): Αναφέρεται σε δύο συνιστώσες. Η πρώτη αφορά σε αξιολόγηση των αποτελεσμάτων και των προτύπων που ανέκυψαν κάνοντας χρήση μετρικών ενδιαφέροντος (interestingness measures).

Η δεύτερη σχετίζεται με την εφαρμογή τεχνικών οπτικής αναπαράστασης της γνώσης προκειμένου να παρουσιαστεί με φιλικό και αποδοτικό τρόπο στο χρήστη. Η σχηματική απεικόνιση των σταδίων της διαδικασίας Ανακάλυψης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (KDD) παρουσιάζεται στην παρακάτω Εικόνα 1.1.



Εικόνα 1.1: Στάδια Διαδικασίας Ανακάλυψης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (Fayyad et al., 1996).

2.2 Βασικές έννοιες και ορισμοί της DM και της EDM.

2.2.1 Βασικές Έννοιες και Ορισμοί της Εξόρυξης Δεδομένων (DM).

Η εξόρυξη δεδομένων (DM) ορίζεται ως: «η διαδικασία ανεύρεσης νέων χρήσιμων συσχετισμών, προτύπων και τάσεων μέσω μετατόπισης μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων που βρίσκονται σε αποθετήρια, κάνοντας χρήση τεχνολογιών αναγνώρισης προτύπων, στατιστικών και μαθηματικών τεχνικών» (Larose D.T. & Larose C.D., 2014). Με παρόμοιο τρόπο οι Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth και Hegland (Fayyad et al., 1996; Hegland, 2003) υποστηρίζουν ότι: «η εξόρυξη δεδομένων έχει ως βασικούς στόχους της την εφαρμογή τεχνικών πρόβλεψης και συμπεριφοράς τάσεων (prediction), την αναγνώριση και την περιγραφή (description) σε μεγάλες βάσεις δεδομένων» (Fayyad et al., 1996; Hegland, 2003). Αναφέρεται στο πεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που στοχεύει στον εντοπισμό παραγόντων και προτύπων προς διευκόλυνση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων και βασίζεται σε επιμέρους τομείς των επιστημονικών κλάδων όπως: τις πιθανότητες, τη μηχανική μάθηση, τη στατιστική, την τεχνητή νοημοσύνη και τη φυσική γλώσσα (Pena - Ayla, 2014). Η εξόρυξη γνώσης μεγάλου όγκου δεδομένων εξυπηρετεί λειτουργίες όπως:

- ανακάλυψη προτύπων (Chau et al., 2006; Wu & Li, 2007).

- καθορισμός συσχετίσεων και κανόνων σύνδεσης (Hardoon et al., 2004; Hong et al., 2003).
- οργάνωση, ταξινόμηση, ομαδοποίηση δεδομένων (Berkhin, 2006; Chau et al., 2006).
- δημιουργία προγνωστικών μοντέλων (Genkin et al., 2007).
- εκτίμηση της αξίας των δεδομένων και ανακάλυψη της γνώσης (Pena - Ayla, 2014).

2.2.2 Βασικές Έννοιες και Ορισμοί της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM).

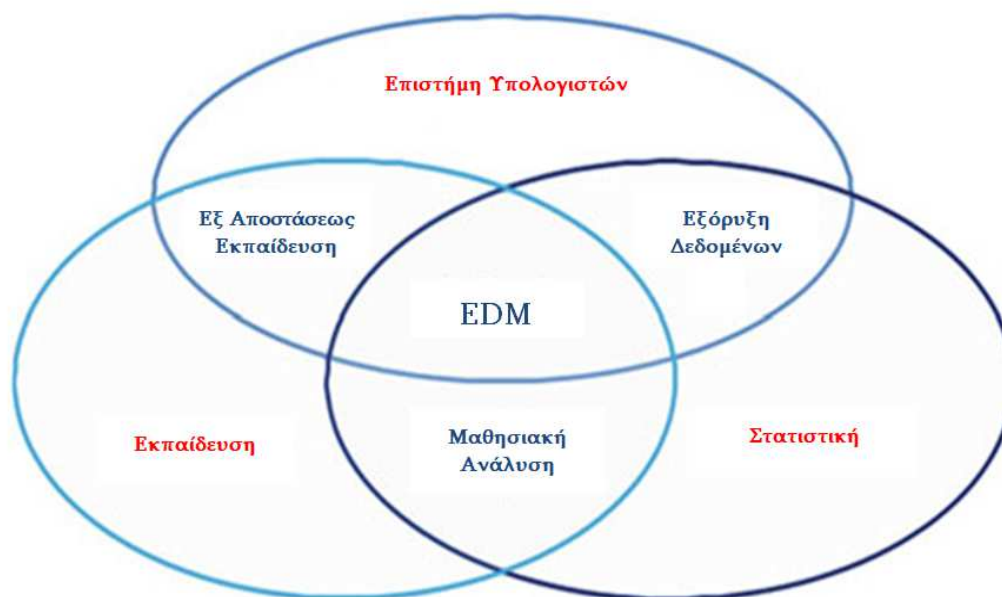
Ο όρος Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων ορίζεται βιβλιογραφικά από πλήθος προσεγγίσεων. Κοινή βάση τους αποτελεί η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης γνώσης σε εκπαιδευτικά δεδομένα και η ανάλυσή τους με σκοπό την επίλυση ερευνητικών ερωτημάτων στην περιοχή της εκπαίδευσης. Σύμφωνα με τους Romero και Ventura (Romero & Ventura, 2013) η EDM ορίζεται ως: «η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων (Data Mining - DM) σε συγκεκριμένο τύπο δεδομένων που προέρχονται από εκπαιδευτικά περιβάλλοντα για την αντιμετώπιση σημαντικών εκπαιδευτικών ζητημάτων». Με παρόμοιο τρόπο το επίσημο περιοδικό Journal of Educational Data Mining¹ και ο Baker (Baker, 2015) ορίζουν την EDM ως: «το επιστημονικό πεδίο που ασχολείται με την ανάπτυξη μεθόδων διερεύνησης μοναδικών τύπων εκπαιδευτικών δεδομένων προερχόμενα από εκπαιδευτικά περιβάλλοντα με σκοπό την κατανόηση της απόκτησης γνώσης και των συνθηκών κάτω από τις οποίες μαθαίνουν οι εκπαιδευόμενοι». Τέλος, οι Calders και Pechenizkiy (Calders & Pechenizkiy, 2011) θέτουν την EDM ως «μια επιστήμη μάθησης και έναν πλούσιο τομέα εφαρμογής της εξόρυξης δεδομένων που παρέχει τη δυνατότητα λήψης αποφάσεων, συναρτήσει της αυξανόμενης διαθεσιμότητας των εκπαιδευτικών δεδομένων, για τη βελτίωση των εκπαιδευτικών συστημάτων και πρακτικών».

Συχνά σύμφωνα με τον ιστότοπο της SOLAR (Society for Learning Analytics Research²) και των Chatti, Dyckhoff, Schroeder και Thüs (Chatti et al., 2012) ο όρος EDM συγγέεται με τις έννοιες της Μαθησιακής Ανάλυσης (Learning Analytics - LA) και της Ανακάλυψης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases - KDD) όπως στην περίπτωση όπου περιγράφεται ως: «η μέτρηση, συλλογή, ανάλυση και αναφορά δεδομένων σχετικά με τους εκπαιδευόμενους και τα περιβάλλοντά τους, με σκοπό την κατανόηση και βελτιστοποίηση της μάθησης και των περιβαλλόντων στα οποία εμφανίζεται. Η διεπιστημονική περιοχή της EDM περιγράφεται ως συνδυασμός τριών ερευνητικών περιοχών (Εικόνα 2.1): της επιστήμης υπολογιστών, της εκπαίδευσης και της στατιστικής. Η διασταύρωση αυτών των τριών καλύπτει τις περιοχές της Μαθησιακής Ανάλυσης (Learning Analytics), της Εξόρυξης Δεδομένων

¹ <https://jedm.educationaldatamining.org/index.php/JEDM>

² <https://www.solaresearch.org/about/what-is-learning-analytics/>

(DM), της Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning – ML) και των Υπολογιστικών/ Διαδικτυακών Περιβαλλόντων Μάθησης (Computer Based Learning Environments - CBLE) (Romero & Ventura, 2013).



Εικόνα 2.1: Ερευνητικές Περιοχές της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων – EDM (Romero & Ventura, 2013).

Σημαντική συνεισφορά της EDM αποτελεί η δυνατότητα ανάλυσης και αξιοποίησης μεγάλου πλήθους δεδομένων για την αντιμετώπιση ζητημάτων, που δεν ήταν εφικτό στο παρελθόν, σε διαφορετικούς πληθυσμούς και εκπαιδευτικά περιβάλλοντα. Ο επηρεασμός της σύγχρονης παιδαγωγικής και της μάθησης που προωθεί συμβάλλει στη βελτίωση των υφιστάμενων υποδομών με δυνατότητες εξατομίκευσης των μαθησιακών εμπειριών. Συνηθέστερα αξιοποιεί μεθόδους και τεχνικές προερχόμενες από τη στατιστική, τη μηχανική μάθηση, την εξόρυξη δεδομένων, την ψυχοπαιδαγωγική, την ψυχομετρική, την γνωστική ψυχολογία κ.ά., με την επιλογή των κατάλληλων εξ αυτών να εξαρτάται από το ερευνητικό – εκπαιδευτικό ερώτημα που τίθεται (Bienkowski et al., 2012).

2.3 Ερευνητικά Πεδία και Ερωτήματα της EDM.

2.3.1 Ερευνητικά Πεδία της EDM.

Το ερευνητικό πεδίο της EDM εφαρμόστηκε τα τελευταία χρόνια αξιοποιώντας τις τεχνικές της DM και της επιστήμης των ηλεκτρονικών υπολογιστών για την προώθηση της διδασκαλίας, της μάθησης και της έρευνας σε διαφορετικές βαθμίδες της εκπαίδευσης. Οι Romero, Ventura, Baker, Calders και Pechenizkiy (Romero & Ventura, 2013; Baker, 2010; Calders & Pechenizkiy, 2011) θεωρούν πως η EDM έχει ωριμάσει

αρκετά για να αντιμετωπίσει μια σειρά προκλήσεων και στόχων στο πλαίσιο βελτίωσης της μάθησης.

Οι Romero και Ventura (Romero & Ventura, 2013) πρότειναν μια πρώτη ταξινόμηση των ερευνητικών πεδίων της EDM βασισμένη στην οπτική γωνία του τελικού χρήστη (καθηγητή, διαχειριστή, ερευνητή και εκπαιδευομένου) και του προβλήματος που προσπαθεί να επιλύσει ως εξής:

- Καθηγητής (Teacher): Να υιοθετήσει τις κατάλληλες μεθόδους διδασκαλίας, να κατανοήσει τις κοινωνικές, γνωστικές και συμπεριφοριστικές πτυχές των εκπαιδευομένων, να αντιληφθεί τις διαδικασίες μάθησης των εκπαιδευομένων κ.ά.
- Διαχειριστής (Administrator): Να αξιολογήσει την οργάνωση και την εκπαιδευτική προσφορά των θεσμικών πόρων σε ανθρώπινο δυναμικό και υλικό.
- Ερευνητής (Researcher): Να αναπτύξει, εφαρμόσει και συγκρίνει τεχνικές εξόρυξης δεδομένων αναδεικνύοντας την καταλληλότερη λύση για κάθε εκπαιδευτικό πρόβλημα, να αξιολογεί την αποτελεσματικότητα της μάθησης εφαρμόζοντας διαφορετικές παραμέτρους και μεθόδους κ.ά.
- Εκπαιδευόμενος (Learner): Να βελτιώσει τη μαθησιακή του επίδοση, να υποστηρίξει τις σκέψεις του, να παρέχει συστάσεις και προσαρμοσμένη ανατροφοδότηση ανταποκρινόμενο στις μαθησιακές ανάγκες του.

Οι Baker, Bienkowski, Feng, Means, Sin, Muthu, Romero και Ventura (Baker, 2010; Bienkowski et al., 2012; Sin & Muthu, 2015; Romero & Ventura, 2013) παρατήρησαν την πολυπλοκότητα της παραπάνω ταξινόμησης στην περίπτωση όπου η ερευνητική προσέγγιση σχετίζεται με περισσότερους από έναν από τους παραπάνω παράγοντες, προχωρώντας στον καθορισμό άλλων κριτηρίων κατηγοριοποίησης ως εξής:

- Μοντελοποίηση των Μαθητών/ Φοιτητών (Student Modeling): Κοινός στόχος αυτού του μοντέλου αποτελεί η δημιουργία ή βελτίωση ενός μαθητικού/φοιτητικού μοντέλου βάσει χρησιμών πληροφοριών. Ως χρήσιμες πληροφορίες αναφέρονται τα χαρακτηριστικά των εκπαιδευομένων ή συγκεκριμένες καταστάσεις όπως: οι δεξιότητες, η γνώση, τα κίνητρα, οι συμπεριφορές, οι στάσεις, η πρόοδος της μάθησης κ.ά. Ιδιαίτερη αναφορά χρήζουν ορισμένα είδη προβλημάτων που έχουν αρνητική επίπτωση στα μαθησιακά αποτελέσματα όπως το πλήθος λαθών, η αναποτελεσματική διερεύνηση των μαθησιακών πόρων, η έλλειψη βοήθειας κ.ά.
- Πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών/ φοιτητών και των μαθησιακών αποτελεσμάτων (Predicting students' performance and learning outcomes): Αποσκοπεί στην διατύπωση προβλέψεων είτε της τελικής τους επίδοσης, είτε συγκεκριμένων μαθησιακών αποτελεσμάτων όπως της πρόωρης εγκατάλειψης (Attrition Risk Prediction) και των μελλοντικών ικανοτήτων μάθησης (Performance Prediction) βάσει των δεδομένων συμμετοχής τους σε διάφορες μαθησιακές δραστηριότητες.

- Δημιουργία υποδείξεων και συστάσεων (Generating Recommendations): Αναπτύσσει συστάσεις και υποδείξεις προς τους εκπαιδευόμενους ως προς την καταλληλότητα του μαθησιακού περιεχομένου (αρχεία, σύνδεσμοι, δραστηριότητες, εργασίες) την συγκριμένη χρονική στιγμή (Kotsiantis et al., 2010).
- Ανίχνευση της συμπεριφοράς των εκπαιδευομένων (Behavior Detection): Μελέτη της συμπεριφοράς των εκπαιδευομένων μέσω εφαρμογή της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων στις παραπάνω δύο περιπτώσεις. Ομαδοποίηση των μαθητών/ φοιτητών βάσει συγκεκριμένων χαρακτηριστικών για σκοπούς προσαρμογής και εξατομίκευσης της μάθησης.
- Ανάλυση της δομής του τομέα (Domain Structure Analysis): Αξιοποίηση της διαδικασίας δοκιμής και πλάνης σε περιβάλλοντα μάθησης με στόχο τη βελτίωση των μοντέλων του τομέα και των διδακτικών παρεμβάσεων. Ως κριτήριο αξιολόγησης της ποιότητας του μοντέλου χρησιμοποιείται η δυνατότητα πρόβλεψης της μαθησιακής απόδοσης των εκπαιδευομένων.
- Επικοινωνία μεταξύ των εμπλεκομένων (Communication to stakeholders): Οι Macfayden και Dawson (Macfayden & Dawson, 2010) επιβεβαίωσαν την χρησιμότητα παιδαγωγικών πληροφοριών από συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης στην ανάπτυξη ενός προσαρμοστικού εργαλείου αναφοράς για εκπαιδευτικούς, εξάγοντας και απεικονίζοντας δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, αναφορικά με την εμπλοκή των μαθητών στις δραστηριότητες των μαθημάτων. Σημαντική χαρακτηρίζεται και η συμβολή των Romero, Ventura, Pechenizkiy και Baker (Romero et al., 2011) οι οποίοι μέσω παροχής ανατροφοδότησης διευκολύνουν τη λήψη αποφάσεων ως μέτρο προληπτικής δράσης με σκοπό τη βελτίωση της μάθησης. Στόχος αυτών αλλά και πολλών άλλων μελετών αποτελεί η διευκόλυνση των διαχειριστών και των εκπαιδευτικών στην προσπάθεια τους ανάλυσης των δραστηριοτήτων των μαθητών/ φοιτητών και των πληροφοριών χρήσης σε μαθήματα.
- Διατήρηση και βελτίωση των μαθημάτων (Maintaining and Improving Courses): Οι πληροφορίες που σχετίζονται με τη χρήση και την επιρροή των μαθημάτων στους εκπαιδευόμενους μπορούν να αποτελέσουν σημαντικές πηγές πληροφόρησης για τη βελτίωση του περιεχομένου (πόροι, δραστηριότητες, σύνδεσμοι κ.ά.) και της δομής των μαθημάτων.
- Επιπτώσεις παιδαγωγικής υποστήριξης (Effects of Pedagogical Support): Η επιρροή της αξιοποίησης κατάλληλων διαδικτυακών εκπαιδευτικών λογισμικών στην μαθησιακή διαδικασία είναι αδιαμφισβήτητη. Χαρακτηριστικό παράδειγμα το έργο των Anaya και Boticario (Anaya & Boticario, 2011) που αναλύουν την αλληλεπίδραση των χρηστών σε ένα εκπαιδευτικό περιβάλλον με την υποστήριξη τεχνικών μηχανικής μάθησης.
- Προώθηση της επιστημονικής γνώσης (Advancing Scientific Knowledge): Αντικειμενικός στόχος της EDM είναι η γνώση (Pena-Ayala, 2014). Επιδίωξη της αποτελεί η προαγωγή και προώθηση της σχετικά με τη μάθηση και τους μαθητές

μέσω της δημιουργίας, της ανακάλυψης και της βελτίωσης των μοντέλων του εκπαιδευόμενου και της παιδαγωγικής υποστήριξης. Οι Siemens και Baker (Siemens & Baker, 2012) ανέπτυξαν και εφάρμοσαν μια επιστημονική θεωρία, καταλήγοντας σε διατύπωση νέας επιστημονικής υπόθεσης, ως προς τη βελτίωση της τεχνολογικής μάθησης.

Βασικό πεδίο μελέτης της EDM αποτελεί η μοντελοποίηση των μαθητών που συχνά συμπληρώνεται από την ανάλυση της συμπεριφοράς τους. Η βελτίωση όλων των πτυχών (διδασκαλία, προσαρμογή, εξατομίκευση κ.ά.) των εκπαιδευτικών συστημάτων επιτρέπει διαδικασίες όπως: πρόβλεψη της απόδοσης, διατύπωση επισημάνσεων και προτάσεων, ανατροφοδότηση εκπαιδευτών και διαχειριστών κ.ά. Οι προοπτικές και δυνατότητες της EDM έχουν ως απώτερο στόχο τη βελτίωση των εκπαιδευτικών συστημάτων και πιο συγκεκριμένα των μαθησιακών περιβαλλόντων που βασίζονται σε υπολογιστή (Computer Based Learning Environments – CBLE).

2.3.2 Ερευνητικά Ερωτήματα της EDM.

Η ερευνητική περιοχή της EDM ταλαντεύεται σε μια σειρά ερωτημάτων που αφορούν τις διαδικασίες μάθησης από απόσταση και έχει ως στόχο να δώσει απαντήσεις και λύσεις στους προβληματισμούς αυτούς. Ορισμένα από τα πιο σημαντικά ερωτήματα τα οποία η EDM πραγματεύεται είναι ομαδοποιημένα ως εξής (Mostow & Beck, 2009; Columbia University et al., 2017):

α) Ποια (Which):

- Ποια υπολογιστικά εργαλεία και τεχνικές αξιοποιούν καλύτερα μεγάλα εκπαιδευτικά σύνολα δεδομένων;
- Ποιες τεχνικές προσαρμογής μοντέλων είναι αποτελεσματικές για εργασίες EDM;
- Ποιες είναι οι προϋποθέσεις για τη διεξαγωγή και την αξιοπιστία των ερευνών στην EDM;

β) Τι (What):

- Σε τι ερωτήματα θα πρέπει να υποβληθούν τα δεδομένα;
- Τι ενδιαφέρον θα προκύψει από την εφαρμογή της EDM στην πράξη;
- Τι αντίκτυπο θα έχουν παιδαγωγικά οι προσεγγίσεις που θα εφαρμοστούν;

γ) Ποιος (Who):

- Ποιοι είναι οι εκπαιδευτικοί φορείς που θα μπορούσαν να ωφεληθούν;
- Ποιοι είναι οι κύριοι αποδέκτες από την εφαρμογή της;

2.4 Κατηγορίες της EDM.

Σύμφωνα με τους Witten και Frank (Witten & Frank, 2000) η EDM είναι προσανατολισμένη στη διαδικασία εξαγωγής χρήσιμων και κατανοητών γνώσεων, που προηγουμένως μας ήταν άγνωστα, από τεράστια και ετερογενή αποθετήρια εκπαιδευτικών δεδομένων. Στην κατεύθυνση αυτή ο Kantardzic (Kantardzic, 2011) διέκρινε δύο διακριτές κατηγορίες της EDM τις οποίες χαρακτηρίζει ως μοντέλα:

προβλεπτικό και περιγραφικό. Τα προβλεπτικά ή προγνωστικά μοντέλα μέσω μεθόδων εποπτευόμενης μάθησης (Supervised Learning Methods) εφαρμόζουν εποπτευόμενες μαθησιακές συναρτήσεις για την εκτίμηση της επιρροής των ανεξάρτητων μεταβλητών σε άγνωστες ή/ και μελλοντικές εξαρτημένες μεταβλητές. Τα περιγραφικά μοντέλα μέσω μεθόδων μη επιβλεπόμενης μάθησης (Unsupervised Learning Methods) εφαρμόζουν μη εποπτευόμενες μαθησιακές συναρτήσεις για τη ανάπτυξη προτύπων που εξηγούν ή γενικεύουν τη δομή, τις σχέσεις και τη διασύνδεση μεταξύ των δεδομένων εξόρυξης. Σύμφωνα με τον Pena-Ayala (Pena-Ayala, 2014) οι εργασίες όπως: ομαδοποίηση (clustering), κανόνες συσχέτισης (association rules) και ανάλυση συσχέτισης (correlation analysis) παράγουν περιγραφικά μοντέλα, ενώ οι εργασίες της ταξινόμησης (classification), της παλινδρόμησης (regression) και της κατηγοριοποίησης (categorization) δημιουργούν μοντέλα πρόβλεψης. Μια άλλη προσέγγιση αυτή του Baker (Baker, 2010) προτείνει μια κατηγοριοποίηση της EDM βάσει των τεσσάρων τομέων εφαρμογής της ως εξής:

- Βελτίωση μοντέλων μαθητών/ φοιτητών (improving student models).
- Βελτίωση μοντέλων τομέα (improving domain models).
- Επιστημονική έρευνα για τη μάθηση και τους μαθητές/ φοιτητές (scientific research into learning and learners).
- Μελέτη της παιδαγωγικής υποστήριξης (studying the pedagogical support).

Οι τρεις πρώτες κατηγορίες σχετίζονται σε μεγάλο βαθμό με τις μεθόδους εξόρυξης δεδομένων (στατιστική, οπτικοποίηση, ταξινόμηση, ομαδοποίηση κ.ά.) που θα χρησιμοποιηθούν. Ειδικότερα η τρίτη κατηγορία, συναντάται και ως εμπειρική μελέτη βελτίωσης των εκπαιδευτικών θεωριών και φαινομένων με στόχο τη βαθύτερη κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν τη μάθηση. Η τελευταία κατηγορία αφορά σε μελέτη της παιδαγωγικής προσέγγισης που θα χρησιμοποιηθεί όπως: μαθητοκεντρική (student-oriented), δασκαλοκεντρική (teacher-oriented), ομαδοσυνεργατική (collaborative-oriented) και προσανατολισμένη στη διοίκηση και διαχείριση (academic program managers and administrators).

2.5 Μέθοδοι και Τεχνικές της EDM.

Για την επίτευξη των στόχων της EDM έχει αναπτυχθεί μεγάλο πλήθος μεθόδων εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων οι οποίες προέρχονται από μια ποικιλία βιβλιογραφικών συμπεριλαμβανομένης της εξόρυξης δεδομένων, της μηχανικής μάθησης, της ψυχομετρίας, της στατιστικής, της οπτικοποίησης και της υπολογιστικής μοντελοποίησης (Baker & Yacef, 2009). Η πρώτη δημοφιλής προσέγγιση που αναπτύχθηκε είναι η ταξινόμηση του Baker (Baker, 2010) σύμφωνα με την οποία οι μέθοδοι της EDM χωρίζονται στις πέντε ακόλουθες κατηγορίες:

- Πρόβλεψη (Prediction): περιλαμβάνει τις υποκατηγορίες της ταξινόμησης (Classification), της παλινδρόμησης (Regression) και της εκτίμησης πυκνότητας (Density Estimation).
- Ομαδοποίηση (Clustering).

- Εξόρυξη Σχέσεων (Relationship Mining): περιλαμβάνει τις υποκατηγορίες της εξόρυξης κανόνων σύνδεσης (Association Rule Mining), της εξόρυξης συσχετίσεων (Correlation Mining), της εξόρυξης διαδοχικών προτύπων (Sequential Pattern Mining) και της αιτιώδους συνάφειας της εξόρυξης δεδομένων (Casual Data Mining).
- Απόσταξη δεδομένων για ανθρώπινη κρίση (Distillation of Data for Human Judgment).
- Ανακάλυψη με μοντέλα (Discovery with Models).

Οι τρεις πρώτες μέθοδοι αναγνωρίζονται ως καθολικές από τους ερευνητές της EDM, με τις υποκατηγορίες να ανακύπτουν μέσα από την κατηγοριοποίηση των μεθόδων εξόρυξης δεδομένων του Moore (Moore, 2006), ενώ η τέταρτη μέθοδος ταυτίζεται με τις κατηγορίες της οπτικοποίησης και στατιστικής των Romero, Ventura και Tanimoto (Romero & Ventura, 2013; Tanimoto, 2007). Η πέμπτη κατηγορία αφορά σε δημοφιλή μέθοδο της EDM υποστήριξης εξελιγμένων αναλύσεων όπως: μελέτη της συμπεριφοράς των μαθητών/ φοιτητών, διαμόρφωση του μαθησιακού υλικού για βέλτιστα μαθησιακά αποτελέσματα, ανατροφοδότηση του εκπαιδευτικού έργου κ.ά. (Baker & Yacef, 2009).

Σε μεταγενέστερο χρόνο οι μέθοδοι αυτοί επεκτάθηκαν, με συμβολή των Bienkowski, Feng, Means, Romero και Ventura (Bienkowski et al., 2012; Romero & Ventura, 2013), συμπληρώνοντας τις ακόλουθες κατηγορίες:

- Ανίχνευση ακραίων τιμών (Outlier Detection).
- Ανάλυση κοινωνικών δικτύων (Social Network Analysis – SNA).
- Εξόρυξη διεργασιών (Process Mining): περιλαμβάνει τις υποκατηγορίες του ελέγχου συμμόρφωσης (Conformance Checking), ανακάλυψη μοντέλου (Model Discovery) και επέκταση μοντέλου (Model Extension).
- Εξόρυξη Κειμένου (Text Mining).
- Ανίχνευση Γνώσης (Knowledge Tracing).
- Παραγοντοποίηση πινάκων (Matrix Factorization).

Η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων προέκυψε σε μεγάλο βαθμό από την ανάλυση των αρχείων καταγραφής της αλληλεπίδρασης μεταξύ μαθητών/ φοιτητών και υπολογιστών. Ωστόσο ο αυξανόμενος αριθμός μεθόδων και τεχνικών που χρησιμοποιεί η EDM για την ανάλυσή τους περιπλέκει σε ένα βαθμό τις διαδικασίες ανάλυσης διαφορετικών δεδομένων που παράγονται σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα. Η επιλογή της ενδεδειγμένης μεθόδου ή τεχνικής εξαρτάται από τη φύση του μαθησιακού περιβάλλοντος, τους ερευνητικούς στόχους και τον τύπο των διαθέσιμων δεδομένων.

2.5.1 Πρόβλεψη (Prediction).

Η μέθοδος της πρόβλεψης έχει ως στόχο την ανάπτυξη ενός μοντέλου που να μπορεί να εξάγει μια μεμονωμένη πτυχή των δεδομένων (προβλεπόμενη μεταβλητή) μέσω επιρροής συνδυασμένου τύπου δεδομένων (μεταβλητές πρόβλεψης). Η πρόβλεψη προϋποθέτει την ύπαρξη ετικετών για τη μεταβλητή εξόδου ενός περιορισμένου συνόλου δεδομένων, με την ετικέτα να αντιπροσωπεύει ορισμένες αξιόπιστες

πληροφορίες σχετικά με την αξία της μεταβλητής εξόδου σε συγκεκριμένες περιπτώσεις. Οι μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μελέτη των χαρακτηριστικών ενός μοντέλου που είναι σημαντικά χωρίς να απαιτείται η γνώση των ενδιαμέσων ή μεσολαβητικών παραγόντων. Σε έναν δεύτερο τύπο χρήσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της τιμής εξόδου σε περιβάλλοντα όπου τα δεδομένα: δεν είναι ακόμη διαθέσιμα, έχουν συλλεχθεί σε προγενέστερο χρόνο, υφίστανται τροποποιήσεις. Η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων για αυτό το σκοπό είναι συνηθέστερα μια επαναληπτική διαδικασία όπου ο ερευνητής θα πρέπει να δοκιμάσει διαφορετικούς χειρισμούς δεδομένων, προσεγγίσεις ταξινόμησης, ρύθμισης αλγορίθμων κ.ά. Ωστόσο υπάρχει μια τεράστια ποσότητα θεωρητικών γνώσεων και πρακτικών που μπορούν να καθοδηγήσουν τους ερευνητές στην εφαρμογή των καταλληλότερων εξ αυτών για το εκπαιδευτικό πλαίσιο που μελετούν. Οι Hämmäläinen, Vinni (Hämmäläinen & Vinni, 2011) διέκριναν τέσσερις περιπτώσεις εφαρμογής της EDM σε διαδικασίες πρόβλεψης τις οποίες διατύπωσαν ως εξής:

- Πρόβλεψη της ακαδημαϊκής επιτυχίας του μαθητή/ φοιτητή (Predicting Academic Success): Σημαντικός αριθμός έργων χρησιμοποιεί τη μέθοδο της ταξινόμησης για την πρόβλεψη της ακαδημαϊκής επιτυχίας κυρίως των φοιτητών σε πανεπιστημιακά ιδρύματα. Στόχοι της μεθόδου είναι κυρίως: η πρόβλεψη της εγκατάλειψης στην αρχή των σπουδών, η χρονική στιγμή αποφοίτησης, η γενική απόδοση και η ανάγκη για υποστηρικτικά μαθήματα.
- Πρόβλεψη των αποτελεσμάτων του μαθήματος (Predicting the Course Outcomes): Η πρόβλεψη της επιτυχίας/ αποτυχίας ενός μαθήματος, της βαθμολογίας του μαθητή/ φοιτητή στο μάθημα, της πρόωρης εγκατάλειψης του μαθήματος και των επιτευγμάτων των μαθητών/ φοιτητών στο μάθημα είναι ορισμένα μόνο από τα ζητήματα που εξετάζουν οι διάφορες ερευνητικές προσεγγίσεις.
- Πρόβλεψη της επιτυχίας σε επόμενη εργασία (Succeeding in the Next Task): Η εργασία αυτή στοχεύει στην πρόβλεψη της επιτυχίας του μαθητή/ φοιτητή στην επόμενη εργασία λαμβάνοντας υπόψη τις απαντήσεις του σε προηγούμενες εργασίες. Η ιδέα αυτής έγκειται στην υποστήριξη της επιλογής της επόμενης ερώτησης σύμφωνα με το τρέχον επίπεδο γνώσης του μαθητή/ φοιτητή.
- Πρόβλεψη των μεταγνωστικών δεξιοτήτων, των συνηθειών και των κινήτρων (Metacognitive Skills, Habits and Motivation): Καλύπτει τη διερεύνηση των μεταγνωστικών δεξιοτήτων και των υπολοίπων παραγόντων που επηρεάζουν τη μάθηση. Στόχοι της αποτελούν η πρόβλεψη του κινήτρου ή του επιπέδου εμπλοκής του μαθητή/ φοιτητή, το γνωστικό στυλ, η εμπειρία στη χρήση του συστήματος μάθησης και η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης στρατηγικής παρέμβασης.

Οι Parack, Zahid, Merchant και Romero et al. (Parack et al., 2012; Romero et al., 2011) διατύπωσαν τις εξής τρεις υποκατηγορίες πρόβλεψης: την ταξινόμηση – classification (όταν η προβλεπόμενη μεταβλητή έχει δυαδική ή κατηγορηματική τιμή), την παλινδρόμηση - regression (όταν η προβλεπόμενη μεταβλητή είναι συνεχής και αφορά σε δυαδικές προβλέψεις) και την εκτίμηση πυκνότητας – density estimation (όταν η

προβλεπόμενη τιμή αφορά σε συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας). Ορισμένες δημοφιλείς μέθοδοι ταξινόμησης είναι οι εξής:

- Δένδρα Αποφάσεων (Decision Trees): Αντιπροσωπεύει ένα σύνολο κανόνων ταξινόμησης σε μορφή δένδρου. Είναι κατανοητά, ευέλικτα, μπορούν να χειριστούν μικτές μεταβλητές και έχουν υψηλή αντιπροσωπευτική ισχύ.
- Ταξινομητές Bayesian Δικτύων (Bayesian Network Classifiers): Οι στατιστικές εξαρτήσεις παρουσιάζονται με τη δομή γραφήματος όπου κάθε κορυφή του αντιστοιχεί σε ένα χαρακτηριστικό ενώ οι ακμές του αντιπροσωπεύουν το σύνολο των χαρακτηριστικών από τα οποία εξαρτάται.
- Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks): Ευρύτερα χρησιμοποιούμενη μέθοδος στην αναγνώριση προτύπων ειδικά όταν έχουμε πολλά αριθμητικά δεδομένα και γνωρίζουμε ακριβώς τον τρόπο εκπαίδευσης του μοντέλου. Αντιπροσωπευτικά δείγματα της κατηγορίας αυτής αποτελούν τα νευρωνικά δίκτυα τύπου Perceptron και Feed-Forward.
- Ταξινομητές K-Πλησιέστερου Γείτονα (K-Nearest Neighbor Classifiers): Στηρίζεται στην ταξινόμηση ενός νέου αντικειμένου εξετάζοντας τις τιμές κλάσης των K παρόμοιων σημείων δεδομένων. Η υλοποίηση του στηρίζεται στην επιλογή δύο σημαντικών παραγόντων: του αριθμού των γειτόνων K και της μέτρησης της απόστασης μεταξύ τους.
- Υποστήριξη Διανυσματικών Μηχανημάτων (Support Vector Machines - SVMs): Ιδανική μέθοδος όταν τα όρια της τάξης είναι μη γραμμικά. Τα δεδομένα χαρτογραφούνται σε υψηλότερη διάσταση έτσι ώστε οι κλάσεις να μετατραπούν σε γραμμικά διαχωρίσιμες.
- Σύγκριση (Comparison): Επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου ανά δεδομένη εργασία. Οι κύριες μέθοδοι ταξινόμησης αξιολογούνται βάσει των παρακάτω οκτώ γενικών κριτηρίων: μορφή ορίων της τάξης, ακρίβεια, χειρισμό ελλιπών δεδομένων, υποστήριξη μικτών μεταβλητών, αποτελεσματικότητα της ταξινόμησης, της μάθησης και της ενημέρωσης του μοντέλου.

Η μέθοδος της παλινδρόμησης περιλαμβάνει τις περιπτώσεις της γραμμικής παλινδρόμησης (Linear Regression), των νευρωνικών δικτύων (Neural Networks) και της υποστήριξης διανυσματικών μηχανημάτων παλινδρόμησης (Support Vector Machine Regression). Στην γραμμική παλινδρόμηση το χαρακτηριστικό στόχου αντιπροσωπεύει μια γραμμική συνάρτηση άλλων αμοιβαία ανεξάρτητων χαρακτηριστικών. Ως παράδειγμα θα μπορούσε να αναφερθεί η πρόβλεψη μέσω γραμμικής παλινδρόμησης της ολοκλήρωσης ενός μαθήματος από τον μαθητή. Η περίπτωση της εκτίμησης πυκνότητας (Density Estimation) στηρίζεται σε μια ποικιλία λειτουργιών συναρτήσεων πυρήνα Kernel, συμπεριλαμβανομένων των Gaussian συναρτήσεων (Baker, 2010).

2.5.2 Ομαδοποίηση (Clustering).

Το ζήτημα της ομαδοποίησης δεδομένων μπορεί να οριστεί ως αυτό της εκχώρησης κάθε ενός από τα στοιχεία δεδομένων N σε ένα από τα πιθανά συμπλέγματα K . Οι

διαδικασίες ομαδοποίησης μπορούν να ταξινομηθούν σε ιεραρχικές (Hierarchical) και σε τμηματικές (Partitional) μεθόδους. Η ιεραρχική ομαδοποίηση προϋποθέτει η δομή του συμπλέγματος να εμφανίζεται σε διαφορετικά, συνήθως ένθετα δομικά επίπεδα. Η τμηματική ομαδοποίηση μπορεί να θεωρηθεί ως ειδική περίπτωση ιεραρχικής ομαδοποίησης, ενός ενιαίου κοινού επιπέδου για όλες τις συστάδες (Witten & Eibe, 2005). Στα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης η ομαδοποίηση στοχεύει σε ανακάλυψη και μοντελοποίηση των ομάδων συγκέντρωσης δεδομένων βάσει κάποιου κριτηρίου ομοιότητας και εμπίπτει σε μια από τις παρακάτω τρεις κατηγορίες (Vellido et al., 2011):

- Ομαδοποίηση του μαθησιακού υλικού σε συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης (Cluster Analysis of e-Learning Material): Η εφαρμογή της στηρίζεται στην ανάλυση του μαθησιακού υλικού με σκοπό τη βελτίωσή του, την ανακάλυψη ομοιοτήτων μεταξύ των θεμάτων και τη δημιουργία νέων συσχετίσεων. Ορισμένες από τις πιο αντιπροσωπευτικές μεθόδους ομαδοποίησης αυτής της κατηγορίας συνοψίζονται στον παρακάτω Πίνακα 2.1:

Πίνακας 2.1: Μέθοδοι Ομαδοποίησης Μαθησιακού Υλικού σε Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης (Vellido et al., 2011).

Μέθοδος Ομαδοποίησης	Περιγραφή στόχου συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης.
Bisection k-Means	Εύρεση και οργάνωση κατανεμημένων πόρων λογισμικού.
Self Organizing Map (SOM)	Συγκέντρωση μαθησιακού υλικού σε κλάσεις, βάσει σημασιολογικών ομοιοτήτων.
Hierarchical agglomerative clustering, single-pass clustering and k-NN (Neural Network)	Οι μαθησιακές εγγραφές οργανώνονται και αναπαρίστανται σε ομάδες βάσει συναφών θεμάτων και ομοιοτήτων μεταξύ τους.
Fuzzy Adaptive Resonance Theory (Fuzzy ART)	Δημιουργεί δοκιμαστικά φύλλα μέσω δυναμικού προγραμματισμού και εφαρμογής της ασαφούς λογικής για τη συγκέντρωση των στοιχείων δοκιμής σε ομάδες.
Distribution Sensitive Clustering (DISC)	Εξόρυξη γνώσης από κάθε θεματική ενότητα του μαθήματος για αναδιοργάνωση του μαθησιακού περιεχομένου μέσω αυτόματης προσαρμοστικής δοκιμασίας.
Agglomerative, Direct k-Way, Repeated Bisection and Graph Partitional from the Clustering CLUTO Package	Συγκέντρωση εγγράφων e-Learning σε ομάδες διερεύνησης δευτερευόντων εννοιών προς βελτίωση της αναζήτησης περιεχομένου σε πλατφόρμες ηλεκτρονικής μάθησης.
Hierarchical Agglomerative Clustering	Εφαρμογή της θεωρίας Rough για ομαδοποίηση των ερωτημάτων των χρηστών. Δημιουργία μιας

	ιεραρχίας συνήθη ερωτήσεων (Frequently Asked Questions – FAQ) σε συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης.
Web Text Clustering Based on Maximal Frequent Itemsets	Ομαδοποίηση εγγραφών ηλεκτρονικής μάθησης βάσει συχνών ομοιοτήτων σε λέξεις.

- Ομαδοποίηση των μαθητών/ φοιτητών βάσει της συμπεριφοράς πλοήγησης ή/ και μάθησης σε συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης (Clustering of Students according to their e-Learning Behavior): Η μαθησιακή συμπεριφορά και η δυναμική των μαθητών/ φοιτητών αποτελούν βασικοί παράγοντες βελτίωσης της διαδικασίας διδασκαλίας – μάθησης. Η διαδικασία ομαδοποίησης θα μπορούσε να αξιοποιηθεί από τους εκπαιδευτικούς προκειμένου να παρέχουν υποστήριξη σε συγκεκριμένες ομάδες παρόμοιων χαρακτηριστικών. Συνδυαστικά μέσω οπτικοποίησης θα μπορούσε να βελτιώσει την εμπειρία της ηλεκτρονικής μάθησης, συμβάλλοντας με αποτελεσματικό τρόπο στην προώθηση μεγαλύτερων ακαδημαϊκών επιτευγμάτων. Στον Πίνακα 2.2 που ακολουθεί παρουσιάζονται τα επιτεύγματα ορισμένων μεθόδων αξιοποίησης των μορφών κειμένου ή λέξεων κλειδιών προς ανάκτηση πληροφοριών.

Πίνακας 2.2: Μέθοδοι Ομαδοποίησης των μαθητών/ φοιτητών βάσει της συμπεριφοράς πλοήγησης ή/ και μάθησης σε συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης (Vellido et al., 2011).

Μέθοδος Ομαδοποίησης	Περιγραφή στόχου συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης
k-Means	Ομαδοποίηση μαθητών/ φοιτητών βάσει απόδοσης και βελτίωση της πρόβλεψης πρόσβασης σε ιστοσελίδες.
Self Organizing Map (SOM)	Ομαδοποίηση μαθητών/ φοιτητών βάσει του ιστορικού τους. Κατόπιν εφαρμογή της εξόρυξης κανόνων συσχέτισης για την παροχή συστάσεων.
Expectation-Maximization (EM) Clustering	Ομαδοποίηση βάσει συμπεριφορών περιήγησης και ανακάλυψη προτύπων συμπεριφοράς χρηστών σε συνεργατικές δραστηριότητες.
Fuzzy C-Means Clustering	Ομαδοποίηση των χρηστών βάσει συγκεκριμένων χαρακτηριστικών τους. Δημιουργία συνόλων παρόμοιων χρηστών, βάσει της στρατηγικής διδασκαλίας και της προσωπικότητας, για παροχή εξατομικευμένης μάθησης.
Naive Bayes	Δημιουργία διαδραστικών ομάδων μαθητών e-Learning.
Weighted Euclidian	Περιλαμβάνει τις εξής περιπτώσεις: α) προώθηση

Distance Based Clustering	της συλλογικής μάθησης, β) σύσταση των ομάδων βάσει ορισμένου σκοπού σε συνεργατικά περιβάλλοντα, γ) οργάνωση των ομάδων σύμφωνα με τις απαντήσεις των χρηστών σε ηλεκτρονικά ερωτηματολόγια, δ) δημιουργία ομάδων σύμφωνα με τη συμπεριφορά πλοήγησης των χρηστών.
Two Face Hierarchical Clustering	Οργάνωση σε ομάδες σύμφωνα με το στυλ μάθησης και τις προτιμήσεις χρήσης.
GTM (Generative Topographic Mapping), t-GTM, and FRD (Feature Relevance Determination)-GTM	Δεδομένα πολλών μεταβλητών οργανώνονται και οπτικοποιούνται ανά ομάδες χρηστών σε ένα εικονικό μάθημα μέσω ανάλυσης συναφών χαρακτηριστικών της συμπεριφοράς τους.

- Ανάλυση της ομαδοποίησης ως εργαλείο βελτίωσης των περιβαλλόντων ηλεκτρονικής μάθησης (Clustering Analysis as a Tool to Improve e-Learning Environments): Η ομαδική αλληλεπίδραση σε ένα περιβάλλον ηλεκτρονικής μάθησης συμβάλλει καθοριστικά στην επιτυχία της ομάδας. Ωστόσο παράγοντες όπως: η έλλειψη συνοχής της, το μεγάλο πλήθος χρηστών και τα χαμηλά επίπεδα αλληλεπίδρασης μεταξύ των ομάδων περιορίζουν την εφαρμογή τεχνικών ανάλυσης ομαδοποίησης για τη βελτίωση των περιβαλλόντων ηλεκτρονικής μάθησης. Οι Fu και Foghlu (Fu & Foghlu, 2008) εφαρμόζουν μεθόδους ομαδοποίησης, μέσω αξιοποίησης του αλγορίθμου εννοιολογικής σύμπλεξης υποδιαστημάτων (CSC), ως μέσο λήψης απόφασης για την αξιολόγηση των σχέσεων μεταξύ των προτύπων χρήσης και της απόδοσης των μαθητών.

Η ετερογένεια και το μέγεθος του δείγματος δεδομένων καθορίζουν σε μεγάλο βαθμό την επιλογή της τεχνικής ομαδοποίησης που θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί. Στις περιπτώσεις μεγάλου συνόλου δεδομένων αποδεικνύονται ως κατάλληλες μέθοδοι ομαδοποίησης οι εξής: Αναζήτηση Πλησιέστερου Γείτονα (Nearest Neighbor (NN) Search), Σύνοψη Δεδομένων (Data Summarization), Κατανομή Υπολογιστών (Distributed Computing), Σταδιακή Ομαδοποίηση (Incremental Clustering) και Δειγματοληψία (Sampling-Based Methods) (Tsuda & Kudo, 2006).

2.5.3 Εξόρυξη Σχέσεων (Relationship Mining).

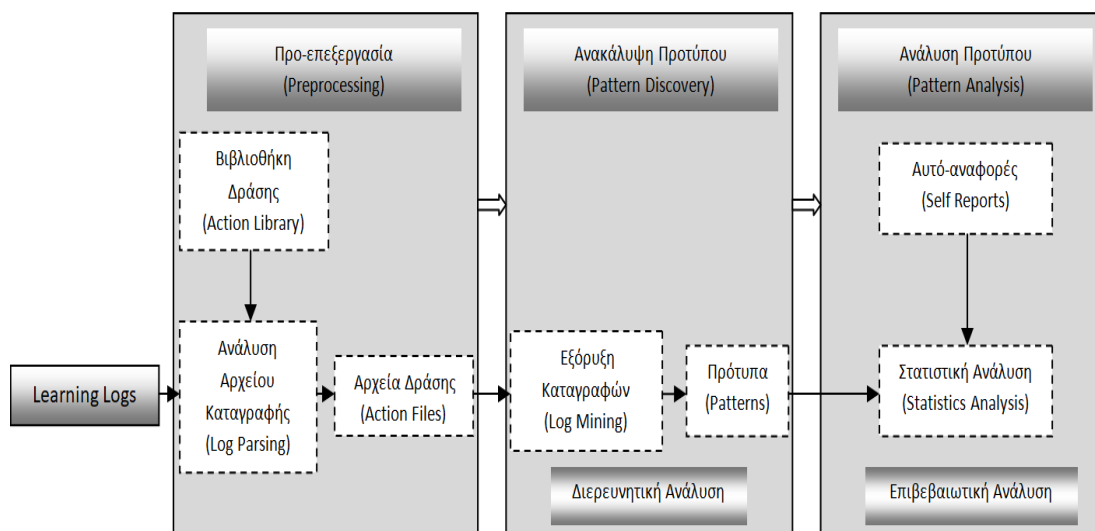
Η εξόρυξη σχέσεων σχετίζεται με την ανακάλυψη σχέσεων μεταξύ των στοιχείων ενός συνόλου δεδομένων με μεγάλο αριθμό μεταβλητών. Συναντάται είτε ως προσπάθεια εντοπισμού και διάκρισης των μεταβλητών εκείνων που συνδέονται πιο έντονα με μια σημαντικής σπουδαιότητας μεταβλητής, είτε ως διαδικασία διερεύνησης του ισχυρού βαθμού συσχέτισης μεταξύ των δύο μεταβλητών. Υπάρχουν τέσσερις τύποι εξόρυξης σχέσεων όπως: εξόρυξη κανόνων σύνδεσης (Association Rule Mining),

εξόρυξη συσχετίσεων (Correlation Mining), εξόρυξη διαδοχικών προτύπων (Sequential Pattern Mining) και αιτιώδη συνάφεια της εξόρυξης δεδομένων (Casual Data Mining).

- Στην εξόρυξη κανόνων σύνδεσης (Association Rule Mining) επιδιώκεται η εύρεση κανόνων της μορφής αν-τότε, στη λογική ότι αν βρεθεί ένα ορισμένο σύνολο μεταβλητών συγκεκριμένων χαρακτηριστικών, τότε μια άλλη μεταβλητή ή ένα άλλο σύνολο μεταβλητών αποκτά μια συγκεκριμένη τιμή ή ιδιότητα. Εφαρμόζεται σε πλήθος διαδικτυακών εκπαιδευτικών συστημάτων είτε ως μέσο ανατροφοδότησης των εκπαιδευτικών, είτε ως μέσο υποστήριξης της αλληλεπίδρασης των μαθητών με το σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης. Ως παράδειγμα αναφέρεται η περίπτωση όπου: “ένας μαθητής είναι απογοητευμένος, αλλά έχει ισχυρότερο στόχο τη μάθηση και ασθενέστερο την επίδοση”. Η εφαρμογή αυτής της μεθόδου θα μπορούσε συνειρμικά να καταλήξει στο ότι: “ο μαθητής συχνά ζητά βοήθεια” (Baker, 2010). Η εξόρυξη κανόνων σύνδεσης βρίσκει μεγάλης εφαρμογής στα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης μέσω εργασιών όπως: α) αυτόματη καθοδήγηση των χρηστών σε συγκεκριμένες δραστηριότητες, β) ανακάλυψη σχέσεων από τις πληροφορίες χρήσης ενός μαθητή για παροχή ανατροφοδότησης στον διδάσκοντα του μαθήματος, γ) βελτίωση του μαθησιακού περιεχομένου βάσει του ενδιαφέροντος του χρήστη, δ) εξατομίκευση του περιβάλλοντος ηλεκτρονικής μάθησης σύμφωνα με το προφίλ χρήσης και τον γνωστικό τομέα, ε) εξαγωγή προτύπων συμπεριφοράς χρηστών και προτύπων διαφοράς απόδοσης μεταξύ των ομάδων, στ) εντοπισμός συχνών λαθών και παρανοήσεων των μαθητών κ.ά. Σε ερευνητικό επίπεδο αναπτύχθηκε μια ποικιλία αλγορίθμων που βελτιώνουν σημαντικά την απόδοση της μεθόδου μέσω επιβολής περιορισμών στα επιθυμητά αποτελέσματα εξόδου. Με τον τρόπο αυτό οι περισσότεροι αλγόριθμοι επικεντρώνονται στην ανακάλυψη όλων των κανόνων που ικανοποιούν ελάχιστους περιορισμούς υποστήριξης και εμπιστοσύνης για ένα ορισμένο σύνολο δεδομένων, βελτιώνοντας το χρόνο επεξεργασίας και ερμηνείας των αποτελεσμάτων από τους χρήστες. Μεταξύ των κύριων αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται στην πράξη συναντάμε τους εξής: Apriori, FP-Growth, MagnumOpus, Closet κ.ά., όπου οι περισσότεροι εξ αυτών προϋποθέτουν τον καθορισμό δύο κατώτατων κριτηρίων από το χρήστη, της ελάχιστης υποστήριξης και εμπιστοσύνης, προκειμένου να βρει όλους εκείνους τους κανόνες που υπερβαίνουν τα συγκεκριμένα όρια. (Garcia et al., 2011).
- Στόχος της εξόρυξης συσχετίσεων (Correlation Mining) αποτελεί ο εντοπισμός θετικών ή αρνητικών αριθμών προς εντοπισμό των γραμμικών συσχετισμών μεταξύ των μεταβλητών (Baker, 2010). Οι Bin και Kevin (Bin & Kevin, 2006) ορίζουν το πρόβλημα εξόρυξης συσχέτισης ως ένα σύνολο σχημάτων που βρίσκονται στον ίδιο τομέα και θέλουμε να βρούμε συσχετισμένα χαρακτηριστικά. Η διαδικασία της εξόρυξης ξεκινά με την αναγνώριση των χαρακτηριστικών που είναι πανομοιότυπα και κοινοποιούνται ως συσχετισμένα χαρακτηριστικά, προκειμένου να αφαιρεθούν από τη λίστα χαρακτηριστικών για μείωση του κόστους του αλγορίθμου. Κατόπιν τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά

οδηγούνται στον αλγόριθμο εξόρυξης συσχετίσεων προς εύρεση συσχετισμών και αντιστοίχιση χαρακτηριστικών σε διεπαφές ερωτήσεων.

- Στη διαδοχική εξόρυξη προτύπων (Sequential Pattern Mining) στόχος είναι η εύρεση της χρονικής συσχέτισης μεταξύ των γεγονότων όπως για παράδειγμα του προσδιορισμού της πορείας συμπεριφοράς ενός μαθητή που τον οδηγεί στην επίτευξη ενός ορισμένου μαθησιακού αποτελέσματος. Αποτελεί δύσκολη εφαρμογή της εξόρυξης δεδομένων καθώς μπορεί να απαιτηθεί η εξέταση μεγάλου πλήθους πιθανών προτύπων σε βάσεις δεδομένων. Οι περισσότερες προσεγγίσεις που έχουν χρησιμοποιηθεί στην πράξη ακολουθούν τη μεθοδολογία του Apriori σε μια προσπάθεια μείωσης του αριθμού των πιθανών συνδυασμών που πρέπει να εξεταστούν. Σε μια βάση δεδομένων ενός συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης, οι δραστηριότητες στις οποίες συμμετείχε ο χρήστης με την πάροδο διεξαγωγής του μαθήματος και η συχνή παρακολούθηση των προτύπων συμπεριφοράς του μπορεί να είναι χρήσιμη πηγή για την πρόβλεψη της μελλοντικής συμπεριφοράς του στο μάθημα ή σε συναφή επόμενα μαθήματα (Garcia et al., 2011). Στα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης η εξαγωγή διαδοχικών προτύπων συμβάλλει στην εκπαιδευτική έρευνα με διάφορους τρόπους όπως: α) βοηθά στην αξιολόγηση των δραστηριοτήτων μέσω προσαρμογής των μαθησιακών πόρων, β) συγκρίνει τα αναμενόμενα πρότυπα συμπεριφοράς μέσω θεωρητικών διαδρομών μάθησης, γ) υποδεικνύει καλύτερους τρόπους οργάνωσης του εκπαιδευτικού υλικού για μαθητές με παρόμοια χαρακτηριστικά, δ) επιτρέπει τη δημιουργία εξατομικευμένων δραστηριοτήτων για διαφορετικές ομάδες μαθητών, ε) προτείνει σε ένα μαθητή τους κατάλληλους συνδέσμους ή ιστοσελίδες σε ένα προσαρμοσμένο διαδικτυακό μάθημα και τον ενθαρρύνει για πρόσβαση σε επόμενο, στ) εντοπίζει τα προβλήματα αλληλεπίδρασης και προτύπων που αποτελούν δείκτες επιτυχίας. Οι Zhou, Xu, Nesbit και Winne (Zhou et al., 2011) προτείνουν δύο αποτελεσματικούς μηχανισμούς για την εφαρμογή της μεθόδου διαδοχικής ανάλυσης προτύπων τις οποίες ονόμασαν διαδικασία ανακάλυψης προτύπων (Pattern Discovery Process) και διαδικασία φιλτραρίσματος προτύπων (Constraint Based Pattern Filtering Process). Στην Εικόνα 2.3 περιγράφονται τα διαδοχικά βήματα της διαδοχικής ανάλυσης προτύπων σε αρχεία καταγραφής προερχόμενα από ένα σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης.



Εικόνα 2.3: Ροή ανάλυσης διαδοχικών προτύπων σε αρχεία καταγραφής εκμάθησης (Zhou et al., 2011).

- Η εξόρυξη αιτιωδών δεδομένων (Casual Data Mining) διερευνά την επίδραση ενός συμβάντος (ανεξάρτητη μεταβλητή) σε ένα άλλο γεγονός (εξαρτημένη μεταβλητή). Σύμφωνα με τον Mostow (Mostow, 2008) ο στόχος αυτός μπορεί να επιτευχθεί είτε μέσω ανάλυσης των πινάκων συνδιακύμανσης των δύο γεγονότων είτε αξιοποιώντας πληροφορίες σχετικές με τη διαδικασία ενεργοποίησης ενός εκ των συμβάντων (ανεξάρτητη μεταβλητή). Ως χαρακτηριστικό παράδειγμα αναφέρεται η τυχαία επιλογή ενός παιδαγωγικού συμβάντος όπου μέσω πειραματισμού συχνά καταλήγουμε στην εξαγωγή της αιτιώδους σχέσης προς το επιδιωκόμενο μαθησιακό αποτέλεσμα.

Οι σχέσεις που προκύπτουν μέσω αυτής της μεθόδου πρέπει να πληρούν τα κριτήρια της στατιστικής σημασίας και του ενδιαφέροντος. Το ενδιαφέρον αφορά σε αξιολόγηση του συνόλου των κανόνων/ συσχετίσεων/ αιτιωδών σχέσεων που έχουν βρεθεί, έτσι ώστε οι ερευνητές να καταλήξουν στα ευρήματα εκείνα που αντιπροσωπεύουν και υποστηρίζουν καλύτερα τα δεδομένα. Η επιλογή γίνεται ακόμη δυσκολότερη στις περιπτώσεις μεγάλων συνόλων δεδομένων ή μεγάλου πλήθους εξόρυξης σχέσεων όπου ο περιορισμός της επιλογής γίνεται μέσω καθορισμού κριτηρίων όπως: μέτρηση ενδιαφέροντος, υποστήριξη, στόχο, αξιοπιστία, συσχέτιση, κάλυψη κ.ά. (Merceron & Yacéf, 2008). Το κριτήριο της στατιστικής σημασίας εκτιμάται μέσω διεξαγωγής μεγάλου αριθμού στατιστικών δοκιμών προκειμένου να ελεγχθεί με τυχαίο τρόπο η εύρεση σχέσεων μεταξύ των δεδομένων. Η χρήση μεθόδων όπως της προσαρμογής Bonferroni (Bonferroni Adjustment) και της μετέπειτα στατιστικής ανάλυσης για τον έλεγχο του αριθμού των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν, μπορεί να αυξήσει την αξιοπιστία της σχέσης ή του κανόνα εξόρυξης. Εναλλακτικά μπορεί να γίνει χρήση μεθόδων ελέγχου και αξιολόγησης της συνολικής πιθανότητας ενός προτύπου αποτελεσμάτων ως προς την τυχαία επιλογή τους (Baker, 2010).

Σε αρκετές περιπτώσεις τα εργαλεία εξόρυξης σχέσεων χαρακτηρίζονται από πολυπλοκότητα και υπερβαίνουν τις δυνατότητες και απαιτήσεις των εκπαιδευτικών, με αποτέλεσμα να αξιοποιούνται κυρίως από τους διαχειριστές των μαθημάτων οι οποίοι ακολούθως μεταβιβάζουν τις αναφορές αυτές στους εκπαιδευτικούς. Ωστόσο αναφέρονται περιπτώσεις εργαλείων με σημαντική ισχύ, ευελιξία και απλότητα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τους εκπαιδευτικούς, χωρίς ωστόσο να μην σχετίζονται και με ορισμένα σημαντικά μειονεκτήματα όπως (García et al., 2011):

- ❖ Απαιτείται εύρεση των κατάλληλων παραμέτρων του αλγορίθμου εξόρυξης που θα χρησιμοποιηθεί.
- ❖ Σε πολλές περιπτώσεις καταλήγουμε σε εξαγωγή πάρα πολλών κανόνων/ συσχετίσεων.
- ❖ Αρκετοί από τους κανόνες/ συσχετίσεις είναι ακατανόητοι ή/ και πολύπλοκοι.
- ❖ Τα ευρήματα προϋποθέτουν στατιστική επεξεργασία για την εξαγωγή συμπερασμάτων.

2.5.4 Απόσταξη Δεδομένων για Ανθρώπινη Κρίση (Distillation of Data for Human Judgment).

Οι μέθοδοι εξόρυξης δεδομένων του τομέα αφορούν σε διαδικασίες οπτικοποίησης των πληροφοριών που εμπεριέχουν τα δεδομένα. Η δεδομένη αντιληπτική ικανότητα των ανθρώπων να εξαγάγουν συμπεράσματα μέσω κατάλληλης οπτικοποίησης των δεδομένων συνεπάγεται την αποδέσμευση της από την διαδικασία αυτοματοποιημένης μεθόδου εξόρυξης δεδομένων. Τα δεδομένα που θα τεθούν προς ανθρώπινη κρίση επιτελούν δυο βασικές λειτουργίες: την αναγνώριση και την ταξινόμηση. Όταν ο σκοπός της εξόρυξης είναι η αναγνώριση τότε τα δεδομένα εμφανίζονται με τρόπους που επιτρέπουν στον ανθρώπινο νου να αναγνωρίσει σχετικά εύκολα γνωστά πρότυπα που σε κάποιες περιπτώσεις είναι δύσκολο να αποκρυπτογραφηθούν διαφορετικά. Ως παράδειγμα θα μπορούσε να αναφερθεί η οπτικοποίηση της πορείας μάθησης ενός μαθητή η οποία εμφανίζει τον αριθμό των δραστηριοτήτων που υλοποίησε στον οριζόντιο άξονα και την απόδοση ή το χρόνο υλοποίησης κάθε δραστηριότητας στον κατακόρυφο άξονα. Μια καμπύλη μάθησης με πορεία προς τα επάνω, όπου είναι ήπια στην αρχή και μετέπειτα απότομη θα μπορούσε να αντιπροσωπεύει ένα καλά καθορισμένο μοντέλο γνώσης (Corbett & Anderson, 1995). Η λειτουργία της ταξινόμησης για απόσταξη δεδομένων προς ανθρώπινη χρήση υποστηρίζει τη μεταγενέστερη ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων. Τα δεδομένα, σε μορφή κειμένου ή μέσω οπτικής αναπαράστασης, επισημαίνονται μέσω ετικετών και χρησιμοποιούνται ως βάση για την ανάπτυξη ενός προγνωστικού παράγοντα (Hershkovitz & Nachmias, 2011). Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί διαδικασίες όπως: σύνοψη (summarization), οπτικοποίηση (visualization) και αλληλεπίδραση (interactive) για την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών, μέσω αναπαραστάσεων, ευανάγνωστων γραφημάτων και άλλων τεχνικών οπτικοποίησης προς διευκόλυνση της λήψης αποφάσεων. Ο Pena-Ayala (Pena-Ayala, 2013) αναφέρει ως σημαντική ιδιότητα της μεθόδου την εύχρηστη μορφή

παροχής περιγραφικών στατιστικών από σφαιρικά/ γενικά δεδομένα μέσω δημιουργίας αναφορών και καταγραφής της συμπεριφοράς των χρηστών.

2.5.5 Ανακάλυψη με Μοντέλα (Discovery with Models).

Στην ανακάλυψη με μοντέλα ένα επικυρωμένο μοντέλο ενός φαινομένου, που αναπτύσσεται μέσω πρόβλεψης, ομαδοποίησης και μηχανικής γνώσης, χρησιμοποιείται ως στοιχείο περαιτέρω ανάλυσης για σκοπούς όπως: η πρόβλεψη και η εξόρυξη σχέσεων. Η μηχανική γνώση δεν είναι το αποτέλεσμα μιας αυτοματοποιημένης μεθόδου, αλλά αναπτύσσεται μέσω ανθρώπινης λογικής. Στην περίπτωση της εξόρυξης σχέσεων μελετώνται οι σχέσεις μεταξύ των προβλέψεων και των πρόσθετων μεταβλητών του μοντέλου που εφαρμόζεται στην πράξη. Έτσι ο ερευνητής είναι σε θέση να μελετήσει τις σχέσεις μεταξύ μιας οποιασδήποτε σύνθετης μεταβλητής με μια ευρεία ποικιλία παρατηρήσιμων μεταβλητών. Ως παράδειγμα οι Desmarais και Lemieux (Desmarais & Lemieux, 2013) αναφέρουν την χρήση της μεθόδου για τον προσδιορισμό των σχέσεων μεταξύ της συμπεριφοράς και των χαρακτηριστικών ενός μαθητή. Η περίπτωση της πρόβλεψης αξιοποιεί την επικυρωμένη γενίκευση ενός μοντέλου πρόβλεψης σε ένα μαθησιακό περιβάλλον χρησιμοποιώντας τις μεταβλητές του μοντέλου για την εκτίμηση μιας νέας μεταβλητής. Ως παράδειγμα ο Baker (Baker, 2015) περιγράφει τις αναλύσεις περίπλοκων δραστηριοτήτων ή εφαρμογών, όπως το παιχνίδι σε ένα σύστημα διαδικτυακής μάθησης, ως αλληλοεξαρτώμενες με τις εκτιμήσεις πιθανότητας καθώς ο μαθητής γνωρίζει την τρέχουσα συνιστώσα της γνώσης που μαθαίνει. Σε ένα σχετικά πρόσφατο έργο τους οι Hershkovitz, de Baker, Gobert, Wixon και Pedro (Hershkovitz et al., 2013) αναφέρουν ότι η εφαρμογή της μεθόδου περιλαμβάνει δύο κύριες φάσεις όπου αρχικά αναπτύσσεται ένα μοντέλο μέσω μηχανικής μάθησης ή άλλων τεχνικών το οποίο κατόπιν επικυρώνεται και εφαρμόζεται στα δεδομένα για περαιτέρω ανάλυση. Ως παραδείγματα ανάλυσης αναφέρουν: την αναγνώριση ακραίων τιμών μέσω προβλέψεων μοντέλων όπου εξετάζονται ποιες μεταβλητές το προβλέπουν καλύτερα και την εύρεση σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών χρησιμοποιώντας συσχετίσεις, προβλέψεις, κανόνες, αιτιώδεις σχέσεις ή άλλες μεθόδους. Η μέθοδος ανακάλυψης με μοντέλα παρουσιάζει πολλά πλεονεκτήματα μεταξύ των οποίων αναφέρονται τα εξής (Hershkovitz et al., 2013):

- ❖ Επιτρέπει τη διεξαγωγή επιστημονικής έρευνας χρησιμοποιώντας ορισμούς που μπορούν να συζητηθούν και να ελεγχθούν, αρκεί να δημοσιεύονται μοντέλα που αξιοποιούνται με αυτόν τον τρόπο.
- ❖ Η ανακάλυψη με μοντέλα αφήνει ξεκάθαρα ίχνη δεδομένων που μπορούν να αναθεωρηθούν αργότερα.
- ❖ Ορισμένες στοιχεία που είναι δύσκολα να επισημανθούν με το χέρι (όπως η λανθάνουσα γνώση των μαθητών) μπορούν να μοντελοποιηθούν και στη συνέχεια να μελετηθούν.
- ❖ Η ανακάλυψη με μοντέλα επιτρέπει την πραγματοποίηση αναλύσεων σε κλίμακες ή για συνθήκες που διαφορετικά δεν θα ήταν εφικτές.

2.5.6 Ανίχνευση Ακραίων Τιμών (Outlier Detection).

Η μέθοδος ανίχνευσης ακραίων τιμών ασχολείται με την εξερεύνηση των μοναδικών τύπων δεδομένων που προέρχονται από εκπαιδευτικά περιβάλλοντα για καλύτερη κατανόηση από τους μαθητές του περιβάλλοντος στο οποίο μαθαίνουν. Στόχος της είναι η ανακάλυψη σημείων των δεδομένων που είναι διαφορετικά από τα υπόλοιπα δεδομένα. Μια ακραία τιμή αντιμετωπίζεται ως διαφορετική μέτρηση (παρατήρηση) που είναι συνήθως μεγαλύτερη ή μικρότερη από τις υπόλοιπες τιμές του συνόλου δεδομένων. Σε μια εκδοχή της μπορεί να αξιοποιηθεί για τον εντοπισμό των μαθητών με μαθησιακές δυσκολίες, ενώ σε μια άλλη προτείνεται ως μέθοδος διαδικτυακής ανίχνευσης ακανόνιστων μαθησιακών διαδικασιών ενός μαθητή, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του χρόνου απόκρισης του, που προέρχονται από τα αρχεία καταγραφής ενός συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης (Pena-Ayala, 2013). Οι Hodge και Austin (Hodge & Austin, 2004) ανέλυσαν ένα ευρύ φάσμα μεθοδολογιών ανίχνευσης ακραίων τιμών τις οποίες κατηγοριοποίησαν ως εξής: την στατιστική (βάση εγγύτητας – proximity based, την παραμετρική – parametric, τη μη παραμετρική – non parametric και την ήμι-παραμετρική – semi parametric), τα νευρωνικά δίκτυα (με επίβλεψη, χωρίς επίβλεψη) και τη μηχανική μάθηση (machine learning). Οι στατιστικές και νευρωνικές προσεγγίσεις συνήθως απαιτούν αριθμητικά δεδομένα τα οποία θα πρέπει να χαρτογραφηθούν με κατάλληλες αριθμητικές τιμές. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης συνηθέστερα περιγράφονται από διανύσματα πολλαπλών τύπων με συμβολικά χαρακτηριστικά. Οι ακραίες τιμές καθορίζονται από την εγγύτητα αυτών των τιμών χρησιμοποιώντας κάποια κατάλληλη μέτρηση απόστασης. Η ανίχνευση ακραίων τιμών έχει χρησιμοποιηθεί για την αφαίρεση ανωμαλιών σε δεδομένα και για τον εντοπισμό σφαλμάτων πριν την κλιμάκωσή τους με συνέπειες στα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα. Οι Hodge και Austin (Hodge & Austin, 2004) αναφέρουν τρεις θεμελιώδεις προσεγγίσεις αυτής της μεθόδου:

- Τύπος 1: Αφορά σε μαθησιακή προσέγγιση ανάλογη με τη μη εποπτευόμενη ομαδοποίηση όπου γίνεται προσδιορισμός των ακραίων σημείων χωρίς προηγούμενη γνώση των δεδομένων. Η επεξεργασία των δεδομένων υλοποιείται μέσω στατιστικής κατανομής εντοπίζοντας τα πιο απομακρυσμένα σημεία και επισημαίνοντας τα ως δυνητικά ακραία.
- Τύπος 2: Παρόμοια προσέγγιση με την εποπτευόμενη ταξινόμηση για την μοντελοποίηση τόσο της ορθότητας όσο και των σφαλμάτων στα δεδομένα. Προϋποθέτει ωστόσο πριν την εφαρμογή της τον χαρακτηρισμό των δεδομένων σε ορθά ή εσφαλμένα.
- Τύπος 3: Αναφέρεται ως μη επιβλεπόμενη μέθοδος και είναι ανάλογη προσέγγιση με τη μη εποπτευόμενη αναγνώριση όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει να αναγνωρίζει τα σφάλματα που υπάρχουν στα δεδομένα.

2.5.7 Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων (Social Network Analysis – SNA).

Η χρήση τεχνολογιών που βασίζονται σε υπολογιστές έχει αλλάξει δραστικά τις διαδικασίες μάθησης και διδασκαλίας. Συχνά οι εκπαιδευτικοί συμπεριλαμβάνουν στα ηλεκτρονικά τους μαθήματα συνεργατικές δραστηριότητες ανάπτυξης περιεχομένου και κοινωνικών και επικοινωνιακών δεξιοτήτων όπως: αναζήτηση περιεχομένου, συνεργατική συγγραφή (wiki), φόρουμ συζήτησης, chat, μηνύματα κ.ά. ανεξάρτητα από το γνωστικό πεδίο και το επίπεδο σπουδών. Τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης υποστηρίζουν πληθώρα τέτοιων συνεργατικών εργαλείων που επιτρέπουν στους μαθητές να προσαρμοστούν στα νέα περιβάλλοντα και να εργαστούν σε ετερογενείς ομάδες. Ο βαθμός αλληλεπίδρασης μεταξύ διαφορετικών χρηστών είναι πολύ υψηλός και μπορεί να βοηθήσει τους εκπαιδευτικούς στην προσπάθεια κατανόησης της κοινωνικής συμπεριφοράς των μαθητών τους, συμβάλλοντας στη βελτίωση των μαθησιακών αποτελεσμάτων. Οι εκπαιδευτικοί χρειάζεται να γνωρίζουν συγκεκριμένες παραμέτρους όπως: το επίπεδο συνοχής των μαθητών, το βαθμό συμμετοχής τους στις ομάδες συζήτησης, τον προσδιορισμό της επιρροής τους από άλλους συμμαθητές τους κ.ά., για να είναι σε θέση να οργανώσουν τις ομαδικές εργασίες βάσει της συμμετοχής τους, να βαθμολογήσουν τις δραστηριότητες στις οποίες συμμετείχαν μέσω της συνεισφοράς τους και να διαδώσουν συμβουλές και επεξηγήσεις μέσω μαθητών με ισχυρή επιρροή. Η ανάλυση κοινωνικών δικτύων (SNA) διερευνά τις σχέσεις που αναπτύσσονται μεταξύ συνδεδεμένων χρηστών από κοινωνική άποψη. Η SNA απεικονίζει ως γράφημα ή δίκτυο τα υποκείμενα και τις σχέσεις τους, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει ένα άτομο ή ένα οργανισμό και κάθε σύνδεσμος υποδηλώνει κάποια μορφή αλληλεπίδρασης μεταξύ τους. Η εμφάνιση των συστημάτων κοινωνικής δικτύωσης και ηλεκτρονικής μάθησης είχε ως αποτέλεσμα την ανάπτυξη τεχνικών SNA επιτρέποντας στους ερευνητές να μοντελοποιήσουν διαφορετικούς τύπους αλληλεπιδράσεων. Οι García-Saiz, Palazuelos και Zorrilla (García-Saiz et al., 2013) εισήγαγαν το μέτρο κεντρικότητας προκειμένου να εκτιμηθεί η συνεισφορά ενός κόμβου σε ένα κοινωνικό δίκτυο. Η έννοια της κεντρικότητας αφιερώνεται στην εξέταση ερωτημάτων όπως: “Ποιοι είναι οι πιο σημαντικοί κόμβοι ενός κοινωνικού δικτύου;”, “Ποια η σπουδαιότητα της αλληλεπίδρασης μεταξύ των κόμβων;”, όπου σε ένα κοινωνικό δίκτυο οι κόμβοι με τις περισσότερες διασυνδέσεις θα θεωρούνταν ως πιο σημαντικοί, ενώ η κατεύθυνση ή ο αριθμός των εισερχομένων και εξερχομένων συνδέσμων θα μπορούσε να αποτελέσει κριτήριο της σπουδαιότητας αλληλεπίδρασης μεταξύ των κόμβων. Ωστόσο ο Kleinberg (Kleinberg, 1999) επισήμανε την έννοια της διαμέσου ενός κόμβου την οποία ορίζει ως τον αριθμό των συντομότερων διαδρομών από όλους τους κόμβους προς όλους τους άλλους που περνούν από αυτό τον κόμβο. Ορισμένες από τις βασικές μετρήσεις που λαμβάνονται μέσω εφαρμογής των τεχνικών SNA αναφέρονται οι εξής (García-Saiz et al., 2013):

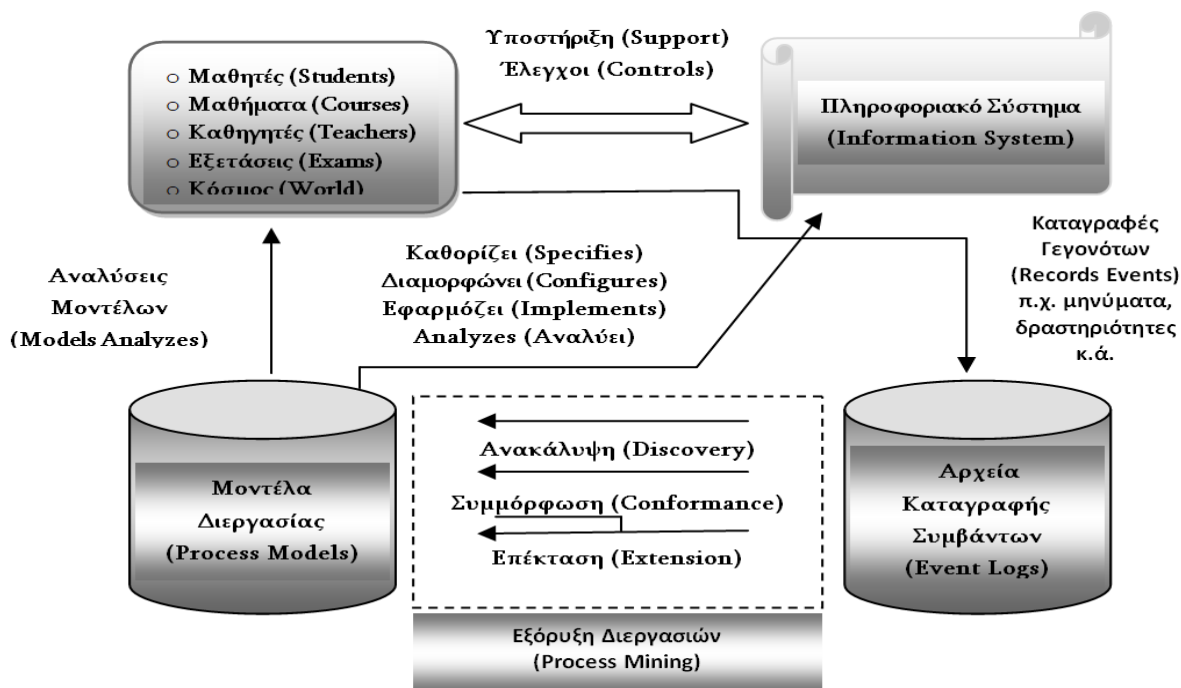
- Μέτρηση της πυκνότητας του δικτύου, μέσω καταγραφής του αριθμού των συνδέσεων, συγκριτικά με τον μέγιστο δυνατό αριθμό συνδέσεων.
- Μέτρηση της διαμέτρου του δικτύου η οποία ορίζεται ως ο μέγιστος αριθμός κόμβων που θα πρέπει να διασχίσουμε για να μεταβούμε από τον ένα κόμβο στον άλλο.

- Μέτρηση του αριθμού των υποδικτύων στα οποία οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους χωρίς να λαμβάνεται υπόψη η κατεύθυνση των συνδέσμων τους.
- Προσδιορισμός του μέτρου της αμοιβαιότητας η οποία συμβαίνει όταν η ύπαρξη ενός συνδέσμου μεταξύ δύο κόμβων ενεργοποιεί τη δημιουργία του αντίστροφου.

Στον τομέα της εκπαίδευσης έχουν αναπτυχθεί διάφορες μελέτες περιπτώσεων χρήσης αυτής της μεθόδου μεταξύ των οποίων: η δημιουργία του εργαλείου Meerkat-ED για την αξιολόγηση της συμμετοχής των μαθητών σε ασύγχρονα φόρουμ συζήτησης διαδικτυακών μαθημάτων, η ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης της κεντρικότητας του Bonacich για την αξιολόγηση των παραγόντων (ηλικία, φύλο) που επηρεάζουν τη συμμετοχή των μαθητών στις εκπαιδευτικές κοινότητες, η παρακολούθηση της δημιουργικής ικανότητας των μαθητών, ο εντοπισμός και η ενθάρρυνση των μαθητών που διατρέχουν τον κίνδυνο πρόωρης εγκατάλειψης και η αξιολόγηση των χαρακτηριστικών της μεθόδου για τη δημιουργία ακριβέστερων μοντέλων ταξινόμησης (Dawson et al., 2011; García-Saiz et al., 2013).

2.5.8 Εξόρυξη Διεργασιών (Process Mining).

Διάφορες μέθοδοι εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων έχουν εφαρμοστεί εκτενώς για την εύρεση προτύπων και τη δημιουργία περιγραφικών και προγνωστικών μοντέλων από μεγάλους όγκους πληροφοριών. Ωστόσο οι περισσότερες από αυτές είτε δεν επικεντρώνονται στη διαδικασία στο σύνολό της, είτε δεν μπορούν να υποστηρίξουν μια σαφή οπτική αναπαράσταση ολόκληρης της διαδικασίας. Για παράδειγμα, δεδομένου ενός προγράμματος σπουδών δεν θα ήταν σαφές το πως θα μπορούσαμε να ελέγξουμε αν οι μαθητές και οι καθηγητές το ακολουθούν πάντα. Η εξόρυξη διεργασιών προέκυψε για να επιτραπεί αυτός ο τύπος ανάλυσης μέσω της ανάπτυξης ενός συνόλου έξυπνων εργαλείων και τεχνικών που αποσκοπούν στην εξαγωγή γνώσεων από αρχεία καταγραφής συμβάντων σε συστήματα πληροφοριών. Στην παρακάτω Εικόνα 2.4 απεικονίζεται η διαδικασία εξόρυξης διεργασιών:

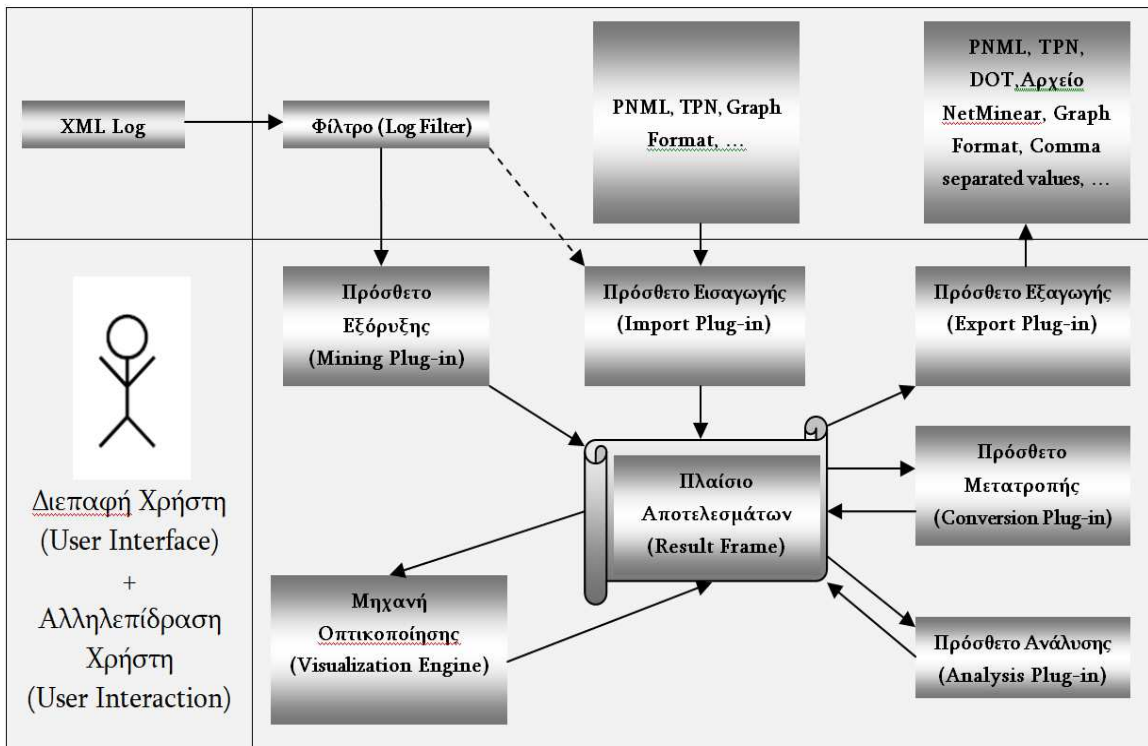


Εικόνα 2.4: Διαδικασία & Έννοιες Εξόρυξης Διεργασιών – Process Mining (Trcka, 2011).

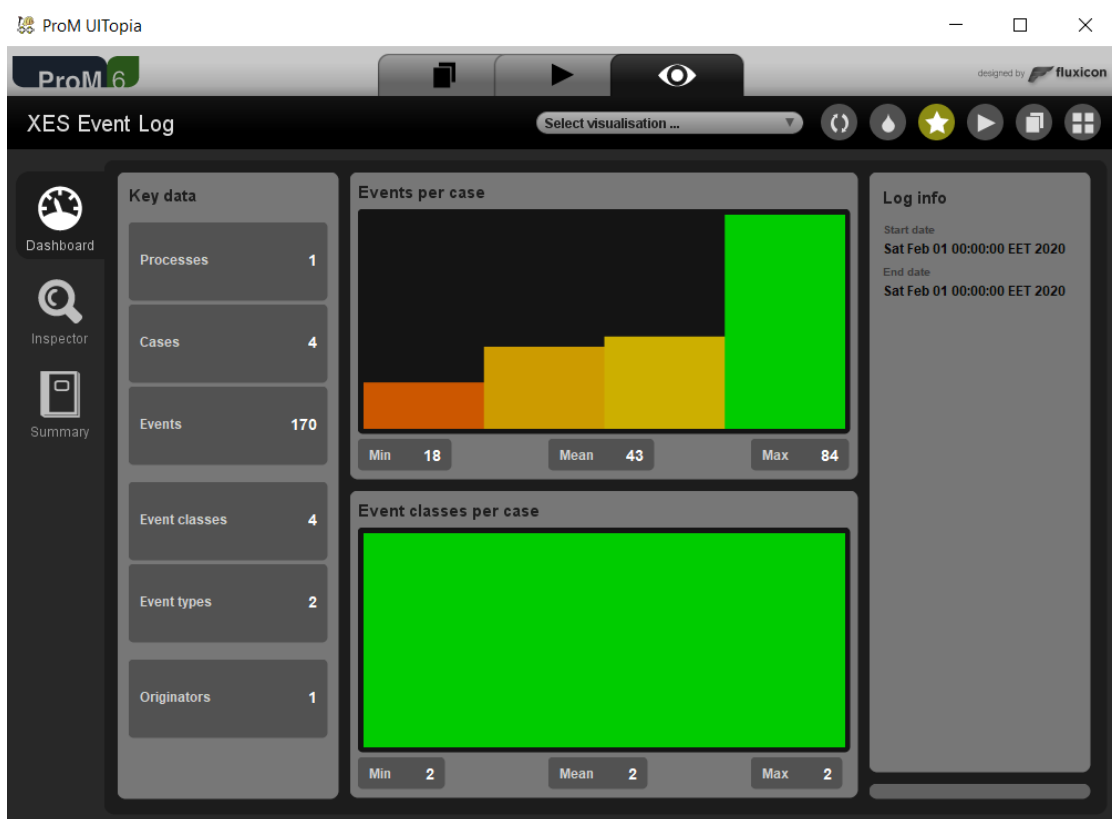
Οι τρεις βασικοί τύποι εφαρμογών εξόρυξης διεργασιών είναι οι εξής (Trcka, 2011):

1. Έλεγχος Συμμόρφωσης (Conformance Checking): αφορά σε διαδικασία παρατήρησης του κατά πόσο η μοντελοποιημένη συμπεριφορά εναρμονίζεται με την παρατηρούμενη συμπεριφορά.
2. Ανακάλυψη Μοντέλου Διεργασίας (Process Model Discovery): ανάπτυξη μοντέλων διεργασίας ικανών να αναλύουν και να αναπαραγάγουν την παρατηρούμενη συμπεριφορά.
3. Επέκταση Μοντέλου Διαδικασίας (Process Model Extension): Εφαρμογή του μοντέλου σε αρχεία καταγραφής για εξαγωγή και προβολή πληροφοριών προς διευκόλυνση της κατανόησης του.

Για την υποστήριξη της εξόρυξης διεργασιών αναπτύχθηκε η δημοφιλής εφαρμογή ανοικτού κώδικα ProM. Το εργαλείο αυτό περιλαμβάνει ένα τεράστιο αριθμό διαφορετικών τεχνικών που καλύπτει τους παραπάνω τύπους, ενώ παράλληλα υποστηρίζει διεργασίες μετατροπής, εφαρμογής φίλτρων και οπτικοποίησης δεδομένων. Τα αρχεία καταγραφής πριν εισαχθούν θα πρέπει να είναι σε μορφή MXML, ενώ τα πρόσθετα ανάλυσης και εξαγωγής δεδομένων παρουσιάζουν μια αξιοσημείωτη λειτουργικότητα. Τα πρόσθετα ανάλυσης εφαρμόζουν μεθόδους ανάλυσης μεταξύ διαφορετικών τύπων δεδομένων/ μοντέλων ελέγχοντας τόσο ποιοτικές όσο και ποσοτικές ιδιότητες των μοντέλων, των αρχείων καταγραφής ή και συνδυασμού αυτών. Η Εικόνα 2.5 αφορά σε επισκόπηση του πλαισίου ProM, ενώ η Εικόνα 2.6 απεικονίζει ένα στιγμιότυπο της εφαρμογής με ορισμένες προσθήκες σε λειτουργία.



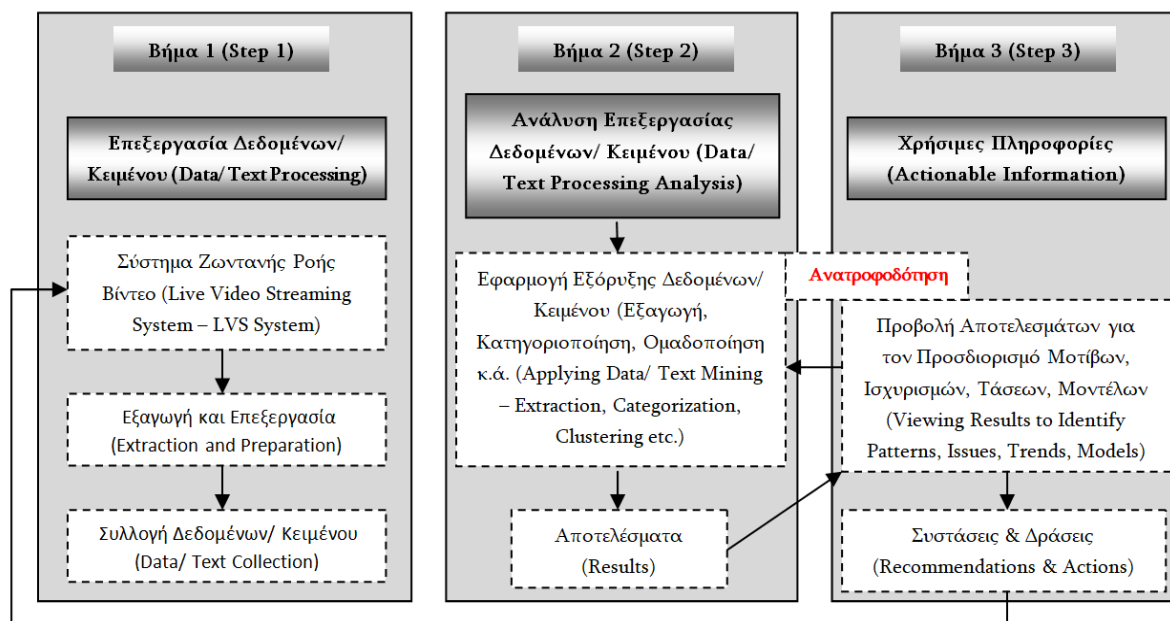
Εικόνα 2.5: Επισκόπηση του πλαισίου ProM (van Dongen, B.F. et al., 2005).



Εικόνα 2.6: Στιγμιότυπο της εφαρμογής ProM 6.7 με ορισμένες προσθήκες σε λειτουργία.

2.5.9 Εξόρυξη Κειμένου (Text Mining).

Η μέθοδος εξόρυξης κειμένου αποτελεί επέκταση της εξόρυξης δεδομένων σε δεδομένα κειμένου. Στόχος της είναι η εύρεση και εξαγωγή προτύπων, μοτίβων, κανόνων ή τάσεων, ισχυρισμών και επισημάνσεων από μη δομημένα έγγραφα κειμένου όπως: έγγραφα, ιστοσελίδες περιεχομένου, μηνύματα συνομιλιών (chat), χώρους συζητήσεων (forum) και μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου (Romero et al., 2008). Οι εργασίες της βασίζονται σε προηγμένους αλγορίθμους επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing – NLP) και μηχανικής μάθησης όπως: κατηγοριοποίηση ή/ και ομαδοποίηση κειμένου, εξαγωγή έννοιας ή οντότητας, ανάλυση συναισθημάτων, σύνοψη εγγράφων και μοντελοποίηση σχέσεων μεταξύ διαφορετικών οντοτήτων. Ως αυτοματοποιημένη τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την συστηματική και αποτελεσματική εξαγωγή, διαχείριση, ενσωμάτωση και αξιοποίηση της κρυμμένης γνώσης που εμπεριέχεται σε αυτά τα δεδομένα. Στη βιβλιογραφία αναφέρονται σχετικές μελέτες με τον τρόπο χρήσης τεχνικών εξόρυξης κειμένου για την ανάλυση δεδομένων που σχετίζονται με τη μάθηση. Ειδικότερα σύμφωνα με μελέτη του He (He, 2013) η μέθοδος εξόρυξης κειμένου μπορεί να αξιοποιηθεί ως εναλλακτική προσέγγιση για την απόκτηση πληροφοριών από μεγάλες ποσότητες ανεκμετάλλευτων δεδομένων κειμένου. Η ανάλυση των δεδομένων κειμένου μπορεί να μειώσει αποτελεσματικά το χρόνο και την εργασία που χρειάζεται να αφιερώσουν οι ερευνητές για να εντοπίσουν πληροφορίες και να εξάγουν μοντέλα που απορρέουν από αυτά. Επίσης σε μια άλλη μελέτη οι Tane, Schmitz και Stumme (Tane et al., 2004) χρησιμοποίησαν αυτή τη μέθοδο για την ομαδοποίηση πόρων και εγγράφων ηλεκτρονικής μάθησης σύμφωνα με τα θέματα και τις ομοιότητές τους. Η Εικόνα 2.7 παραθέτει τα βήματα της διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων/ κειμένου ενός συστήματος ζωντανής ροής βίντεο (Live Video Streaming System – LVS System) (He, 2013).



Εικόνα 2.7: Διαδικασία Εξόρυξης Δεδομένων/ Κειμένου ενός Συστήματος Ζωντανής Ροής Βίντεο (Live Video Streaming System – LVS System) (He, 2013).

2.5.10 Ανίχνευση Γνώσης (Knowledge Tracing).

Στόχος της ανίχνευσης γνώσης αποτελεί η εκτίμηση της γνώσης των δεξιοτήτων των μαθητών που έχουν χρησιμοποιηθεί σε αποτελεσματικά γνωστικά συστήματα εκπαιδευτικών. Χρησιμοποιεί ένα γνωστικό μοντέλο χαρτογράφησης των απαιτούμενων δεξιοτήτων των μαθητών, μέσω καταγραφής των σωστών και εσφαλμένων απαντήσεων τους, προκειμένου να αξιολογηθεί το γνωστικό επίπεδό τους ως προς την συγκεκριμένη δεξιότητα. Στην ανίχνευση γνώσης παρακολουθούμε την μεταβαλλόμενη κατάσταση γνώσης των μαθητών, κατά τη διάρκεια εφαρμογής μιας δεξιότητας, μέσω παραμετροποίησης συγκεκριμένων μεταβλητών. Κατά την εφαρμογή της μεθόδου ο μαθητής αποκτά δηλωτική γνώση ανεξάρτητη από στόχους και διαδικαστικούς κανόνες προσανατολισμένους στο στόχο, ενώ μέσω της εφαρμογής τόσο η δηλωτική όσο και η διαδικαστική γνώση ενισχύονται στη μνήμη και η απόδοση τους αυξάνεται αξιόπιστα και σχετικά σύντομα. Η ανίχνευση γνώσης προϋποθέτει ένα μοντέλο μάθησης δύο καταστάσεων. Κάθε κανόνας κωδικοποίησης μπορεί να είναι είτε στην κατάσταση εκμάθησης είτε στην κατάσταση αμάθειας. Ένας κανόνας μπορεί να κάνει τη μετάβαση από την αμάθεια στην εκμάθηση, πριν από την εξάσκηση, είτε μέσω της ανάγνωσης του κειμένου είτε με εφαρμογή του κανόνα στην πράξη. Η απόδοση στην εφαρμογή ενός κανόνα διέπεται από τη μαθησιακή του κατάσταση, έτσι όπου αν ένας κανόνας βρίσκεται σε κατάσταση εκμάθησης τότε ο μαθητής μπορεί να κάνει λάθος, ενώ αν ο κανόνας είναι σε κατάσταση αμάθειας τότε υπάρχει πιθανότητα ο μαθητής να πράξει σωστά (Corbett & Anderson, 1994). Στη βιβλιογραφία περιγράφονται σημαντικές εφαρμογές αυτής της μεθόδου όπως: της πρόβλεψης της απόδοσης των μαθητών στις ασκήσεις των εκπαιδευτικών, στην εκτίμηση της ικανότητας των μαθητών εκτέλεσης μιας δραστηριότητας χωρίς την πρόσθετη παροχή βοήθειας, της εξέτασης της εξωτερικής εγκυρότητας του μοντέλου στην πρόβλεψη της απόδοσης ενός μαθητή σε ένα τεστ αξιολόγησης κ.ά. Στην εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων συναντάται συνηθέστερα για την πρόβλεψη της συμπεριφοράς ενός μαθητή (Pena-Ayala, 2013).

2.5.11 Παραγοντοποίηση Πινάκων (Matrix Factorization).

Η μέθοδος παραγοντοποίησης πινάκων αποτελεί επέκταση της μεθόδου εξόρυξης κανόνα. Η εφαρμογή της αφορά σε εξαγωγή πινάκων δεξιοτήτων με δεδομένα επίλυσης προβλημάτων των μαθητών. Ένας πίνακας δεξιοτήτων αντιπροσωπεύει τη σχέση μεταξύ των προβλημάτων που θέτει ο καθηγητής και των υποκείμενων δεξιοτήτων που οι μαθητές πρέπει να αποκτήσουν για να λύσουν αυτά τα προβλήματα. Οι πίνακες δεξιοτήτων καθορίζονται από ειδικούς οι οποίοι δημιουργούν μια λίστα δεξιοτήτων στόχου που θα πρέπει να διδαχθούν οι μαθητές και συνδέουν κάθε πρόβλημα με τις αντίστοιχες δεξιότητες του πίνακα. Κατόπιν αυτοί χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της γνώσης προκειμένου να συμβάλλουν στον προσδιορισμό των πιθανοτήτων εκμάθησης μιας δεξιότητας και στην επιλογή προβλημάτων σε μαθησιακά περιβάλλοντα. Υπάρχουν πολλές τεχνικές παραγοντοποίησης πινάκων όπως η μη

αρνητική παραγοντοποίηση πίνακα (Non-Negative Matrix Factorization - NMF). Το NMF αποτελείται από ένα πίνακα θετικών αριθμών προερχόμενο από δύο μικρότερους πίνακες. Ως παράδειγμα ο Pena-Ayla (Pena-Ayla, 2013) αναφέρει στο πλαίσιο της εκπαίδευσης την περίπτωση ενός πίνακα $matrixM_{th}$ ο οποίος αντιπροσωπεύει τα δεδομένα των αποτελεσμάτων της περίπτωσης κάθε μαθητή. Ο πίνακας αυτός μέσω παραγοντοποίησης διαχωρίζεται σε δύο πίνακες όπου ο Q αντιπροσωπεύει τον πίνακα αντικειμένων και ο S εμπεριέχει τη γνώση των δεξιοτήτων κάθε μαθητή. Επίσης αναφέρει και την περίπτωση χρήσης ενός μοντέλου παραγοντοποίησης πίνακα για την πρόβλεψη της επίδοσης των μαθητών. Σε ένα άλλο σημαντικό ερευνητικό έργο ο Barnes (Barnes, 2011) περιγράφει την εφαρμογή της μεθόδου q -Matrix στο ζήτημα της υποκείμενης υπόθεσης απόκτησης μιας δεξιότητας από τους μαθητές. Οι μαθητές με παρόμοια απόδοση στα διάφορα προβλήματα ομαδοποιούνται και αναπαρίστανται μέσω μιας συνοπτικής και κατανοητής περιλήψης στον καθηγητή σε μορφή πίνακα. Κατόπιν μέσω αυτού του πίνακα δύναται νέοι μαθητές να ταξινομούνται αυτόματα σε μια από τις παραγόμενες ομάδες μαθητών η οποία σχετίζεται με ένα προφίλ δεξιοτήτων το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προσδιορίσει αυτόματα ποια προβλήματα θα επιλύσει ο μαθητής για να αυξήσει το επίπεδο δεξιοτήτων του. Η μέθοδος αυτή μπορεί να είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική αν εφαρμοσθεί επαναληπτικά για διάφορα προβλήματα σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα μέχρις ότου οι μαθητές να επιτύχουν ένα ορισμένο επίπεδο κατωφλίου γνώσης για κάθε μια δεξιότητα.

2.6 Δεδομένα Ανάλυσης σε Μελέτες EDM.

Τα δεδομένα που αναφέρονται σε μελέτες EDM ποικίλουν ως προς τον τύπο και τα χαρακτηριστικά τους. Διαφορετικοί στόχοι και τεχνικές εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων προϋποθέτουν σε αρκετές περιπτώσεις διαφορετικές κατηγορίες και τύπους δεδομένων με σκοπό την εξόρυξη γνώσης και την επίλυση ερευνητικών ζητημάτων. Σύμφωνα με τον Pena-Ayla (Pena-Ayla, 2013) μια διάκριση αυτών των δεδομένων μπορεί να γίνει βάσει των χαρακτηριστικών τους ως εξής:

1. Διαθεσιμότητα δεδομένων (Data Availability):
 - ❖ Τα δεδομένα καταγράφονται σε βάσεις δεδομένων ή σε αρχεία καταγραφής του εκπαιδευτικού λογισμικού.
 - ❖ Δεδομένα που προκύπτουν έπειτα από την επεξεργασία τους σε διάφορα ερευνητικά έργα.
 - ❖ Διαθέσιμα ερευνητικά δεδομένα ευρισκόμενα σε αποθετήρια.
2. Πηγές συλλογής (Collection Sources):
 - ❖ Χειροκίνητα (Manual): Πραγματοποιείται μέσω παρατήρησης όπου ο χρήστης σημειώνει την κατάσταση μάθησης για να αξιολογήσει μετέπειτα τις δραστηριότητες των συμμετεχόντων.
 - ❖ Ψηφιακά (Digital): Υλοποιείται μέσω χρήσης υλικού διαμόρφωσης το οποίο καταγράφει τη δραστηριότητα του μαθητή. Η συλλογή δεδομένων μετασχηματίζεται σε αριθμητικό ίχνος το οποίο μπορεί να είναι ένα αρχείο

καταγραφής, ένα αρχείο ήχου ή/ και βίντεο καθώς επίσης και πληροφορίες που βρίσκονται αποθηκευμένες σε βάσεις δεδομένων.

- ❖ Μικτή (Mixed): Αφορά σε ταυτόχρονη αξιοποίηση των παραπάνω δύο μεθόδων.
3. Μαθησιακό περιβάλλον:
- ❖ Παραδοσιακή Εκπαίδευση (Traditional Education): Πρωτοβάθμια, δευτεροβάθμια, μετά-δευτεροβάθμια και τριτοβάθμια εκπαίδευση.
 - ❖ Εκπαίδευση μέσω υπολογιστή (Computer Based Education): Ευφυή Συστήματα Διδασκαλίας (Intelligent Tutoring Systems-ITS), Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης (Learning Management System-LMS), Προσαρμοστικά Εκπαιδευτικά Συστήματα Υπερμέσων (Adaptative Educational Hypermedia Systems-AEHS), Συνεργατική Μάθηση με Υποστήριξη Υπολογιστή (Computer Supported Collaborative Learning-CSCL), διαδραστικά παιχνίδια, τεστ αξιολόγησης, κουίζ κ.ά.
4. Το εκπαιδευτικό επίπεδο που περιγράφεται:
- ❖ Επίπεδο πληκτρολόγησης, επίπεδο απάντησης, επίπεδο συνεδρίας, επίπεδο μαθητή, επίπεδο τάξης, επίπεδο εκπαιδευτικού, σχολικό επίπεδο.
5. Τύπος Δεδομένων:
- ❖ Ποιοτικά ή ποσοτικά δεδομένα.
 - ❖ Προσωπικά, διοικητικά ή / και δημογραφικά δεδομένα (ηλικία, φύλο κ.ά.).
 - ❖ Αλληλεπιδράσεις χρηστών με το μαθησιακό περιβάλλον όπως: αριθμός κλικ σε ιστοσελίδες, αριθμός προσπαθειών σε κουίζ, αποτυχημένες προσπάθειες εισόδου, προτιμήσεις περιήγησης του εκπαιδευόμενου κ.ά.
 - ❖ Απαντήσεις σε ερωτήσεις ή / και βαθμολογίες σε τεστ του ακαδημαϊκού συστήματος.
 - ❖ Απαντήσεις σε ψυχολογικά ερωτηματολόγια μέτρησης της ικανοποίησης των χρηστών, των κινήτρων, των δεξιοτήτων, των γνωστικών χαρακτηριστικών κ.ά.

2.7 Τύποι Δεδομένων στην EDM.

Τεράστιες ποσότητες πολύπλοκων δεδομένων παράγονται από διαφορετικές πηγές συμβάλλοντας στην επίλυση σημαντικών ζητημάτων χρησιμοποιώντας τεχνικές εξόρυξης δεδομένων. Τα δεδομένα σχετίζονται με διάφορους επιστημονικούς κλάδους και μπορούν να αφορούν σε (Pang-Ning et al, 2010):

- Αριθμητικά Δεδομένα (Numeric Data): κάθε αντικείμενο αποτελεί ένα ορισμένο σημείο σε ένα πολυδιάστατο χώρο.
- Δεδομένα Κατηγοριοποίησης (Categorical Data): κάθε αντικείμενο αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα.
- Σύνολο Δεδομένων (Set Data): Κάθε αντικείμενο είναι ένα σύνολο τιμών το οποίο μπορεί να αναπαρασταθεί ως δυαδικό διάνυσμα ή διάνυσμα μετρήσεων.
- Διατεταγμένες Ακολουθίες (Ordered Sequences): Κάθε αντικείμενο αφορά σε μια ακολουθία τιμών.

- Δεδομένα Γραφημάτων.

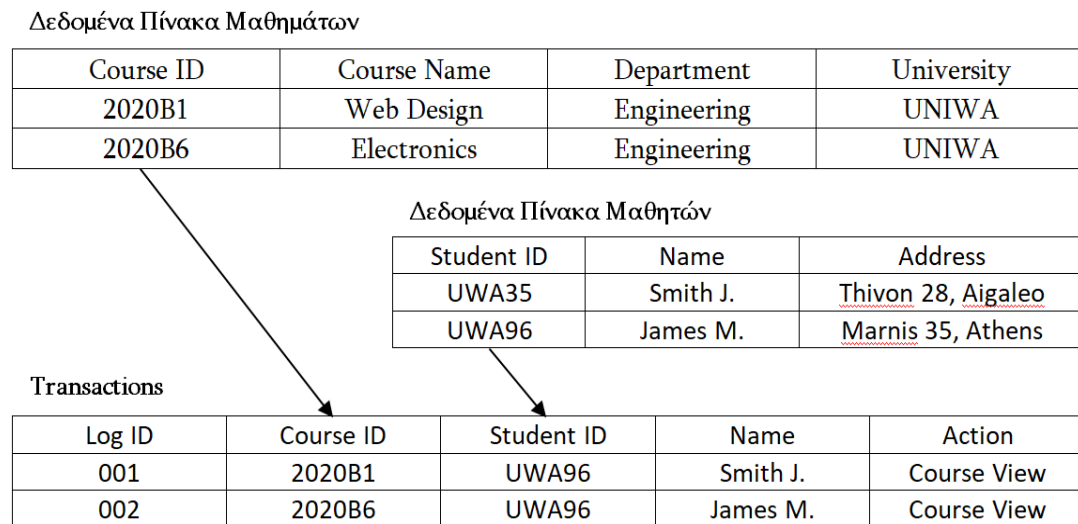
Όλοι οι παραπάνω τύποι δεδομένων μπορούν να συνδυαστούν και κατόπιν να εξαχθούν και αναλυθούν για να εξαγάγουμε γνώση. Στην εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων συναντούμε διαφορετικούς τύπους δεδομένων οι οποίοι μπορούν να συνοψιστούν στους παρακάτω βασικούς τύπους (Pena-Ayla, 2013):

- 1) Σχεσιακά Δεδομένα (Relational Data): Αφορά σε συλλογή πινάκων όπου κάθε ένας από αυτούς προσδιορίζεται από ένα μοναδικό όνομα. Κάθε πίνακας περιέχει ένα σύνολο εγγραφών (σε γραμμές ή/ και στήλες) που αντιπροσωπεύει ένα αντικείμενο που αναγνωρίζεται από ένα μοναδικό κλειδί και περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών. Η πρόσβαση σε αυτές τις εγγραφές υλοποιείται είτε μέσω ερωτημάτων σε σχεσιακή γλώσσα (συνηθέστερα μέσω ερωτημάτων σε SQL) προς τη βάση δεδομένων είτε με τη βοήθεια γραφικών διεπαφών χρήστη. Το δημοφιλές σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle χρησιμοποιεί μια σχεσιακή βάση δεδομένων με μεγάλο αριθμό πινάκων των οποίων τα ονόματα ξεκινούν με το πρόθεμα mdl_ ακολουθούμενα από μια περιγραφική λέξη. Η επιλογή των πινάκων που θα χρησιμοποιηθούν κατά την εφαρμογή της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων εξαρτάται από τους στόχους του ερευνητικού αντικειμένου και υλοποιείται μέσω διατύπωσης κατάλληλων ερωτημάτων προς τη βάση δεδομένων του συστήματος. Στον Πίνακα 2.3 που ακολουθεί αναφέρονται ορισμένα παραδείγματα πινάκων που δημιουργούνται συννηθέστερα για τη συλλογή δεδομένων χρήσης των μαθητών από το Moodle.

Πίνακας 2.3: Παραδείγματα Πινάκων Βάσης Δεδομένων σχετικών με την αλληλεπίδραση των μαθητών στο Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης Moodle (Pena-Ayla, 2013).

Όνομα	Περιγραφή
mdl_user	Πληροφορίες όλων των χρηστών
mdl_log	Καταγραφή κάθε ενέργειας του χρήστη
mdl_assignment	Πληροφορίες κάθε ανάθεσης εργασίας
mdl_assignment_submissions	Πληροφορίες σχετικές με τις εργασίες που έχουν υποβληθεί
mdl_quiz_attempts	Αποθηκεύει τις προσπάθειες σε ένα κουίζ
mdl_quiz_grades	Αποθηκεύει τον τελικό βαθμό σε ένα κουίζ
mdl_forum	Πληροφορίες για όλα τα δωμάτια συζητήσεων (forums)
mdl_forum_posts	Αποθήκευση όλων των δημοσιεύσεων στα forums
mdl_message	Αποθήκευση όλων των τρεχόντων μηνυμάτων

- 2) Δεδομένα Συναλλαγών (Transactional Data): Αφορούν σε αρχεία ή/ και πίνακες όπου κάθε εγγραφή ή/ και γραμμή αντιπροσωπεύει μια συναλλαγή. Κάθε συναλλαγή περιλαμβάνει ένα μοναδικό αριθμό ταυτότητας και μια λίστα των στοιχείων που την αποτελούν. Το σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle επιτρέπει τη δημιουργία συνοπτικών πινάκων συναλλαγών από σχεσιακούς πίνακες βάσεων δεδομένων που περιλαμβάνουν πληροφορίες χρήσης των μαθητών εντός του μαθησιακού περιβάλλοντος. Οι περισσότερες από τις πιο γνωστές μεθόδους εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων αξιοποιούν αυτόν τον τύπο δεδομένων παρέχοντας ανατροφοδότηση στους εκπαιδευτές σχετικά με τον τρόπο βελτίωσης της μαθησιακής διαδικασίας και της προόδου των μαθητών (Romero et al., 2008). Στην Εικόνα 2.8 παρουσιάζεται η διαδικασία δημιουργίας ενός πίνακα συναλλαγών.



Εικόνα 2.8: Δημιουργία ενός συνοπτικού πίνακα συναλλαγών από δύο σχεσιακούς πίνακες της βάσης δεδομένων.

- 3) Δεδομένα Χρονικής Ακολουθίας και Χρονοσειρών (Temporal, Sequence and Time Series Data): Οι χρονικές βάσεις δεδομένων αποθηκεύουν σχεσιακά δεδομένα που αποτελούνται από ακολουθίες τιμών ή συμβάντων που αλλάζουν με το χρόνο. Τα δεδομένα λαμβάνονται σε επαναλαμβανόμενες μετρήσεις του χρόνου (π.χ. ωριαία, ημερήσια, εβδομαδιαία) και περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά με διαφορετική χρονοσήμανση και σημασιολογία. Χαρακτηριστικό παράδειγμα στο σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle αποτελεί το αρχείο καταγραφής ενός μαθητή. Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει μια λίστα όλων των δραστηριοτήτων στις οποίες συμμετείχε ο μαθητής όπου κάθε εγγραφή συνδέεται με χρονική σήμανση με ένα ή περισσότερα πεδία που σχετίζονται με τη δραστηριότητα αυτή. Στην Εικόνα 2.9 παρουσιάζεται ένα αρχείο καταγραφής του περιβάλλοντος Moodle

το οποίο περιλαμβάνει την ημερομηνία και ώρα πρόσβασης στο μάθημα, το πλήρες όνομα χρήστη, το πλαίσιο του γεγονότος, το στοιχείο λογισμικού, το όνομα του γεγονότος, το όνομα της ενέργειας στην οποία προέβη, την προέλευση και την IP διεύθυνση. Οι ενέργειες αφορούν συνηθέστερα σε προβολή, προσθήκη, ενημέρωση, υποβολή και διαγραφή σε διάφορα στοιχεία λογισμικού όπως forum, πόρους, αναθέσεις κ.ά. με παράθεση πρόσθετων πληροφοριών σχετικών με τη δράση. Ως παραδείγματα αξιοποίησης αυτού του τύπου δεδομένων στον τομέα της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων αναφέρονται η διαδοχική εξόρυξη προτύπων από βάσεις δεδομένων και της πρότασης επιλογής της καταλληλότερης επόμενης δραστηριότητας στους μαθητές με παρόμοια χαρακτηριστικά (Romero et al., 2008).

Ωρα	Πλήρες όνομα χρήστη	Χρήστης που επηρεάζεται	Πλαίσιο γεγονότος	Στοιχείο λογισμικού	Όνομα γεγονότος	Περιγραφή	Προέλευση	Διεύθυνση IP
6 Μάιος 2020, 10:40 μμ	Aris Sifais	-	Μάθημα: ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ & ΕΞ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	Πυρήνας συστήματος	Εμφάνιση μαθήματος	The user with id '2' viewed the course with id '2'.	web	127.0.0.1
6 Μάιος 2020, 10:40 μμ	Student #1	-	Φόρουμ: Forum	Φόρουμ	Εμφάνιση αρθρώματος μαθήματος	The user with id '3' viewed the 'forum' activity with course module id '80'.	web	127.0.0.1
6 Μάιος 2020, 10:40 μμ	Student #1	-	Μάθημα: ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ & ΕΞ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	Πυρήνας συστήματος	Εμφάνιση μαθήματος	The user with id '3' viewed the course with id '2'.	web	127.0.0.1
6 Μάιος 2020, 10:39 μμ	Aris Sifais	-	Μάθημα: ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ & ΕΞ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	Καταγραφές	Η αναφορά καταγραφής προβλήθηκε	The user with id '2' viewed the log report for the course with id '2'.	web	127.0.0.1
6 Μάιος 2020, 10:38 μμ	Aris Sifais	-	Μάθημα: ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ & ΕΞ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	Πυρήνας συστήματος	Εμφάνιση μαθήματος	The user with id '2' viewed the course with id '2'.	web	127.0.0.1
6 Μάιος 2020, 10:36 μμ	Student #2	-	Αρχείο: Criteria for High-Quality Assessment.	Αρχείο	Εμφάνιση αρθρώματος μαθήματος	The user with id '4' viewed the 'resource' activity with course module id '67'.	web	127.0.0.1

Εικόνα 2.9: Παράδειγμα αρχείου καταγραφής στο περιβάλλον ηλεκτρονικής μάθησης Moodle.

- 4) Δεδομένα Κειμένου (Text Data): Οι βάσεις δεδομένων εγγράφων ή/ και κειμένων εμπεριέχουν διάφορες πηγές όπως: βιβλία, σημειώσεις, μηνύματα συνομιλιών, μηνύματα σε forum, ιστοσελίδες, άρθρα ειδήσεων, μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, ψηφιακές βιβλιοθήκες κ.ά. Τα δεδομένα που συλλέγονται στις βάσεις δεδομένων μπορεί να είναι είτε ημι-δομημένης μορφής π.χ. μηνύματα email και ιστοσελίδες Hypertext Markup Language (XML) είτε μη δομημένης μορφής όπως ιστοσελίδες HTML (Hypertext Markup Language). Τυπικές μέθοδοι εξόρυξης κειμένου εφαρμόζουν τεχνικές κατηγοριοποίησης, εξαγωγής εννοιών, ταξινόμησης, σύνοψης εγγράφων, ανάλυσης συναισθημάτων, συσχέτισης κ.ά. συνηθέστερα σε μη δομημένα δεδομένα κειμένου. Ως παράδειγμα στον τομέα της EDM αναφέρεται η αξιοποίηση των δεδομένων ενός forum για την

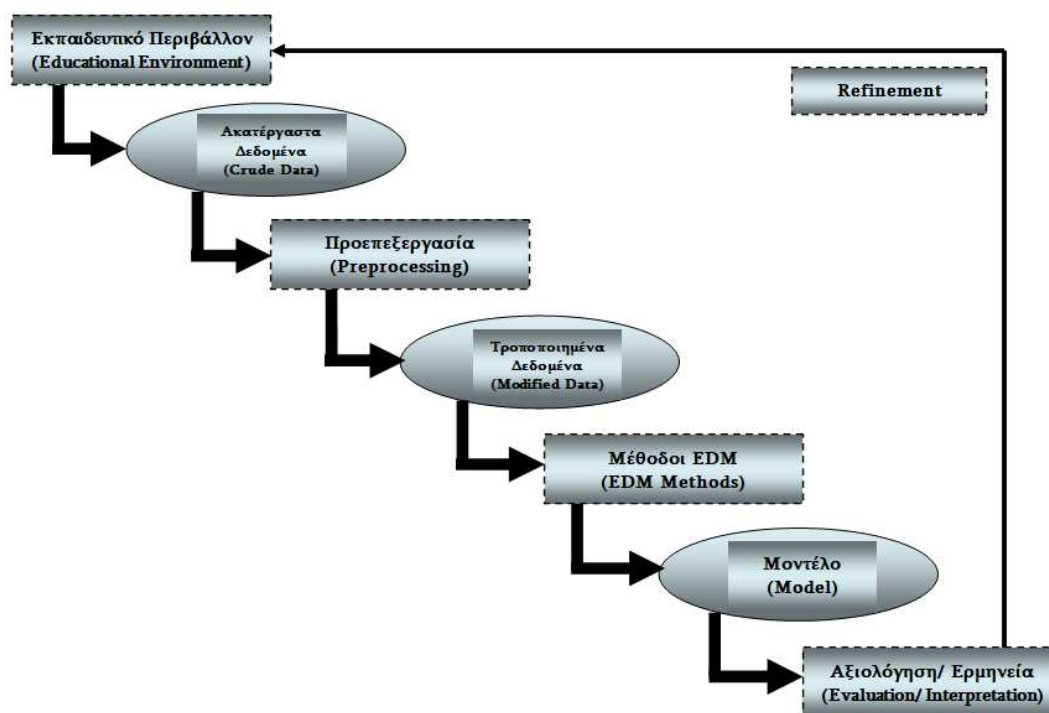
αξιολόγηση της προόδου συζήτησης και συμμετοχής των μαθητών (Pena-Ayla, 2013).

- 5) Δεδομένα Πολυμέσων (Multimedia Data): Οι βάσεις δεδομένων πολυμέσων περιλαμβάνουν πλήθος αντικειμένων από αρχεία εικόνων, βίντεο και ήχου. Στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα προϋποθέτουν την ανάκτησή τους σε πραγματικό χρόνο, με σταθερό και προκαθορισμένο ρυθμό ώστε να αποφεύγονται φαινόμενα υπερχειλίσης και κενών διαστημάτων, αναφέρονται ως δεδομένα συνεχούς ροής. Τα δεδομένα πολυμέσων που αποθηκεύει το σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle μπορεί να αφορούν σε παρουσιάσεις (MS-Powerpoint, PDF), σε αρχεία εικόνων (jpg, gif, png, bmp κ.ά.), σε ασκήσεις ή/και εργασίες (MS-Word, PDF), σε βίντεο (AVI, MOV, FLASH) κ.ά. Στην EDM βρίσκουν ευρείας εφαρμογής στις διαδικασίες εξόρυξης γνώσης είτε για την πρόβλεψη διαδραστικών ιδιοτήτων σε παρουσιάσεις πολυμέσων είτε στη δημιουργία ρητών σχέσεων μεταξύ δεδομένων που σχετίζονται με τη διαδραστικότητα.
- 6) Δεδομένα Παγκόσμιου Ιστού (World Wide Web Data): Σχετίζονται με τρεις βασικούς τύπους δεδομένων προέλευσης:
 - Περιεχόμενο ιστοσελίδων (Content of Web Pages): Περιλαμβάνει δεδομένα όπως κείμενα, βίντεο, γραφικά και αρχεία ήχου.
 - Δομή ιστοσελίδας (Intra-Page Structure): Δεδομένα που περιγράφουν την οργάνωση του περιεχομένου και περιλαμβάνουν τη διάταξη διαφόρων ετικετών XML ή HTML σε μια δεδομένη σελίδα. Χρησιμοποιεί υπερσυνδέσεις για τη διασύνδεση μεταξύ διαφορετικών ιστοσελίδων.
 - Δεδομένα Χρήσης Χρήστη (User Usage Data): Προέρχονται από καταγραφές όλων των ενεργειών των χρηστών σε συστήματα που βασίζονται στον παγκόσμιο ιστό και οι οποίες παρέχουν μια πρώτη παρακολούθηση της πλοήγησης των χρηστών στον ιστότοπο. Το Moodle υποστηρίζει τους ίδιους τύπους δεδομένων με οποιοδήποτε σύστημα που βασίζεται στον παγκόσμιο ιστό εξυπηρετώντας τις διαδικασίες εξαγωγής χρήσιμων πληροφοριών από το περιεχόμενο των εγγραφών του ιστού. Στην EDM συναντούμε μελέτες οι οποίες αξιοποιούν διαφορετικές μεθόδους όπως ομαδοποίηση, ταξινόμηση, εξόρυξη κανόνων συσχέτισης, εξόρυξη κειμένου κ.ά. με διαφορετικούς σκοπούς. Ως παράδειγμα μπορεί να αναφερθεί η περίπτωση της ανακάλυψης σημαντικών προτύπων από δεδομένα που δημιουργούνται από συναλλαγές πελάτη-διακομιστή σε μία ή περισσότερες διαδικτυακές τοποθεσίες (Romero et al., 2008).

2.8 Διαδικασία Εφαρμογής της EDM

Η διαδικασία εφαρμογής της EDM σε εκπαιδευτικά συστήματα ερμηνεύεται από δύο κυρίαρχες απόψεις (Romero & Ventura, 2013). Από εκπαιδευτικής και πειραματικής απόψεως η EDM μπορεί να θεωρηθεί ως ένας επαναληπτικός κύκλος σχηματισμού υπόθεσης, δοκιμών και βελτίωσης (Εικόνα 2.10). Στόχος της είναι ο διαχωρισμός των

δεδομένων για τη λήψη αποφάσεων και την εξόρυξη γνώσης σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα προς περαιτέρω βελτίωση της μάθησης. Η διαδικασία ξεκινά με την επιλογή των ακατέργαστων δεδομένων από το εκπαιδευτικό περιβάλλον. Τα ληφθέντα δεδομένα προϋποθέτουν καθαρισμό και προ-επεξεργασία (ετερογενής συγχώνευση δεδομένων, μετατροπές δεδομένων, επιλογή χαρακτηριστικών, επεξεργασία ελλειπών ή/ και λανθασμένων τιμών κ.ά.). Κατόπιν τα τροποποιημένα δεδομένα περνούν στην φάση εφαρμογής μεθόδων εξόρυξης δεδομένων σε αυτά προκειμένου να παραχθούν μοντέλα/ μοτίβα. Αυτά θα χρησιμοποιηθούν μετέπειτα για να βοηθήσουν τους εκπαιδευτικούς να πάρουν παιδαγωγικές αποφάσεις κατά τη σχεδίαση ή/ και τροποποίηση της παιδαγωγικής προσέγγισης ενός περιβάλλοντος. Τέλος ακολουθεί η ερμηνεία και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Η άλλη άποψη αφορά σε καταχρηστική ερμηνεία της EDM ως διαδικασία παρόμοια με εκείνη της ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων (KDD) καθώς αποτελεί ένα μόνο υπό-μήγμα αυτής με σημαντικές διαφορές ή/ και ειδικά χαρακτηριστικά.



Εικόνα 2.10: Διαδικασία εφαρμογής εξόρυξης δεδομένων στην EDM.

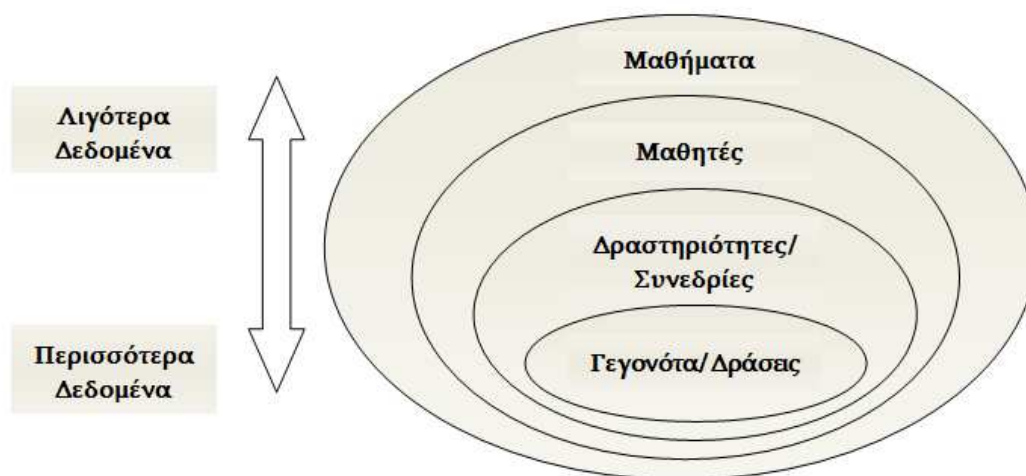
2.9 Εργασίες Προ-Επεξεργασίας Δεδομένων (Pre-Processing Tasks).

Η Προ-επεξεργασία των δεδομένων αποτελεί μια πολύ σημαντική και πολύπλοκη διαδικασία όπου σε πολλές περιπτώσεις καταλαμβάνει περισσότερο από το ήμισυ του συνολικού χρόνου που δαπανάται προς επίλυση ενός προβλήματος εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων. Στην EDM είναι ιδιαίτερα σημαντική η διαδικασία συλλογής και προετοιμασίας των δεδομένων προκειμένου να συμπεριληφθούν και μετέπειτα εξαχθούν όλες εκείνες οι πιθανές χρήσιμες πληροφορίες για την εξαγωγή γνώσης. Τα

εκπαιδευτικά περιβάλλοντα αποθηκεύουν τεράστιους όγκους δεδομένων από διαφορετικές πηγές ή/ και πολλαπλά επίπεδα ιεραρχίας (επίπεδο γεγονότων/ δράσεων, επίπεδο δραστηριοτήτων/ συνεδριών, επίπεδο μαθητή, επίπεδο τάξης και σχολικό επίπεδο – Εικόνα 2.11). Η ετερογενής και ιεραρχική φύση των εκπαιδευτικών δεδομένων επιβάλλει τη μετατροπή των δεδομένων σε κατάλληλη μορφή αφενός για να είναι δυνατή η εφαρμογή μεθόδων EDM και αφετέρου για να διασφαλιστεί η ευθυγράμμιση της διαδικασίας με την επίλυση του ερευνητικού προβλήματος.

Οι εργασίες που εκτελούνται σε μια διαδικασία προ-επεξεργασίας δεδομένων διαχωρίζονται σε δύο κατηγορίες τεχνικών (Gibert et al., 2008):

- Τεχνικές ανίχνευσης συνόλων με ελλιπή ή ατελή δεδομένα.
- Τεχνικές μετασχηματισμού προσανατολισμένες προς απόκτηση εύχρηστων συνόλων δεδομένων.



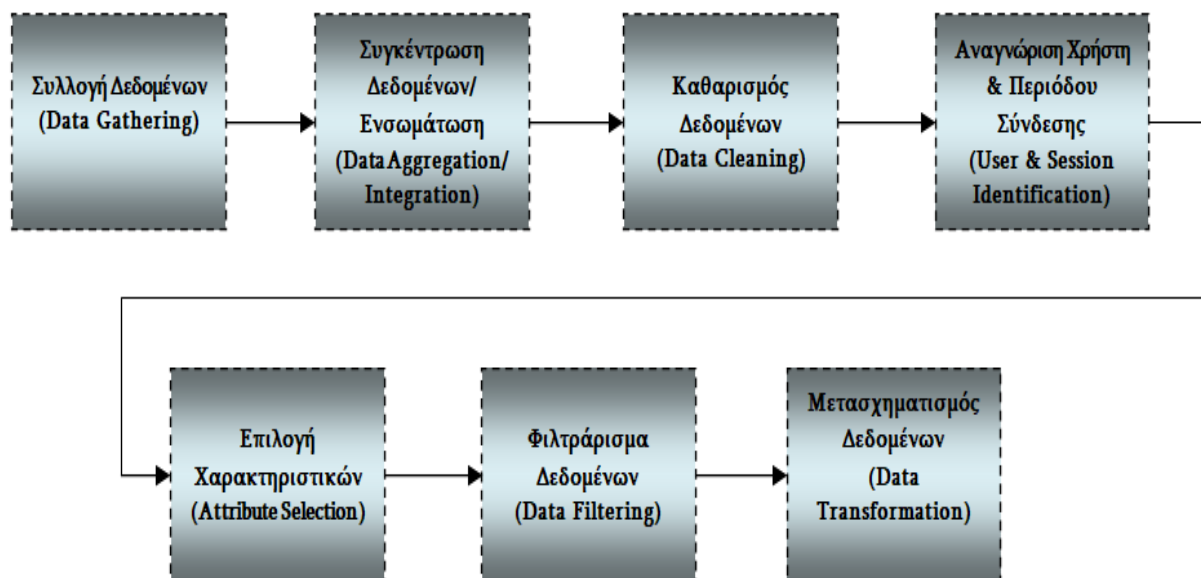
Εικόνα 2.11: Διαφορετικά Επίπεδα Ιεραρχίας και συσχέτισης δεδομένων σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα (Romero & Ventura, 2013).

Στην Εικόνα 2.12 απεικονίζονται οι κύριες φάσεις της διαδικασίας προ-επεξεργασίας εκπαιδευτικών δεδομένων η οποία εμπεριέχει ορισμένα χαρακτηριστικά που τη διαφοροποιούν από την προ-επεξεργασία δεδομένων σε άλλους επιστημονικούς τομείς όπως (Pena-Ayala, 2013):

- ❖ Τα δεδομένα που αντλούνται από τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα αφορούν σε διαφορετικές πηγές πληροφοριών.
- ❖ Σε αρκετές περιπτώσεις λαμβάνουμε ελλιπή ή/ και ατελή δεδομένα από μαθητές που δεν ολοκλήρωσαν τις υποχρεώσεις τους στο μάθημα όπως: μη υλοποίηση δραστηριοτήτων, μη υποβολή εργασιών, περιορισμένη πλοήγηση στο μάθημα κ.ά.
- ❖ Η εργασία αναγνώρισης χρήστη και η εκτίμηση του χρόνου πρόσβασης σε πόρους και δραστηριότητες δεν είναι συνήθως απαραίτητη.

- ❖ Οι καταγραφές δεδομένων αφορούν σε μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών με αποτέλεσμα σε αρκετές περιπτώσεις να απαιτείται η επιλογή των πιο αντιπροσωπευτικών εξ αυτών και η εφαρμογή τεχνικών διαχωρισμού τους.
- ❖ Οι εργασίες μετασχηματισμού των δεδομένων όπως του διαχωρισμού, της ομαδοποίησης, της μετατροπής κ.ά. μπορούν να διευκολύνουν την καλύτερη ερμηνεία των πληροφοριών και των εξαγόμενων μοντέλων.

Οι παράμετροι του χρόνου, της ακολουθίας και του πλαισίου είναι ιδιαίτερα σημαντικοί για τη μελέτη των εκπαιδευτικών δεδομένων. Ο χρόνος σχετίζεται με τη χρονική καταγραφή των δεδομένων όπως της διάρκειας μιας συνεδρίας ή/ και της υλοποίησης μιας δραστηριότητας. Η ακολουθία αφορά σε συσχετίσεις εννοιών και επινόησης μεθόδων εφαρμογής και καθοδήγησης. Το πλαίσιο αναφέρεται σε ερμηνεία των αποτελεσμάτων και σε αξιολόγηση του παραγόμενου μοντέλου. Τέλος το ζήτημα της εμπιστευτικότητας των πληροφοριών των μαθητών έχει υποχρεωτικό χαρακτήρα αφού προϋποθέτει τη διαγραφή ευαίσθητων προσωπικών δεδομένων όπως: όνομα μαθητή, διεύθυνση, email, αριθμό τηλεφώνου κ.ά. (Romero & Ventura, 2013).



Εικόνα 2.12: Κύρια Βήματα Προ-επεξεργασίας Εκπαιδευτικών Δεδομένων (Pena-Ayala, 2013).

2.9.1 Συλλογή Δεδομένων (Data Gathering).

Τα εκπαιδευτικά δεδομένα αφορούν σε διαφορετικές πηγές πληροφοριών προερχομένων από διαφορετικά μαθησιακά περιβάλλοντα και χρονικές στιγμές. Η συλλογή δεδομένων περιγράφεται μέσω μιας σειράς εννοιών όπως: αποθήκευση δεδομένων, αποθετήρια, μετά-δεδομένα και συναντώνται ως δεδομένα περιεχομένου και μαθησιακού υλικού, επικοινωνίας μεταξύ των μαθητών, συμμετοχής σε δραστηριότητες, εκπόνησης εργασιών κ.ά. Τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης και τα σχετιζόμενα εργαλεία διατηρούν αρχεία καταγραφής υπό τη μορφή ταξινομημένης λίστας συμβάντων μέσω διεπαφής ενός χρήστη με το εργαλείο λογισμικού (Chanchary

et al., 2008). Οι καταγραφές συνηθέστερα γίνονται αυτόματα με ευέλικτο τρόπο και με δυνατότητες εντοπισμού σφαλμάτων, διατηρώντας παράλληλα την ημερομηνία και ώρα της δράσης. Τα αρχεία καταγραφής που διατηρεί το Moodle δεν περιορίζονται αποκλειστικά σε εγγραφές της ημερομηνίας, της ώρας και της IP διεύθυνσης πρόσβασης αλλά διατηρεί πρόσθετες πληροφορίες όπως: το όνομα χρήστη, το πλήρες όνομα του μαθητή, το στοιχείο λογισμικού, το όνομα του γεγονότος και μια σύντομη περιγραφή του. Ως προς τη συλλογή δεδομένων που αφορούν σε κουίζ ή/ και τεστ, αυτά οργανώνονται και αποθηκεύονται σε διαφορετικούς πίνακες. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η διατήρηση ενός πίνακα βαθμολογίας με δεδομένα βαθμολογιών από τη συμμετοχή των μαθητών σε κάποιο κουίζ ή/ και τεστ. Παράλληλα ο εμπλουτισμός του πίνακα ενισχύεται με πληροφορίες όπως του συνολικού χρόνου ολοκλήρωσης ενός κουίζ, της χρονικής στιγμής έναρξης και λήξης της προσπάθειας, της επιμέρους βαθμολογίας σε κάθε ερώτηση και της συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών. Η ανάπτυξη και απεικόνιση στατιστικών αναφορών γίνεται με τρόπο που εξυπηρετεί την ανάλυση και αξιολόγηση των επεξεργασμένων δεδομένων ενώ εναλλακτικά παρέχεται η δυνατότητα εξαγωγής τους σε μορφές αρχείων κειμένου, Excel, CSV για περαιτέρω ανάλυση και χαρτογράφηση από εξωτερικά εργαλεία EDM. Τα ηλεκτρονικά χαρτοφυλάκια αποτελούν μια ακόμη σημαντική πηγή δεδομένων που διευκολύνουν την ανάλυση της μαθησιακής συμπεριφοράς των μαθητών. Ένα χαρτοφυλάκιο μπορεί να θεωρηθεί ως ένας τύπος αρχείου ο οποίος εμπεριέχει ακατέργαστα δεδομένα καταγραφής ή/ και προκαθορισμένα πρότυπα του προφίλ των μαθητών. Η επισήμανση της τοποθέτησης πρακτόρων λογισμικού σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα για την αυτόματη καταγραφή των δεδομένων αλληλεπίδρασης των μαθητών θεωρείται επιβεβλημένη. Ένα πράκτορας λογισμικού ή έξυπνος πράκτορας ενεργεί μέσω κάποιας αυτονομίας εξαγοντας, καταγράφοντας και αναλύοντας τα δεδομένα με σκοπό την οργάνωσή τους και την εκτέλεση εργασιών για λογαριασμό του χρήστη (Medvedeva, et al., 2005).

2.9.2 Συγκέντρωση / Ενσωμάτωση Δεδομένων (Data Aggregation/ Integration).

Έπειτα από το στάδιο της συλλογής ακολουθεί αυτό της συγκέντρωσης και ενσωμάτωσης των δεδομένων μέσω ομαδοποίησής τους. Η διαδικασία ξεκινά με το συνδυασμό δεδομένων από πολλαπλές πηγές και προχωρά συνηθέστερα σε αναδιάταξή τους σε μια βάση δεδομένων. Οι όροι της συγκέντρωσης και της ενσωμάτωσης χρησιμοποιούνται για τη διάκριση μεταξύ συνδυασμού ίδιου τύπου και διαφορετικού τύπου δεδομένων αντίστοιχα για το ίδιο ερευνητικό πρόβλημα. Τα διαδικτυακά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα ενσωματώνουν πολλές πηγές δεδομένων και αποθηκεύουν όλες τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών σε αρχεία καταγραφής ή/ και σε βάσεις δεδομένων. Σε αρκετές περιπτώσεις παρότι τα ευφυή συστήματα διδασκαλίας (Intelligent Tutoring Systems – ITS) χρησιμοποιούν αρχεία καταγραφής, προκρίνεται η άμεση αποθήκευση των αλληλεπιδράσεων των χρηστών σε βάσεις δεδομένων αποφεύγοντας την ανάγκη ανάλυσης τους. Οι σχεσιακές βάσεις δεδομένων κατά το

στάδιο της προ-επεξεργασίας αναδεικνύονται ισχυρότερες από τα αρχεία καταγραφής αφού παρέχουν απλές, ευέλικτες, και λιγότερες αναλύσεις σφαλμάτων (Mostow & Beck, 2009). Η βάση δεδομένων του Moodle αποτελεί παράδειγμα σχεσιακής βάσης δεδομένων με δυνατότητες άμεσης πρόσβασης σε αναφορές μέσω διεπαφής (ενσωμάτωση ως block) στο περιβάλλον του μαθήματος. Συνάμα επιτρέπεται η εξαγωγή αυτών των αναφορών σε αρχεία της μορφής .txt, .xls, .csv και .ods για περαιτέρω ανάλυση μέσω εξωτερικών εργαλείων. Άλλες μέθοδοι που έχουν προταθεί για διεργασίες συγκέντρωσης και ενσωμάτωσης δεδομένων είναι οι εξής (Dierenfeld & Merceron, 2012; Pena-Ayla, 2013):

- ❖ Χρήση των πινάκων Pivot του Excel μέσω δημιουργίας συγκεντρωτικών πινάκων δεδομένων.
- ❖ Αξιοποίηση των αποθετηρίων δεδομένων μέσω ανάλυσης διαφορετικών επιπέδων συγκέντρωσης, π.χ. ανά ημέρα, ανά μήνα, ανά διάρκεια του μαθήματος ή ανά μαθητή, ανά ομάδα ή όλων των μαθητών κ.ά.

2.9.3 Καθαρισμός Δεδομένων (Data Cleaning).

Η διαδικασία καθαρισμού των δεδομένων καθορίζει σε σημαντικό βαθμό την αξία των τελικών αποτελεσμάτων της EDM και συνίσταται στην ανίχνευση εσφαλμένων, ή/ και μη έγκυρων δεδομένων τα οποία απορρίπτονται. Συνηθισμένοι τύποι ανακρίβειας αποτελούν οι ακραίες τιμές και τα ασυνεπή ή ελλείποντα δεδομένα. Στην περίπτωση των εκπαιδευτικών δεδομένων οι ελλείπουσες ή μη καθορισμένες μεταβλητές εμφανίζονται όταν επιχειρήσουμε τον συνδυασμό δεδομένων από διαφορετικές πηγές και οι μαθητές έχουν παραλείψει κάποιες εργασίες ή όταν οι μαθητές δεν έχουν ολοκληρώσει κάποια δραστηριότητα (Garsia et al., 2011). Η χρήση καθολικών μεταβλητών ή υποκατάστατων τιμών και η κωδικοποίηση μέσω χαρτογράφησης προς συμπλήρωση της τιμής που λείπει επιλύουν το ζήτημα καθορισμού και διασφάλισης της πληρότητας των δεδομένων. Οι ακραίες τιμές αφορούν σε σύνολα δεδομένων που δεν συμμορφώνονται με τις υποδείξεις των υπολοίπων και μπορούν να προκληθούν από σφάλμα ή ως αποτέλεσμα της εγγενούς μεταβλητότητας των δεδομένων. Οι αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων επιδιώκουν στο στάδιο της προεπεξεργασίας την εξάλειψη του θορύβου και της ελαχιστοποίησης της επιρροής τους στο τελικό μοντέλο, χωρίς ωστόσο κάτι τέτοιο να εκπληρώνει την όποια προσδοκία τους (Romero & Ventura, 2013). Η τεχνική της γραφικής απεικόνισης των δεδομένων μέσω ομαδοποίησης μπορεί να βοηθήσει στην ανίχνευση των ακραίων τιμών (Pena-Ayla, 2013). Ως παραδείγματα εφαρμογής σε συστήματα διαχείρισης μάθησης αναφέρονται οι περιπτώσεις εικονικής ή/ και περιορισμένης συμμετοχής των χρηστών στα μαθήματα. Η περίπτωση της εικονικής συμμετοχής εξετάζει τους μαθητές που εγγράφονται στο μάθημα, χωρίς ωστόσο να προχωρούν σε επικύρωση των δεδομένων τους, ενώ η περιορισμένη συμμετοχή τους αναφέρεται σε πρόσβαση προς απόκτηση ενός ψηφιακού πόρου ή υλοποίησης κάποιας δραστηριότητας ή/ και σε σφάλμα εγγραφής τους. Ο εντοπισμός και η εξάλειψη της εκτός ορίων χρονικής περιόδου μεταξύ δύο ενεργειών που εκτελούνται από το μαθητή, ο καθορισμός ανώτατου ορίου ολοκλήρωσης μιας

δραστηριότητας και η χρήση εξόρυξης κανόνων συσχέτισης είναι ορισμένες μόνο από τις αναφερόμενες τεχνικές καθαρισμού των δεδομένων (Huang et al., 2009; Garcia et al., 2011).

2.9.4 Αναγνώριση Χρήστη & Περιόδου Σύνδεσης (User & Session Identification).

Η επόμενη φάση της προεπεξεργασίας δεδομένων περιλαμβάνει τον εντοπισμό των χρηστών και τον προσδιορισμό της περιόδου σύνδεσης. Ο εντοπισμός των χρηστών αναφέρεται σε έλεγχο της ταυτότητας τους μέσω εναλλακτικών τρόπων όπως: αναγνώριση μέσω σύνδεσης και κωδικού πρόσβασης, καταγραφή της χρήσης διευθύνσεων IP και ενεργοποίηση των cookies. Τα αρχεία καταγραφής που διατηρούνται από τα εκπαιδευτικά συστήματα περιλαμβάνουν καταχωρήσεις που προσδιορίζουν τους χρήστες που συνδέονται και τις δραστηριότητες με τις οποίες αλληλεπιδρούν. Η παράμετρος της περιόδου σύνδεσης σχετίζεται με την εξέταση της χρονικής ακολουθίας μεταξύ διαδοχικών εγγραφών σύνδεσης και περιήγησης σε ένα εκπαιδευτικό περιβάλλον. Οι εγγραφές χρησιμοποιούν ως πρωτεύον κλειδί το αναγνωριστικό του χρήστη και ως δευτερεύον την ώρα του συμβάντος όπου μέσω εφαρμογής τεχνικών ομαδοποίησης και ταξινόμησης μπορούμε να προσδιορίσουμε τις περιόδους σύνδεσης των χρηστών (Wang, 2008). Οι Sheard, Ceddia, Hurst και Tuoninen (Sheard et al., 2003) αναφέρονται στην αναγκαιότητα εξαγωγής μαθησιακών επεισοδίων από αρχεία καταγραφής μέσω των οποίων ανακτώνται πληροφορίες αναφορικά με την κατάσταση του συστήματος, την έναρξη περιήγησης, τις ενέργειες στις οποίες μετείχε ο χρήστης και τη λήξη της περιήγησης. Οι πληροφορίες αυτές διευκολύνουν την μετέπειτα επεξεργασία χωρίς ωστόσο να παρατηρείται καθολική σχέση μεταξύ της χρονικής διάρκειας περιήγησης και του αντίκτυπου της στην ποιότητα της ανακαλυφθείσας γνώσης. Επιβεβλημένη ωστόσο θα πρέπει να θεωρηθεί η λήψη ειδικών μέτρων ως προς τη διατήρηση της ανωνυμίας/ απορρήτου των χρηστών και του περιορισμού της πρόσβασης σε συγκεκριμένες πληροφορίες. Για το σκοπό αυτό έχουν προταθεί κοινές λύσεις όπως: της διατήρησης μοναδικών αναγνωριστικών για κάθε χρήστη, της εκχώρησης συγκεκριμένων δικαιωμάτων και της επεξεργασίας των ιδιωτικών πληροφοριών πριν τη χρήση τους σε πίνακες, αναφορές κ.ά. (Bienkowski et al., 2012).

2.9.5 Επιλογή Χαρακτηριστικών (Attribute Selection).

Η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων προϋποθέτει την επιλογή και εξαγωγή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών/ μεταβλητών ως υποσύνολο ενός ευρύτερου συνόλου δεδομένων. Η επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών είναι πολύ σημαντική υπόθεση στην EDM διότι θα μπορούσε να οδηγήσει σε μείωση της ακρίβειας του μαθησιακού μοντέλου και σε πλεονασμό ασυσχέιστων χαρακτηριστικών που δεν θα ήταν απαραίτητα να συμπεριληφθούν στις επόμενες φάσεις. Η επίλυση αυτού του ζητήματος αντιμετωπίζεται κατόπιν επιλογής και αξιοποίησης εκείνων των χαρακτηριστικών που παρουσιάζουν ανάλυση συνάφειας και εφαρμογής σε

εκπαιδευτικά δεδομένα (Delavari et al., 2008). Τα συστήματα διαχείρισης μάθησης αποθηκεύουν τεράστιο αριθμό χαρακτηριστικών σχετιζομένων με μαθήματα, δραστηριότητες και μαθητές εμπεριέχοντας συνηθέστερα ασυσχέιστα ή/ και περιττά δεδομένα που δεν μπορούν να αξιοποιηθούν. Η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων διευκολύνει τις διεργασίες επιλογής και μείωσης των χαρακτηριστικών τους, τα οποία εν συνεχεία μπορούν να οργανωθούν και αποθηκευθούν σε νέες δομές προκειμένου να μπορούν να αξιοποιηθούν (Hershkovitz & Nachmias, 2011).

2.9.6 Φιλτράρισμα Δεδομένων (Data Filtering).

Το φιλτράρισμα δεδομένων επιτρέπει τη μείωση του μεγάλου αριθμού πληροφοριών σε υποσύνολα αντιπροσωπευτικών δεδομένων που σχετίζονται με τους σκοπούς της εργασίας εξόρυξης. Οι εκπαιδευτές ή/ και τα ερευνητικά έργα συνηθέστερα ενδιαφέρονται για ένα ορισμένο υποσύνολο συμβάντων (δραστηριοτήτων, μαθητών και μαθημάτων) που αφορούν μια εργασία ή ένα συγκεκριμένο πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί (Han & Kamber, 2006). Τα αρχεία καταγραφής μπορούν να φιλτραριστούν κατά μάθημα, συμμετέχοντα, δραστηριότητα και ημέρα καθορίζοντας τις παραμέτρους ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών και αφαιρώντας τις συνθήκες που τις παραβιάζουν. Συγκεκριμένο χαρακτηριστικό της διαδικασίας συλλογής αποτελεί το γεγονός της ύπαρξης διαφορετικών επιπέδων ευαισθησίας στα δεδομένα τα οποία διευκολύνουν την προβολή και ανάλυσή τους με διαφορετικά επίπεδα λεπτομέρειας. Η επιλογή του κατάλληλου επιπέδου αφορά στον προσδιορισμό μόνο εκείνων των μεταβλητών που μπορούν να καταγραφούν και αξιοποιηθούν. Η συστηματική συλλογή δεδομένων από συμβάντα χαμηλού επιπέδου σε δράσεις υψηλού επιπέδου προσδιορίζουν διαφορετικές αφαιρέσεις σε αρχεία καταγραφής, όπως (Zhouetal, 2010):

- ❖ Γεγονός/ Συμβάν (Event): αφορά σε μεμονωμένη ενέργεια ή αλληλεπίδραση του χρήστη.
- ❖ Συνεδρία (Session): σχετίζεται με τις χρονικές ακολουθίες αλληλεπίδρασης των χρηστών.
- ❖ Εργασία (Task): εξέταση της περιόδου αλληλεπίδρασης των χρηστών με τους ψηφιακούς πόρους.
- ❖ Δραστηριότητα (Activity): παρακολούθηση της πορείας εκτέλεσης μιας ή περισσότερων αλληλεπιδράσεων προς επίτευξη ενός ορισμένου αποτελέσματος.

2.9.7 Μετασχηματισμός Δεδομένων (Data Transformation).

Ο μετασχηματισμός δεδομένων διευκολύνει την καλύτερη ερμηνεία των πληροφοριών και πηγάζει από μετατροπή των υφιστάμενων χαρακτηριστικών (Han & Kamber, 2006). Για την κατανόηση της διαδικασίας μετασχηματισμού δεδομένων αναφέρονται οι εξής τεχνικές (Pena-Ayla, 2013):

- ❖ Ομαλοποίηση/ Κανονικοποίηση (Normalization): Οι τιμές των χαρακτηριστικών οριοθετούνται εντός ενός καθορισμένου εύρους, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων εξόρυξης που περιλαμβάνουν μετρήσεις απόστασης.

- ❖ Διακριτοποίηση (Discretization): Τα χαρακτηριστικά αποκτούν δυαδική τιμή (0 ή 1), οπότε ακόμη και αν χαθούν πληροφορίες το μοντέλο που προκύπτει παραμένει ακριβές ως προς τη διαδικασία ταξινόμησης των δεδομένων (Hämäläinen & Vinni, 2011).
- ❖ Παραγωγή (Derivation): Σχετίζεται με τη δημιουργία νέων χαρακτηριστικών προερχόμενα από το μαθηματικό μετασχηματισμό πρότερων χαρακτηριστικών. Ο πιο συχνά χρησιμοποιούμενος τύπος προχωρά σε εκτέλεση ορισμένων ειδών συνάθροισης σε άλλα χαρακτηριστικά.
- ❖ Μετατροπή Μορφής (Format Conversion): Η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων προϋποθέτει την εξαγωγή και προώθηση τους σε συγκεκριμένη μορφή όπως: σε αρχείο ARFF για το εργαλείο WEKA, σε μορφή DATKeel, σε αρχεία CSV και XML κ.ά.

2.10 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.

2.10.1 Εισαγωγή

Καθώς τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης εξαπλώνονται, στις βάσεις δεδομένων τους συσσωρεύεται προοδευτικά μεγάλος όγκος ετερογενών δεδομένων. Η ραγδαία ανάπτυξη των τεχνολογιών εξόρυξης τους, υπέδειξε τη δυνατότητα αξιοποίησής τους για τη βελτίωση της εκπαίδευσης (Vialarti-Sacin et al., 2009). Πρόσφατα πλήθος μελών των εκπαιδευτικών κοινοτήτων έχουν αναπτύξει αξιοσημείωτη δραστηριότητα στην εξερεύνηση, διαχείριση και ενσωμάτωση δεδομένων (educational data) προερχομένων από μεγάλες εκπαιδευτικές συλλογές δεδομένων, οι οποίες εμπεριέχουν επωφελή γνώση. Στο πλαίσιο αυτό, η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων (EDM) στοχεύει στην αναγνώριση νέων, έγκυρων και ενδεχομένως χρήσιμων προτύπων/ μοντέλων μέσα στον όγκο των αποθηκευμένων ψηφιακών δεδομένων (Frawley & Piatetsky-Shapiro, 1991). Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται τα ευρήματα σημαντικών δημοσιευμένων ερευνητικών έργων ομαδοποιημένων σε έξι συμπλέγματα ή οικογένειες προσεγγίσεων EDM. Κάθε προσέγγιση στοχεύει στην διερεύνηση και απάντηση συγκεκριμένων ερευνητικών ερωτημάτων ή την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων που αφορούν την εκπαιδευτική διαδικασία, με βάση τα συμπεράσματα από την εξόρυξη και ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων. Ως αποτέλεσμα του μεγάλου όγκου μελετών περίπτωσης που υπάρχουν στη σχετική διεθνή βιβλιογραφία, επιλέχθηκαν και παρουσιάζονται τα πιο αντιπροσωπευτικά έργα εκπαιδευτικών ερευνών πάνω σε EDM και εργαλείων υποστήριξης τα οποία επισημαίνονται σε αντίστοιχους πίνακες.

2.10.2 Ερευνητικά έργα EDM μοντελοποίησης των φοιτητών (Student Modeling).

Η μοντελοποίηση των φοιτητών (student modeling) στοχεύει στην προσφορά ατομικά προσαρμοσμένων εμπειριών διδασκαλίας/μάθησης στους φοιτητές/μαθητές προκειμένου να εξυπηρετηθούν οι μαθησιακές τους ανάγκες. Πιο συγκεκριμένα, η

μοντελοποίηση των εκπαιδευόμενων επιδιώκει τον προσδιορισμό/αναγνώριση συγκεκριμένων χαρακτηριστικών των φοιτητών/μαθητών που σχετίζονται με τις προτιμήσεις μάθησης (learning preferences), τη συναισθηματική τους κατάσταση (affective state), τις δεξιότητες, τις προτιμώμενες στρατηγικές μάθησης, τη γνώση του καθενός στον συγκεκριμένο τομέα, τα επιτεύγματα και τις επιδράσεις. Ορισμένα αντιπροσωπευτικά ερευνητικά έργα συνοψίζονται στον Πίνακα 2.4.

Πίνακας 2.4: Ερευνητικά έργα EDM που αφορούν σε μοντελοποίηση φοιτητών.

Συγγραφείς	Περιγραφή
Macfadyen and Dawson (Macfadyen & Dawson, 2010)	Εξάγουν παιδαγωγικές πληροφορίες από δεδομένα παρακολούθησης φοιτητών που παράγονται από LMS, προβλέποντας με ακρίβεια ακαδημαϊκά επιτεύγματα.
D'Mello and Graesser (D'Mello & Graesser, 2010)	Εξετάζουν τις στάσεις των φοιτητών αναφορικά με τις συναισθηματικές καταστάσεις που συμβαίνουν κατά τη διάρκεια μιας εκπαιδευτικής συνεδρίας.
Nooreai, Pardos, Heffernan, Baker (Nooreai et al., 2011)	Ανιχνεύουν 15 συγκεκριμένα σημεία δεδομένων που αφορούν σε μοντέλα φοιτητών, υποστηρίζοντας ότι αρκεί ένας μικρός αριθμός δεδομένων για την εξαγωγή αξιόπιστων συμπερασμάτων.
Rau and Scheines (Rau & Scheines, 2012)	Εξετάζουν αρχεία καταγραφής από ψηφιακά αποθετήρια για τον υπολογισμό του ποσοστού σφάλματος, τη χρήση συμβουλών και το χρόνο που δαπανήθηκε.
Hernández, Cervantes-Salgado, Pérez-Ramírez, Mejía-Lavalle (Hernández et al., 2017)	Εξετάζουν τα δεδομένα ενός συστήματος εκπαίδευσης ηλεκτρολόγων εικονικής πραγματικότητας, βασιζόμενοι σε Bayesian δίκτυα.
Cerezo, Sánchez-Santillán, Puerto Paule-Ruiz, Núñez (Cerezo et al., 2016)	Διερευνούν τις ασύγχρονες μαθησιακές διεργασίες 140 φοιτητών, αξιοποιώντας τα αρχεία καταγραφής ενός μαθήματος στο Moodle, συνδυαζόμενες με τα διάφορα επίπεδα επίτευξής τους.
Koedinger, McLaughlin, Stamper (Koedinger et al., 2012)	Αξιοποιούν το αποθετήριο DataShop, την ανάλυση πλήθους και μια εκδοχή του αλγορίθμου ανάλυσης παραμέτρων για την αυτοματοποιημένη βελτίωση του μοντέλου των φοιτητών.

Η φοιτητική μοντελοποίηση αφορά στα είδη μαθησιακών χαρακτηριστικών, πράξεων και επιτευγμάτων των φοιτητών, εξαιρουμένων της συμπεριφοράς και της επίδοσής τους. Ορισμένα από τα χαρακτηριστικά αυτά είναι: οι ομάδες δραστηριοτήτων που

συμμετέχει το άτομο, η προϋπάρχουσα γνώση στο αντικείμενο, η πρόβλεψη της ατομικής ακαδημαϊκής πορείας, η διδασκαλία και οι προτιμητέες στρατηγικές μάθησης, ο εντοπισμός γνώσεων και δεξιοτήτων και η προτιμητέα χρήση μαθησιακών πόρων από τον καθένα.

2.10.3 Ερευνητικά έργα EDM μοντελοποίησης της συμπεριφοράς των φοιτητών.

Η διερεύνηση και μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των φοιτητών έχει ως στόχο την περιγραφή και πρόβλεψη συγκεκριμένων προτύπων συμπεριφορών, προκειμένου να προσαρμοστεί το εκπαιδευτικό σύστημα στις προτιμήσεις των χρηστών. Διάφορες συμπεριφορές μπορούν να αποτελέσουν αντικείμενο μελέτης μεταξύ των οποίων:

- η προθυμία συνεργασίας (willingness to collaborate),
- οι χρονολογικές σειρές πρόσβασης και απόκρισης (time series of access and response),
- η υπνηλία (sleeping),
- η συμμετοχή σε τυχερά παίγνια (gambling),
- οι εικασίες (guessing),
- η έκκληση σε βοήθεια (requesting help) κ.ά.

Ορισμένες αντιπροσωπευτικές προσεγγίσεις αυτού του μοντέλου περιγράφονται στον πίνακα 2.5.

Πίνακας 2.5: Ερευνητικά έργα EDM που αφορούν σε μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των φοιτητών.

Συγγραφείς	Περιγραφή
Adbous, Yen and He (Adbous & Yen, 2012; He, 2013)	Επιδίωξαν το συσχετισμό των αλληλεπιδράσεων σε περιβάλλον Live Video Streaming προκειμένου να προβλέψουν την τελική επίδοση των φοιτητών και να κατανοήσουν τους τρόπους εμπλοκής των φοιτητών με τις δραστηριότητες του διαδικτύου.
Jeong and Biswas (Jeong & Biswas, 2008)	Μελέτησαν τη συμπεριφορά των φοιτητών βάσει της ακολουθίας των ενεργειών μέσα σε ένα περιβάλλον εκπαιδευτικού πράκτορα προκειμένου να συμπεράνουν τις στρατηγικές μάθησης που αναπτύχθηκαν.
Toscher and Jahrer (Toscher & Jahrer, 2010)	Μελετούν τα ιστορικά αποτελέσματα, ως μέσο πρόβλεψης της ικανότητας των φοιτητών να απαντούν σωστά στις ερωτήσεις που τους θέτουν.

Pardos and Heffernan (Pardos & Heffernan, 2010b)	Προβλέπουν τα μαθησιακά αποτελέσματα των φοιτητών κάνοντας χρήση δένδρων αποφάσεων και μεθόδων Bayesian.
Hershkovitz and Nachmias (Hershkovitz & Nachmias, 2011)	Συλλέγουν αρχεία από 58 δικτυακούς τόπους Moodle για να προσδιορίσουν το βαθμό εμπλοκής της δραστηριότητας των μαθητών σε απευθείας σύνδεση.
McCuaig and Baldwin (McCuaig & Baldwin, 2012)	Εξάγουν δεδομένα από συμβατικά LMS προκειμένου να προβλέψουν την επιτυχία/αποτυχία των φοιτητών, χωρίς την απαίτηση επίσημων αξιολογήσεων.
Park, Denaro, Rodriguez, Smyth, Warschauer, (Park et al., 2017).	Χρησιμοποιούν τεχνικές ανίχνευσης στατιστικών αλλαγών για να διερευνήσουν τις ηλεκτρονικές συμπεριφορές των μαθητών, χρησιμοποιώντας δεδομένα clickstream δύο πανεπιστημιακών μαθημάτων (ενός δια ζώσης και ενός εξ αποστάσεως).
Juhaňák, Zounek, Rohlíková (Juhaňák et al., 2019).	Διερευνούν τις συμπεριφορές των φοιτητών και τα πρότυπα αλληλεπίδρασης μέσω διαφόρων τύπων δραστηριοτήτων, κυρίως διαδικτυακών κουίζ, σε διαφορετικά μαθήματα και με διαφορετικές ρυθμίσεις για κάθε LMS.

Η μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των φοιτητών σχετίζεται με την αποτελεσματική διερεύνηση και αξιοποίηση των στοιχείων που αφορούν τη συμπεριφορά των φοιτητών σε πραγματικό χρόνο. Σημαντικό ζήτημα ωστόσο αποτελεί το γεγονός ότι τα αποτελέσματα που προκύπτουν επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από την ανθρώπινη κρίση του ερευνητή. Στην κατεύθυνση αυτή τα ερευνητικά έργα προσανατολίζονται σε θέματα αλληλεπίδρασης φοιτητή – συστήματος, απρόσεκτης συμπεριφοράς, εμμονής σε συγκεκριμένες δραστηριότητες, κατανόησης της συμπεριφοράς και συνεισφοράς εκ μέρους των φοιτητών. Στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση, η δια ζώσης διδασκαλία επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα στη διατήρηση των μεταγνωστικών στρατηγικών μάθησης (Jeong & Biswas, 2008). Στην άτυπη μάθηση, το περιεχόμενο της συνομιλίας μεταξύ των εκπαιδευτών και των φοιτητών και ο αριθμός των μηνυμάτων που ανταλλάσσουν σχετίζονται με τη συμπεριφορά τους σε περιβάλλον αλληλεπίδρασης.

2.10.4 Ερευνητικά έργα EDM διερεύνησης & πρόβλεψης της μαθησιακής επίδοσης των φοιτητών.

Ο εντοπισμός και η αξιολόγηση συγκεκριμένων δεικτών του υπό διερεύνηση φοιτητικού πληθυσμού, όπως τα δημογραφικά χαρακτηριστικά, οι βαθμοί στα

προαπαιτούμενα μαθήματα, η συμμετοχή των φοιτητών στις διάφορες δραστηριότητες, τα χαρτοφυλάκια των φοιτητών κ.ά. χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της απόδοσης των φοιτητών, επιδιώκοντας την εκτίμηση του πόσο καλά ο φοιτητής θα ανταποκριθεί σε ένα δεδομένο εκπαιδευτικό στόχο ή γενικότερα σε μια ορισμένη μαθησιακή κατάσταση. Σημαντικές προσεγγίσεις EDM που αφορούν σε αυτό το μοντέλο παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.6.

Πίνακας 2.6: Ερευνητικά έργα EDM διερεύνησης και πρόβλεψης της μαθησιακής επίδοσης των φοιτητών.

Συγγραφείς	Περιγραφή
Marquez-Vera, Romero, Ventura (Marquez-Vera et al., 2011)	Αναπτύσσουν δύο προσεγγίσεις εκτίμησης της επίδοσης των φοιτητών προβλέποντας ποιοι μαθητές θα αποτύχουν εξισορροπώντας τα δεδομένα και κάνοντας χρήση ταξινομικής ευαισθησίας.
Macfadyen and Dawson (Macfadyen & Dawson, 2010)	Διερεύνησαν τις μεταβλητές (αριθμός μηνυμάτων συζήτησης, χρόνος παραμονής στο διαδίκτυο κ.ά.) που παρατηρούνται σε ένα μάθημα που υποστηρίζεται από LMS.
Kabakchieva, Stefanova, Kisimov (Kabakchieva et al., 2011)	Αναζητούν πρότυπα πρόβλεψης της επίδοσης των φοιτητών στο πανεπιστήμιο βάση των προσωπικών τους προ-πανεπιστημιακών χαρακτηριστικών.
Lykourentzou, Giannoukos, Mpardis, Nikolopoulos, Loumos (Lykourentzou et al., 2009b)	Αξιοποίησαν νευρωνικά δίκτυα συγκέντρωσης φοιτητών που βρίσκονται σε πρώιμα στάδια της δραστηριότητας των κουίζ πολλαπλών επιλογών.
Pardos, Baker, San Pedro, Gowda. (Pardos et al., 2013)	Δημιούργησαν περιβάλλοντα προσομοίωσης, παρόμοια με εικονικές συσκευές εφαρμογών γραφείου, για την παρακολούθηση και την πρόβλεψη της πορείας και της επίδοσης των φοιτητών.
Devasia, Vinushree, Hegde (Devasia et al., 2016)	Εξετάζουν μέσω μιας διαδικτυακής εφαρμογής την αποτελεσματικότητα του αλγόριθμου Naïve Bayesian έναντι των άλλων μεθόδων EDM σε ένα δείγμα 700 φοιτητών (19 διαφορετικών ιδιοτήτων) στο Amrita Vishwa Vidyapeetham, Mysuru.
Elbadrawy, Polyzou, Ren, Sweeney, Karypis, Rangwala (Elbadrawy et al., 2016)	Αξιοποιούν εξατομικευμένες προσεγγίσεις πολλαπλής αντιστοίχισης και παραγοντοποίησης πινάκων, βασισμένες σε εφαρμογές ηλεκτρονικού εμπορίου, προβλέποντας με ακρίβεια τους βαθμούς

	των φοιτητών στα μελλοντικά μαθήματα καθώς και στις αξιολογήσεις στην τάξη.
Kaur, Singh, Josan (Kaur et al., 2015)	Παράγουν στατιστικά στοιχεία μέσω διαφορετικών αλγορίθμων ταξινόμησης, προκειμένου να ελεγχθεί η προβλεπτική τους ακρίβεια ως προς την τελική επίδοση των φοιτητών.

Η διερεύνηση των φοιτητικών επιδόσεων συγκεντρώνει διαχρονικά σημαντικό αριθμό ερευνών, σε σύντομο χρονικό διάστημα. Προσανατολίζεται κυρίως σε προβλεπτικά μοντέλα καθορισμού της επίδοσης των φοιτητών εξετάζοντας μεταβλητές όπως το χρόνο απόκρισης σε ερωτήματα ή σε συγκεκριμένες δραστηριότητες, το ποσοστό ακαδημαϊκών επιτευγμάτων, τις πιθανότητες υποβολής τυχαίων σωστών απαντήσεων και πολλά άλλα. Η βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης επηρεάζεται σημαντικά από τη χρήση εξειδικευμένων μεθόδων όπως τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Lykourantzou et al, 2009b), από τη μείωση του αριθμού των εκπαιδευτικών προσπαθειών και από τη μείωση της πιθανότητας υποβολής σωστών απαντήσεων χωρίς γνώση (Baker & Yasef, 2009). Και στις δύο βαθμίδες εκπαίδευσης, μεταβλητές όπως ο αριθμός των κουίζ στα οποία έχουν πετύχει οι φοιτητές, ο χρόνος που αφιερώνουν για μια δραστηριότητα και η συχνότητα δημοσιεύσεων στο εκπαιδευτικό forum του μαθήματος, μπορούν να καθορίσουν την ποιότητα πρόβλεψης της απόδοσής τους. Ενδεικτικά, η απόδοση μπορεί να αφορά τον τελικό βαθμό σε ένα μάθημα ή ενότητα, σε περισσότερα μαθήματα, την πιθανότητα εγκατάλειψης των σπουδών, τον τελικό βαθμό και χρόνο αποφοίτησης.

2.10.5 Ερευνητικά έργα EDM εποπτείας και ενίσχυσης της αυτοπραγμάτωσης και της αυτογνωσίας.

Οι εκπαιδευτές πάγια αναζητούν σημαντικές εκπαιδευτικές πληροφορίες που θα τους κατευθύνουν στο εκπαιδευτικό τους έργο προκειμένου να είναι σε θέση να αξιολογήσουν τα αποτελέσματα της εκπαιδευτικής τους παρέμβασης, να ενημερώνουν τους φοιτητές για την πρόοδό τους, να προβλέπουν τους «αποστασιοποιημένους» φοιτητές, να διαμορφώνουν πολλαπλές αναπαραστάσεις ανατροφοδότησης κ.ά. Η κινητοποίηση και η εμπλοκή των μαθητών στις μαθησιακές δραστηριότητες και η πρόβλεψη της εγκατάλειψης ή της διατήρησης της συμμετοχής τους σε αυτές είναι βασικά θέματα που πρέπει να λάβει υπόψη του ένας εκπαιδευτής. Στον Πίνακα 2.7 που ακολουθεί διατυπώνονται ορισμένες από τις προσεγγίσεις που αφορούν αυτό το θέμα.

Πίνακας 2.7: Ερευνητικά έργα EDM που αφορούν σε διαδικασίες εποπτείας και ενίσχυσης της αυτοπραγμάτωσης και της αυτογνωσίας.

Συγγραφείς	Περιγραφή
Merceron and Yasef (Merceron & Yacef, 2008)	Δημιούργησαν κανόνες σύνδεσης μέσω εξόρυξης δεδομένων για την ενημέρωση των εκπαιδευτών σχετικά με τη χρήση επιπλέον εκπαιδευτικού υλικού.
Lykourentzou, Giannoukos, Mparadis, Nikolopoulos, Loumos (Lykourentzou et al., 2009b).	Εισηγάγαν ένα συνδυασμό τριών τεχνικών μάθησης σε ένα περιβάλλον LMS για να προβλέψουν την εγκατάλειψη των φοιτητών σε αρχικά στάδια.
Buldua and Ucguna (Buldua & Ucguna, 2010)	Προβλέπουν επαναλαμβανόμενες αποτυχίες φοιτητών σε αριθμητικά μαθήματα χρησιμοποιώντας διαφορετικούς κανόνες σύνδεσης.
Hsu, Chou, Chang (Hsu et al., 2011)	Υποστηρίζουν ότι η διαμορφωτική αξιολόγηση αποτελεί συνεχιζόμενη διαδικασία παρακολούθησης της μαθησιακής πορείας των φοιτητών.
López Luna, Romero, Ventura (López et al., 2012)	Επεξεργάζονται τα δεδομένα του φόρουμ ενός μαθήματος, όπου μέσω ταξινόμησης και ομαδοποίησης προβλέπουν τις τελικές επιδόσεις των φοιτητών σε ένα μάθημα.
Ya-Han, Chia-Lun, Sheng-Pao (Ya-Han et al., 2014)	Δημιούργησαν σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης για την αξιολόγηση της μαθησιακής απόδοσης των φοιτητών, από τη συμμετοχή τους σε ένα LMS, χρησιμοποιώντας ως ταξινομητές δένδρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης πλαισιωμένα από το AdaBoost.

Η αξιολόγηση του εκπαιδευτικού έργου και της μαθησιακής πορείας των φοιτητών αποτελεί συνεχιζόμενη διαδικασία παρακολούθησης. Τα αρχεία καταγραφής από LMS και τα αποθετήρια εκπαιδευτικών δεδομένων πολλές φορές δεν είναι εξυπηρετικά και απαιτούν πολύπλοκους μετασχηματισμούς για την ενοποίησή τους. Η διαδικασία ερμηνείας των σχολίων που αναρτούν οι εκπαιδευόμενοι στο forum ενός μαθήματος (Lin et al., 2009) και η δημιουργία κανόνων σύνδεσης σε δεδομένα εξόρυξης (Merceron & Yacef, 2008) μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά αυτό το σκοπό. Η αποστολή ελεύθερου κειμένου SMS από τους φοιτητές προς το διδάσκοντα για τις συναισθηματικές καταστάσεις που βίωσαν μετά από μια διάλεξη μπορεί να προκαλέσει αλλαγές στις στρατηγικές μάθησης, ενώ στην άτυπη μάθηση οι φοιτητές θέλουν να γνωρίζουν τι κάνουν οι συμφοιτητές τους χωρίς ωστόσο να νιώθουν παραβίαση της ιδιωτικής τους ζωής (Santos et al., 2012).

2.10.6 Ερευνητικά έργα υποστήριξης και βελτίωσης των υπηρεσιών αξιολόγησης και ανατροφοδότησης.

Η αξιολόγηση των επιδόσεων και η συνυφασμένη με αυτήν παροχή ανατροφοδότησης (feedback) των φοιτητών από ένα εκπαιδευτικό σύστημα βασισμένο σε υπολογιστή είναι ιδιαίτερα σημαντικές για την ποιότητα της εκπαίδευσης. Η ανατροφοδότηση των φοιτητών βοηθά κυρίως στη βελτίωση της επίδοσης των φοιτητών, συμβάλλει στην αποφυγή παρερμηνειών και προλαμβάνει την εμφάνιση σφαλμάτων. Πολλά ερευνητικά έργα θίγουν αυτό το σημαντικό ζήτημα, με ορισμένα από αυτά να αναφέρονται στον Πίνακα 2.8.

Πίνακας 2.8: Ερευνητικά Έργα EDM υποστήριξης και βελτίωσης των υπηρεσιών αξιολόγησης και ανατροφοδότησης.

Συγγραφείς	Περιγραφή
Champaign and Cohen (Champaign, & Cohen, 2010)	Επιτρέπουν την υποβολή σχολίων από τους φοιτητές, σε μαθησιακά αντικείμενα με τα οποία αλληλεπιδρούν και τα οποία εμφανίζονται σε παρόμοιους μαθητές οι οποίοι προσδιορίζουν ποια από αυτά τους ήταν χρήσιμα.
Tsuruta, Knauf, Dohi, Kawabe, Sakurai, (Tsuruta et al., 2012)	Σχεδιάζουν ένα σύστημα προσφοράς μαθημάτων στους φοιτητές ενός Πανεπιστημίου, επιτρέποντας την εγγραφή τους σε μαθήματα βάσει των επιθυμιών τους.
Leong, Lee, Mak (Leong et al., 2012)	Προσεγγίζουν τη χρησιμότητα σχολιασμού μέσω ελεύθερου κειμένου SMS από τους φοιτητές προς τον εκπαιδευτικό αναφορικά με τα συναισθήματά τους μετά το πέρας της διάλεξης.
Barla, Bieliková, Ezzeddinne, Kramár, Šimko, Vozár (Barla et al., 2010)	Συνδύασαν διαφορετικούς τρόπους ταξινόμησης και αξιολόγησης για την επιλογή της κατάλληλης επόμενης δραστηριότητας από τους φοιτητές.

Στα συμβατικά συστήματα εκπαίδευσης, η παροχή ανατροφοδότησης έχει διαπιστωθεί ότι συσχετίζεται με θετικά μαθησιακά αποτελέσματα, ενώ η πλήξη και η σύγχυση των μαθητών συσχετίζονται αρνητικά με την απόδοσή τους (Pardos et al., 2013). Η βελτίωση της απόδοσης των φοιτητών μπορεί να υποστηριχτεί μέσω της προσαρμοσμένης (εξατομικευμένης) ανατροφοδότησης, της τόνωσης των δραστηριοτήτων και της παροχής εξατομικευμένων σχολίων και οδηγιών προς τους φοιτητές (Romero et al., 2008). Σημαντική διαπίστωση είναι αυτή των (Barla et al., 2010) για την τριτοβάθμια εκπαίδευση, οι οποίοι διαπιστώνουν τη βελτίωση των επιδόσεων των «χειροτέρων»

φοιτητών (εκείνων με επιδόσεις κάτω του μέσου όρου) μέσω της προσαρμοστικής επιλογής της πιο κατάλληλης επόμενης δραστηριότητας.

2.10.7 Ερευνητικά έργα βασισμένα στα προγράμματα σπουδών, στη γνώση του τομέα, στη διδακτική μεθοδολογία και στην υποστήριξη των εκπαιδευτικών.

Ένα σημαντικό ζήτημα που εξετάζεται αφορά στην ανάπτυξη συγκεκριμένων αναλυτικών προγραμμάτων, μαθησιακών πόρων και δραστηριοτήτων από τους ακαδημαϊκούς και τους εκπαιδευτικούς στην προσπάθειά τους να διευκολύνουν τους φοιτητές να αποκτήσουν γνώσεις στο γνωστικό αντικείμενο που σπουδάζουν. Η υποστήριξη των εκπαιδευτών σχετίζεται με την παροχή υπηρεσιών διευκόλυνσης του ρόλου τους όπως είναι: η εποπτεία των φοιτητών, η αναζήτηση περιεχομένου, η αλληλεπίδραση και η μοντελοποίηση των εκπαιδευτικών. Στον Πίνακα 2.9 απεικονίζονται ορισμένες σημαντικές τέτοιες έρευνες.

Πίνακας 2.9: Ερευνητικά έργα EDM βασισμένα στα προγράμματα σπουδών, στη γνώση του τομέα, στη διδακτική μεθοδολογία και στην υποστήριξη των εκπαιδευτικών.

Συγγραφείς	Περιγραφή
Durand, LaPlante, Kop (Durand et al., 2011)	Παρέχουν συγκεκριμένες οδηγίες στους εκπαιδευτές σχεδίασης των μαθησιακών τους δραστηριοτήτων μέσω ευφών στοιχείων σε συστήματα LMS.
Romero, Ventura, Zafra de Bra (Romero et al., 2009)	Διερευνούν τα προφίλ χρηστών σε σχέση με την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων για την σύσταση των μαθησιακών πόρων.
Zapata-Gonzalez, Menendez, Prieto-Mendez, Romero (Zapata-Gonzalez et al., 2011)	Συστήνουν μια διττή μέθοδο εξατομικευμένης αναζήτησης μαθησιακών αντικειμένων σε αποθετήρια.
Su, Tseng, Lin, Chen (Su et al., 2011)	Ανταποκρίνονται στα αιτήματα των φοιτητών για παροχή εξατομικευμένου περιεχομένου μάθησης μέσω διαδικασιών προσαρμογής και σύνθεσης περιεχομένου.

Αρκετές αρχικές μελέτες εστιάζονται στη συνεργασία των εκπαιδευτικών και των ακαδημαϊκών για την προσαρμογή των προγραμμάτων σπουδών. Οι περισσότερες από τις έρευνες αναλύουν θέματα όπως: της εξατομικεύσης του εκπαιδευτικού περιεχομένου, του σχεδιασμού ιεραρχικών δομών περιεχομένου, του προγραμματισμού των μαθησιακών δραστηριοτήτων και της εφαρμογής σύγχρονων παιδαγωγικών στρατηγικών. Η εξέλιξη αυτής της λειτουργικότητας αναμένεται να συμβάλει στην

αξιοποίηση ευφών στοιχείων για την υποστήριξη των εκπαιδευτών και στην εφαρμογή κοινωνικών δικτύων για την παροχή εκπαίδευσης και προώθησης της συνεργασίας.

2.10.8 Σύγχρονες περιοχές ενδιαφέροντος της ερευνητικής κοινότητας της EDM.

Προκειμένου να δοθούν απαντήσεις σε διάφορα επίκαιρα ερευνητικά ερωτήματα στο χώρο της εκπαίδευσης, αναπτύσσονται συνεχώς νέες ερευνητικές μέθοδοι που χρησιμοποιούν / στηρίζονται σε EDM. Ένα πεδίο που εξελίσσεται ραγδαία αφορά την κινητή μάθηση (mobile learning), η οποία αναγνωρίζεται ως σημαντική ευκαιρία προώθησης της μάθησης ανεξαρτήτως τόπου και χρόνου. Επιπλέον αναφέρονται ως εξαιρετικής σημασίας για μελλοντική έρευνα τα ζητήματα της ανίχνευσης προτύπων που μπορούν να μεταφερθούν μεταξύ διαφορετικών μαθησιακών περιβαλλόντων, της εξαγωγής ευανάγνωστων εκπαιδευτικών δεδομένων για τη λήψη αποφάσεων χωρίς τη διαμεσολάβηση του ανθρώπινου παράγοντα και της συμβολής της νευρο-επιστήμης στην αισθητικοκινητική μάθηση (Catmur, 2013). Η EDM έχει ήδη εφαρμοστεί με επιτυχία στον τομέα της εκπαίδευσης με κύριο στόχο τη βελτίωση της μάθησης. Ωστόσο υπάρχουν εξειδικευμένοι στόχοι από απόψεως τελικού χρήστη και ερευνητικού προβλήματος όπως (Romero & Ventura, 2013):

- Τρόπος οργάνωσης μαθησιακού περιεχομένου, αξιολόγησης και οργάνωσης τάξεων βάσει των δεδομένων χρήσης του εκπαιδευτικού περιβάλλοντος.
- Προσδιορισμός επωφελής γνώσης χρηστών από την παροχή ανατροφοδότησης, σχολίων, συμβουλών προς επίτευξη βέλτιστου μαθησιακού αποτελέσματος.
- Λήψη απόφασης για το ποιά συμβουλή, σχόλιο, ψηφιακός πόρος κ.ά. κρίνονται ως πιο αντιπροσωπευτικοί για κάθε μαθησιακό στόχο.
- Τρόποι διευκόλυνσης των μαθητών αναζήτησης, επιλογής και αξιοποίησης εκπαιδευτικού υλικού και αλληλεπίδρασης μεταξύ των συμμετεχόντων.

Στον Πίνακα 2.10 ακολουθεί μια σύνοψη του ευρύτερου φάσματος προσφάτων θεμάτων ενδιαφέροντος που απασχολούν τους ερευνητές της EDM.

Πίνακας 2.10: Τρέχοντα θέματα ενδιαφέροντος της ερευνητικής κοινότητας Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων (Romero & Ventura, 2013).

Θέματα Ενδιαφέροντος	Περιγραφή
Γενικά πλαίσια και μέθοδοι	Σχεδίαση, διαμόρφωση και ανάπτυξη προσεγγίσεων, πλαισίων, μεθόδων, αλγορίθμων και εργαλείων ειδικά προσανατολισμένων στην εκπαιδευτική έρευνα EDM.
Εξόρυξη Δεδομένων	Εξόρυξη δεδομένων αξιολόγησης, αλληλεπίδρασης και αποτελεσμάτων από αρχεία καταγραφής εκπαιδευτικών συστημάτων.

Εκπαιδευτική Εξόρυξη Διεργασιών	Εξαγωγή γνώσης από αρχεία καταγραφής συμβάντων προερχόμενα από εκπαιδευτικά περιβάλλοντα.
Προσαρμογή και Εξατομίκευση βάσει Δεδομένων	Εφαρμογή μεθόδων και τεχνικών DM προς βελτίωση της προσαρμογής και της εξατομίκευσης σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα.
Βελτίωση Εκπαιδευτικού Λογισμικού	Βελτίωση της αποτελεσματικότητας του λογισμικού μέσα από την εξέταση των συνόλων εκπαιδευτικών δεδομένων που δημιουργούνται από το λογισμικό του υπολογιστή.
Αξιολόγηση Διδακτικών Παρεμβάσεων	Προσδιορισμός των δράσεων διδασκαλίας μέσα από τη μελέτη και επεξεργασία των δεδομένων μάθησης των χρηστών. Εφαρμογή μεθόδων και τεχνικών βέλτιστης αξιοποίησης των διαθέσιμων δεδομένων.
Συναίσθημα, Επίδραση και Επιλογή	Παρακολούθηση της συναισθηματικής κατάστασης, συμπεριφοράς και μαθητικών επιλογών των χρηστών.
Ενσωμάτωση της εξόρυξης δεδομένων και της παιδαγωγικής θεωρίας	Ενσωμάτωση εκπαιδευτικών και ψυχολογικών γνώσεων για τη δημιουργία και εφαρμογή εκπαιδευτικών μοντέλων.
Βελτίωση της υποστήριξης των εκπαιδευτικών	Ανατροφοδότηση εκπαιδευτικών (βελτίωση της εκπαιδευτικής διαδικασίας, της διαδικασίας αξιολόγησης κ.ά.).
Αναπαραγωγικές Μελέτες	Εφαρμογή μιας προηγούμενης τεχνικής σε έναν νέο τομέα ή επανάληψη της ανάλυσης σε ένα υπάρχον σύνολο δεδομένων.
Βέλτιστες Πρακτικές	Εφαρμογή βέλτιστων πρακτικών προσαρμογής της DM, της ανάκτησης πληροφοριών, της εξόρυξης γνώσης και της τεχνικής ερωτήσεων-απαντήσεων σε ένα εκπαιδευτικό πλαίσιο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Οπτικοποίηση Εκπαιδευτικών Δεδομένων

3.1 Εισαγωγή στην Οπτικοποίηση Πληροφοριών (Information Visualization).

Η οπτικοποίηση ή απεικόνιση πληροφοριών (Information Visualization - IV) ορίζεται ως η προβολή δεδομένων με στόχο τη μεγιστοποίηση της κατανόησης των δεδομένων και όχι του φωτογραφικού ρεαλισμού (Card et al., 1999; Spence, 2001). Η απεικόνιση της πληροφορίας ξεκίνησε στα τέλη της δεκαετίας του '80 με σκοπό τη διερεύνηση της χρήσης ηλεκτρονικών υπολογιστών με σκοπό τη δημιουργία διαδραστικών οπτικών αναπαραστάσεων για την εξήγηση και κατανόηση συγκεκριμένων χαρακτηριστικών των δεδομένων. Ο πιο αντιπροσωπευτικός ορισμός, με τη μεγαλύτερη συναίνεση των ερευνητών, διατυπώθηκε από τους Card, Mackinlay και Shneiderman (Card et al., 1999) σύμφωνα με τον οποίο: *«Η οπτικοποίηση αφορά σε χρήση υποστηριζόμενων από υπολογιστή, διαδραστικών, οπτικών και αφηρημένων αναπαραστάσεων δεδομένων προς ενίσχυση της γνώσης»*. Υπό αυτή την έννοια βασική αρχή της οπτικοποίησης αποτελεί η οπτική παρουσίαση των δεδομένων και η χρήση των ανθρωπίνων αντιληπτικών ικανοτήτων για την ερμηνεία τους. Οι όροι στους οποίους βασίζεται είναι η οπτική αναπαράσταση (visual representation), η αλληλεπίδραση (interaction), τα αφηρημένα δεδομένα (abstract data) και η ενίσχυση της γνώσης (cognitive amplification) (Romero et al., 2011).

3.1.1 Οπτική Αναπαράσταση (Visual Representation).

Η γραφική απεικόνιση των δεδομένων εκμεταλλεύεται την ανθρώπινη οπτική αντίληψη και έχει συγκριτικό πλεονέκτημα έναντι της παράθεσης πληροφοριών με κείμενα, πίνακες και αριθμούς. Χαρακτηριστικές είναι οι οπτικές αναπαραστάσεις της πορείας της αγοράς στο χρηματιστήριο, της πρόγνωσης του καιρού, της διαδρομής προς κάποιο προορισμό, της απεικόνισης φυσικών φαινομένων, της εξάπλωσης μιας πανδημίας κ.ά. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί μια σειρά από χαρακτηριστικές λειτουργίες αναγνώρισης και εστίασης της προσοχής μας, χωρίς την παρέμβαση της συνείδησης.

Οι Spence (Spence, 2001) και Ware (Ware, 1999) παρατήρησαν έναν κατακερματισμό της έννοιας «οπτική αναπαράσταση» την οποία συναντούν ως νοητή εικόνα, ως απεικόνιση δεδομένων έναντι του φωτογραφικού ρεαλισμού και ως πράξη οπτικής ερμηνείας, συνοψίζοντας στο ότι αφορά σε γνωστική δραστηριότητα του ανθρώπου, που διευκολύνεται από γραφικές αναπαραστάσεις, προς διευκόλυνση της εσωτερικής πνευματικής αναπαράστασης του κόσμου. Ως συνέπεια αυτών η αντίληψη συνιστά

βασική πηγή συνειδητής γνώσης η οποία διευκολύνεται από την υψηλή διαθεσιμότητα εργαλείων απεικόνισης προερχομένων από την επιστήμη των υπολογιστών.

3.1.2 Αλληλεπίδραση (Interaction).

Η συνεχώς αυξανόμενη συγκέντρωση δεδομένων από ποικίλες πηγές προέλευσης και οι οικονομικά προσιτές λύσεις γραφικών υπολογιστών οδήγησαν την επιστημονική κοινότητα στην εξεύρεση νέων τρόπων αλληλεπίδρασης ανθρώπων – υπολογιστών με σκοπό τη δημιουργία δυναμικών οπτικοποιήσεων με άμεσο χειρισμό των δεδομένων. Η αλληλεπίδραση αυτή απορρέει από την ικανότητα των ανθρώπων να εντοπίζουν ενδιαφέροντα γεγονότα όταν αλλάζει η οπτική αναπαράσταση μέσω μεταβολής της επιλογής των δεδομένων προς ανάλυση προκειμένου να μπορεί να διερευνήσει διαφορετικές πτυχές του εξεταζόμενου ζητήματος (Hanrahan et al., 2007). Οι Heer και Schneiderman (Heer & Schneiderman, 2012) προχώρησαν σε μια κατηγοριοποίηση των τεχνικών αλληλεπίδρασης, που μπορούν να αξιοποιηθούν προς διευκόλυνση της οπτικής ανάλυσης, ως εξής:

- ❖ Παροχή δυνατότητας προσδιορισμού των δεδομένων και προβολής όσων εξ αυτών παρουσιάζουν ενδιαφέρον για το χρήστη.
- ❖ Ευχέρεια στη δυνατότητα διαμόρφωσης και περιήγησης των δεδομένων μέσω συνδυασμού εναλλακτικών προβολών για πληρέστερη διερεύνηση.
- ❖ Καταγραφή της διαδικασίας προκειμένου να είναι δυνατή η εκ των υστέρων προβολή της από τον χρήστη.

Σημαντική ωστόσο κρίνεται και η άποψη των Kerren και Schreiber (Kerren & Schreiber, 2012) ότι οι αυξημένες δυνατότητες αλληλεπίδρασης που προσφέρουν τα εργαλεία οπτικής αναπαράστασης δεδομένων θα πρέπει να αξιοποιούνται συνδυαστικά με τις υπόλοιπες τεχνικές υπολογιστικής ανάλυσης συμβάλλοντας έτσι στην καλύτερη διαχείριση και ερμηνεία της διαθέσιμης πληροφορίας. Συνέπεια όλων αυτών συνεπάγεται ότι τα οφέλη αξιοποίησης των δυνατοτήτων αλληλεπίδρασης είναι αμφίπλευρα. Από τη μια πλευρά οι χρήστες έχουν ενεργό συμμετοχή στην επιλογή εναλλακτικών οπτικών βάσει των επιθυμιών τους και από την άλλη οι σχεδιαστές διαμορφώνουν τις οπτικές αναπαραστάσεις σύμφωνα με όσα στοιχεία κρίνουν οι ίδιοι ως απαραίτητα.

3.1.3 Αφηρημένα Δεδομένα (Abstract Data).

Ένα σύνολο δεδομένων μπορεί να επιδέχεται ρεαλιστικής και αφαιρετικής αναπαράστασης. Η επιλογή της κατάλληλης αναπαράστασης των δεδομένων που εξυπηρετεί τις ανάγκες των χρηστών αποτελεί σημαντική απόφαση για τη λήψη της οποίας συνεκτιμώνται διάφοροι παράγοντες. Οι Card, Mackinlay και Shneiderman (Card et al., 1999) διαχωρίζουν την οπτικοποίηση σε δύο κατηγορίες όπου (Hermann et al., 2000):

- αν τα δεδομένα προέρχονται από οντότητες με φυσική υπόσταση τότε καλείται ως επιστημονική οπτικοποίηση.
- αν πρόκειται για αφηρημένα δεδομένα τότε αναφέρεται ως οπτικοποίηση πληροφορίας.

Η επιστημονική αναπαράσταση δεδομένων σχετίζεται στενά με τις μαθηματικές δομές και μοντέλα, ενώ η οπτικοποίηση πληροφορίας στηρίζεται κυρίως στις δυνατότητες της ανθρώπινης αντίληψης. Ωστόσο η διάκριση αυτή δεν είναι αυστηρή και σε ορισμένες περιπτώσεις συνδυάζονται σε μια μόνο εκπροσώπηση. Η οπτική αναπαράσταση ενισχύεται από την ενσωμάτωση ποιοτικών και ποσοτικών μεταβλητών ειδικά όταν πρόκειται να οπτικοποιηθούν πολυδιάστατα δεδομένα. Μερικά παραδείγματα φυσικών και αφηρημένων δεδομένων παρουσιάζονται στον παρακάτω Πίνακα 3.1:

Πίνακας 3.1: Παραδείγματα Φυσικών και Αφηρημένων Δεδομένων

Αφηρημένα Δεδομένα	Φυσικά Δεδομένα
Όνόματα	Στοιχεία που συλλέγονται από όργανα
Βαθμοί	Προσομοιώσεις ροής ανέμου
Νέα	Γεωγραφικές Τοποθεσίες
Δραστηριότητες	Μοριακή Δομή

3.1.4 Ενίσχυση της Γνώσης (Cognitive Amplification).

Ο Kirk (Kirk, 2012) ορίζει την οπτικοποίηση ως αναπαράσταση και παρουσίαση των δεδομένων που αξιοποιεί τις ικανότητες της οπτικής μας αντίληψης με σκοπό τη διεύρυνση της νόησης. Αρχικά αφορούσε στην κατασκευή μιας εικόνας που υπήρχε μόνο στο νου, ενώ σήμερα σύμφωνα με τον Ware (Ware, 2013) πρόκειται για εξωτερικό τεχνούργημα που υποστηρίζει τη λήψη αποφάσεων. Συνεπώς μπορεί να θεωρηθεί ως διαδικασία η οποία περιλαμβάνει έναν πομπό (δημιουργό), ένα μήνυμα (οπτικοποίηση) και έναν δέκτη (χρήστη) συνιστώντας παράλληλα ένα γνωσιακό σύστημα (cognitive system).

Οι Card, Mackinlay και Shneiderman (Card et al., 1999) υποστηρίζουν ότι οι οπτικές αναπαραστάσεις συμβάλλουν στην ενίσχυση της γνώσης προτείνοντας τους παρακάτω έξι τρόπους για να το επιτύχουν:

- Αύξηση της μνήμης και των διαθέσιμων πόρων επεξεργασίας στους χρήστες.
- Μείωση του χρόνου αναζήτησης πληροφοριών.
- Χρήση οπτικών αναπαραστάσεων για την ενίσχυση της ανίχνευσης προτύπων.
- Χρήση αντιληπτικών μηχανισμών παρακολούθησης.
- Κωδικοποίηση πληροφοριών μέσω δυνατότητας χειρισμού τους.

Το απλοποιημένο μοντέλο επεξεργασίας πληροφοριών που χρησιμοποιεί ο χρήστης μπορεί σύμφωνα με τον Ware (Ware, 2013) να θεωρηθεί ότι δεν περιορίζεται στα εργαλεία οπτικής ανάλυσης αλλά παρέχει δυνατότητες εξερεύνησης των υποκειμένων δεδομένων για την ανακάλυψη της γνώσης από το χρήστη. Τα γραφικά που

χρησιμοποιούνται στις οπτικές αναπαραστάσεις μεταφέρουν πληροφορίες στο μυαλό των χρηστών που τους επιτρέπουν να αναζητήσουν πρότυπα, να αναγνωρίσουν τη συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων και να εξάγουν ευκολότερα συμπεράσματα (Romero et al., 2011).

3.2 Αρχές Σχεδίασης Οπτικών Αναπαραστάσεων (Design Visualization Principles).

Οι οπτικές αναπαραστάσεις δεδομένων αποσκοπούν στην παρουσίαση τους με τη μορφή γραφικών παραστάσεων, χρησιμοποιώντας τις αντιληπτικές ικανότητες των χρηστών για την ερμηνεία τους. Οι Ware, Heer, Bostock και Ogievetsky (Ware, 1999; Heer et al., 2010) σημειώνουν ότι η διαδικασία σχεδιασμού οπτικών αναπαραστάσεων προϋποθέτει τα εξής:

- ❖ Ορισμός των ερωτημάτων.
- ❖ Προσδιορισμός των κατάλληλων δεδομένων.
- ❖ Επιλογή αποτελεσματικής οπτικής κωδικοποίησης για τη συσχέτιση των δεδομένων με συγκεκριμένα γραφικά χαρακτηριστικά όπως: τη θέση, το σχήμα, το μέγεθος, την κίνηση και το χρώμα.

3.2.1 Χωρική Σαφήνεια στην Οπτικοποίηση (Spatial Clarity).

Ο Manovich (Manovich, 2010) υποστήριξε ότι η αναπαράσταση της πληροφορίας βασίζεται σε δύο αρχές: τη μείωση (reduction) και τις χωρικές μεταβλητές (spatial variables) οι οποίες συμβάλλουν στο να αποκτούν οι άνθρωποι γρήγορα γνώση, ως αποτέλεσμα της χωρικής σαφήνειας. Νωρίτερα οι Larkin και Simon (Larkin & Simon, 1987) συνέκριναν την αποδοτικότητα των γραφικών παραστάσεων μέσω υπολογιστή και των λέξεων στην επίλυση προβλημάτων φυσικής και κατέληξαν στο ότι: «Μερικές φορές ένα διάγραμμα ισοδυναμεί με δέκα χιλιάδες λέξεις». Αυτό όπως περιέγραψαν οφειλόταν στους εξής παράγοντες:

- ❖ Τοποθεσία (Locality): Ομαδοποίηση των πληροφοριών με τρόπο που να επιτρέπει την ταυτόχρονη επεξεργασία και δεν αυξάνει σημαντικά το χρόνο αναζήτησης.
- ❖ Ελαχιστοποίηση Επισημάνσεων (Minimizing Labeling): Αποφυγή αναπαραστάσεων με τη μορφή κειμένου και αντικατάσταση τους από οπτικές οντότητες.
- ❖ Ενίσχυση της Αντίληψης (Perceptual Enhancement): Υποστήριξη μεγάλου αριθμού αντιληπτικών συμπερασμάτων που μπορούν να εξάγουν και να επεξεργαστούν οι άνθρωποι.

3.2.2 Γραφική Υπεροχή (Graphical Excellence).

Παρότι η οπτικοποίηση αποτελεί σημαντική δραστηριότητα, πλήθος ερευνητών διατηρούν επιφυλάξεις ως προς την αμεροληψία των υποκειμένων δεδομένων. Οι Tufte (Tufte, 1983) και Bertin (Bertin, 1981) αναφέρουν στα έργα τους συγκεκριμένες παραμορφώσεις υποκειμένων δεδομένων και λανθασμένων ερμηνειών και προχωρούν στη διατύπωση συγκεκριμένων αρχών για την απεικόνιση αποτελεσματικών γραφικών απεικονίσεων ως εξής (Tufte, 1983):

- ❖ Εμφάνιση μεγάλου μέρους των δεδομένων σε ένα περιορισμένο χώρο.
- ❖ Προτροπή του θεατή να αντιληφθεί την ουσία των δεδομένων και όχι την μεθοδολογία.
- ❖ Αποφυγή αυθαίρετης ερμηνείας και διαστρέβλωσης των δεδομένων.
- ❖ Διασύνδεση των δεδομένων με στατιστικές και λεκτικές περιγραφές.
- ❖ Ευκολία επισκόπησης των δεδομένων και ενθάρρυνση διαδικασιών εισαγωγής όπως η σύγκριση μεταξύ διαφορετικών δεδομένων.
- ❖ Διασφάλιση εξυπηρέτησης ενός ορισμένου σκοπού: περιγραφή, εξερεύνηση, χαρτογράφηση.

Ακολουθώντας κανείς αυτές τις αρχές θα είναι σε θέση σύμφωνα με τον Tufte (Tufte, 1983) να πετύχει αυτό που αποκαλεί ως γραφική υπεροχή. Ωστόσο αυτό που απασχολεί τους ερευνητές σχετίζεται με τον βέλτιστο τρόπο αναπαράστασης ενός συνόλου ακατέργαστων δεδομένων διατηρώντας τις υποκείμενες έννοιες και παρέχοντας ταυτόχρονα νέα στοιχεία. Στο ζήτημα αυτό οι Spence (Spence, 2001) και Tufte (Tufte, 1983) αναγνωρίζουν τη συνέπεια αυτής της γραφικής υπεροχής επισημαίνοντας ωστόσο τα εξής:

1. Σε αρκετές περιπτώσεις τα δεδομένα απεικονίζονται σε δισδιάστατο χώρο, ενώ συνήθως είναι πολυδιάστατα.
2. Ο χώρος παρουσίασης των δεδομένων συχνά είναι περιορισμένος με αποτέλεσμα να μην μπορεί να προβληθεί το σύνολο τους.
3. Σε αρκετές περιπτώσεις τα δεδομένα είναι δυναμικά, ενώ τα γραφικά είναι συνηθέστερα στατικά.
4. Οι γραφικές παραστάσεις διαθέτουν χαρακτηριστικά επιλογής, διαχείρισης και αναδιάταξης των δεδομένων διευκολύνοντας σημαντικά τους χρήστες.

3.3 Οπτικοποιήσεις σε Εκπαιδευτικά Λογισμικά (Visualizations in Educational Softwares).

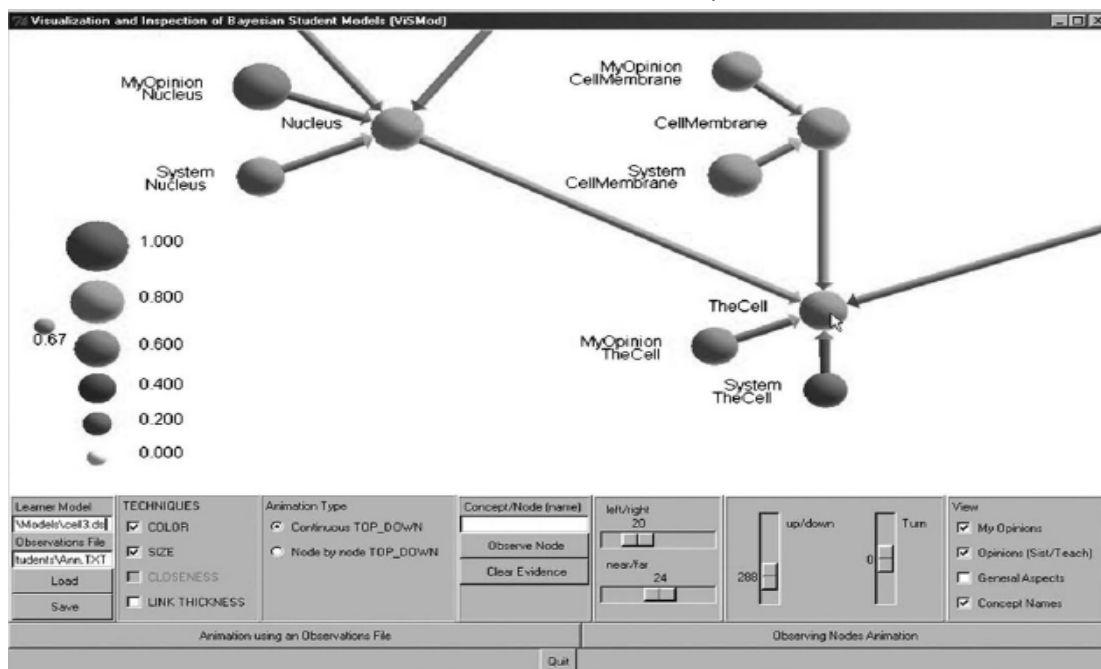
Το περιεχόμενο της ενότητας αυτής σχετίζεται με τη διερεύνηση τριών τύπων εφαρμογών γραφικής απεικόνισης των δεδομένων: της απεικόνισης των μοντέλων χρηστών (visualization of user models), της οπτικοποίησης σε πραγματικό χρόνο (visualization of online communications) και της οπτικοποίησης των δεδομένων παρακολούθησης των μαθητών / φοιτητών (visualization of students' tracking data)

(Romero et al., 2013). Η ανάλυση αυτών επικεντρώνεται σε εφαρμογές εκπαιδευτικού λογισμικού παροχής εκπαίδευσης σε μαθητές/ φοιτητές και σε ανατροφοδότηση των εκπαιδευτικών για τις δραστηριότητες και τη βελτίωση των μαθητών/ φοιτητών που έχουν αναλάβει.

3.3.1 Οπτικοποίηση των Μοντέλων Χρηστών (Visualization of User Models).

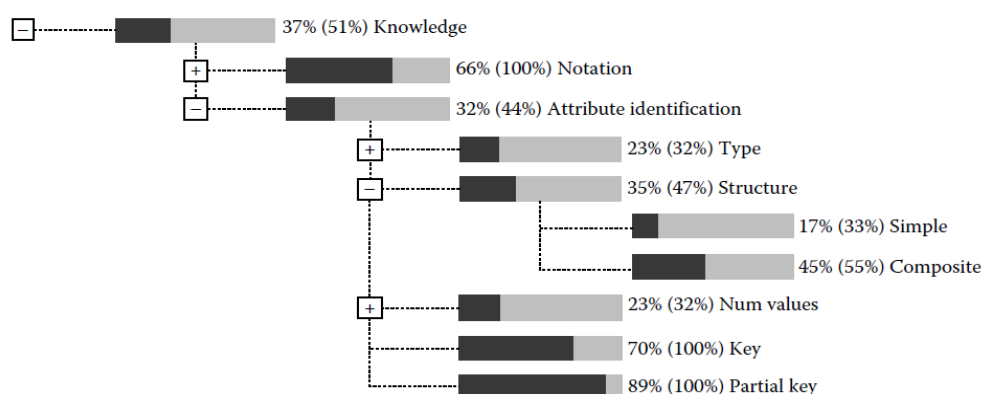
Αφορά σε αναπαράσταση ενός συνόλου πεποιθήσεων (γνώσεις, στόχοι, προτιμήσεις) του χρήστη και χρησιμοποιούνται από σημαντικό αριθμό εκπαιδευτικών συστημάτων. Η αξιοποίησή τους επικεντρώνεται στην κατανόηση του μαθησιακού περιεχομένου από το μαθητή και στην προσαρμογή του λογισμικού στις απαιτήσεις και προτιμήσεις του (Uther, 2001). Παρακάτω περιγράφονται ορισμένα από αυτά τα λογισμικά:

- ViSMod (Zapata-Rivera & Greer, 2001): Διαδραστικό εργαλείο αναπαράστασης δεδομένων μέσω κατηγοριοποίησης βασισμένη σε Bayesian δίκτυα. Παιδαγωγικά χρησιμοποιεί χάρτες ιδεών και ενσωματώνει συνεργατικά εργαλεία ενίσχυσης της πεποίθησης των μαθητών/ φοιτητών. Επιτρέπει την υποστήριξη πολύπλοκων δικτύων εστιάζοντας σε συγκεκριμένα τμήματα καθώς επίσης και τη χρήση κινούμενων εικόνων για την αναπαράσταση της διάδοσης των πιθανοτήτων σε ένα δίκτυο. Τεχνικά υποστηρίζει μεταβολές χρωμάτων, μεγέθους, κίνησης κ.ά. για την αντιπροσώπευση εννοιών όπως της περιθωριακής πιθανότητας, της διάδοσής της και των σχέσεων αίτιου και αποτελέσματος (Εικόνα 3.1).



Εικόνα 3.1: Στιγμιότυπο του παραθύρου της εφαρμογής ViSMod απεικόνιση ενός τμήματος του φοιτητικού μοντέλου Bayesian στον τομέα της κυτταρικής βιολογίας (Zapata-Rivera & Greer, 2001).

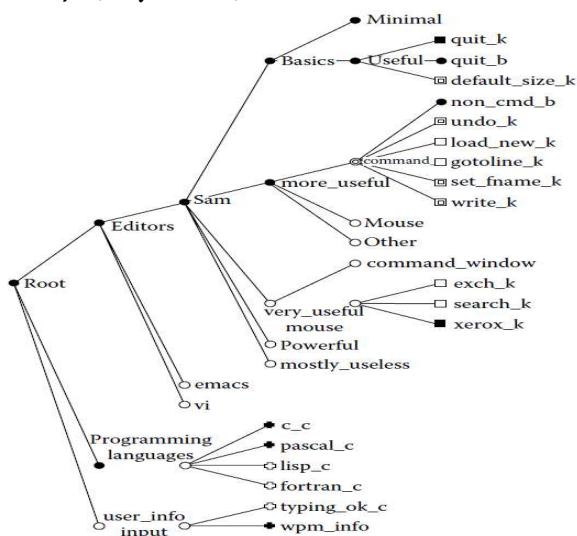
- E - KERMIT (Knowledge-Based Entity Relationship Modelling Intelligent Tutor): Έξυπνο σύστημα διδασκαλίας βασισμένο στη γνώση το οποίο αποτελεί επέκταση του KERMIT που αναπτύχθηκε από τους Hartley και Mitrovic (Hartley & Mitrovic, 2002). Στοχεύει στη διδασκαλία σχεδιασμού εννοιολογικής βάσης δεδομένων για σπουδαστές των Ανωτάτων Ιδρυμάτων. Επιτρέπει στο φοιτητή να εξετάσει μέσω μιας αποκλειστικής διεπαφής την παγκόσμια άποψη της μοντελοποίησης των φοιτητών (Εικόνα 3.2). Το μάθημα είναι χωρισμένο σε κατηγορίες που αντιπροσωπεύουν τις διαδικασίες και έννοιες του μοντέλου ER. Διδάσκει τη βασική μοντελοποίηση της βάσης δεδομένων για την οντότητα ER, όπου ο φοιτητής χρειάζεται να σχεδιάσει ένα διάγραμμα ER σχετικό με τις απαιτήσεις της βάσης δεδομένων για την οντότητα ER. Οι έννοιες χαρτογραφούνται σε ιστογράμματα μέσω απεικόνισης του πόσο καλά γνωρίζει συγκεκριμένα τμήματα του τομέα ο φοιτητής. Στην απεικόνιση εμφανίζονται και τα ποσοστά κάλυψης των εννοιών της κατηγορίας, ενώ τα χρώματα μαύρο και γκρι διαχωρίζουν την ορθή από την εσφαλμένη γνώση.



Εικόνα 3.2: Στιγμιότυπο απεικόνισης της προόδου του φοιτητή στο E-KERMIT (Hartley & Mitrovic, 2002).

- UM/QV: Το QV είναι ένα σύνολο εργαλείων συνεργατικής μοντελοποίησης χρηστών. Χρησιμοποιεί μια ιεραρχική αναπαράσταση συγκεκριμένων εννοιών για να παρουσιάσει το μοντέλο του χρήστη. Εκμεταλλεύεται διαφορετικούς τύπους γεωμετρικών σχημάτων και χρωμάτων για την αντιπροσώπευση γνωστών και αγνώστων εννοιών. Χρησιμοποιείται ως μέσο διασύνδεσης για το UM (Users' Model) και παρέχει μια συνοπτική αναπαράσταση όσων φαίνεται να γνωρίζει ο χρήστης για κάθε στοιχείο του τομέα. Στην Εικόνα 3.3 που ακολουθεί φαίνεται η γραφική απεικόνιση ενός μοντέλου που αναπαριστά τις έννοιες του επεξεργαστή κειμένου SAM. Το τετράγωνο υποδηλώνει τη συνιστώσα γνώσης, ο κύκλος προσδιορίζει το στοιχείο που δεν ανήκει σε αυτό τον κόμβο και ο σταυρός σχετίζεται με άλλους τύπους στοιχείων. Τέλος το λευκό χρώμα

συνδέεται με τη γνώση του στοιχείου ενώ ο σκούρος χρωματισμός ερμηνεύεται ως έλλειψη γνώσης (Kay, 1995).

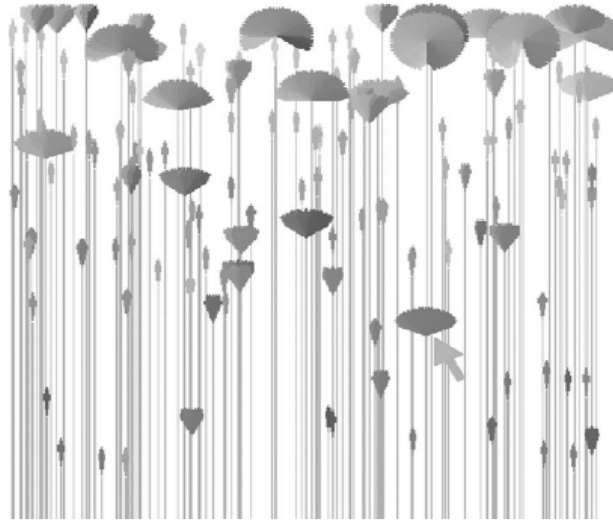


Εικόνα 3.3: Στιγμιότυπο περιβάλλοντος εργαλείου QV που αναπαριστά το μοντέλο ενός χρήστη (Kay, 1995).

3.3.2 Οπτικοποίηση των Ηλεκτρονικών Επικοινωνιών σε Πραγματικό Χρόνο (Visualization of Online Communications).

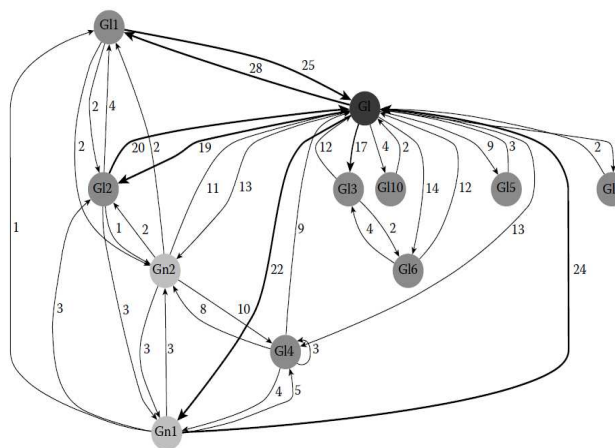
Η κοινωνική διάσταση της εξ αποστάσεως εκπαίδευσης στηρίζεται στην αλληλεπίδραση μεταξύ των φοιτητών και μεταξύ φοιτητών και καθηγητών. Συνηθέστερα οι επικοινωνιακές δραστηριότητες που χρησιμοποιούνται στην εξ αποστάσεως εκπαίδευση είναι τα φόρουμ συζητήσεων, η online συνομιλία (chat rooms) και το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο. Σημαντικός αριθμός έργων επιχειρεί την απεικόνιση αυτών των κοινωνικών δραστηριοτήτων είτε μέσω ανακάλυψης νέων προτύπων, είτε μέσω διερεύνησης του ρόλου και της αφοσίωσης των φοιτητών σε αυτές. Ορισμένα από τα πιο σημαντικά εξ αυτών είναι τα εξής:

- Peoplegarden (Xiong & Donath, 1999): Η συμμετοχή των φοιτητών σε ένα μάθημα απεικονίζεται μέσω γραφικών αναπαραστάσεων χρησιμοποιώντας μεταφορικές έννοιες όπως: της απεικόνισης του πίνακα μηνυμάτων ως κήπου γεμάτο με λουλούδια, της αναπαράστασης του ατόμου ως λουλούδι, του πλήθους των πετάλων του ως αριθμού δημοσιεύσεων και του καθορισμού του ύψους του λουλουδιού ως το χρονικό διάστημα συμμετοχής του ατόμου στο μάθημα (Εικόνα 3.4). Η διάταξη των αναπαραστάσεων και ο χρωματισμός των αρχικών δημοσιεύσεων που χρησιμοποιεί βοηθούν τον εκπαιδευτικό του μαθήματος να κατανοήσει γρήγορα την υποκείμενη κατάσταση.



Εικόνα 3.4: Αναπαράσταση της συμμετοχής των φοιτητών σε ένα πίνακα μηνυμάτων με το εργαλείο Peoplegarden (Xiong & Donath, 1999).

- **Simulinge:** Αφορά σε ερευνητικό εργαλείο ανάλυσης κοινωνικών δικτύων της εξ αποστάσεως εκπαίδευσης. Υποστηρίζει γραφικές και μαθηματικές αναλύσεις των αλληλεπιδράσεων μεταξύ των συμμετεχόντων σε ένα δίκτυο για τον εντοπισμό προβλημάτων συνεργασίας ή επιβράδυνσης τους. Οι κόμβοι του δικτύου αντιπροσωπεύουν τα άτομα και τις ομάδες ενώ οι σύνδεσμοι τις σχέσεις ή ροές μεταξύ των κόμβων. Σημαντική χαρακτηρίζεται η συμβολή των Reffay και Chanier (Reffay & Chanier, 2003) οι οποίοι εξέτασαν τον παράγοντα της συνοχής μεταξύ των φοιτητών που αλληλεπιδρούν ως ομάδα που μοιράζεται κοινούς στόχους και αξίες. Η Εικόνα 3.5 που ακολουθεί αναπαριστά τα email που αντάλλαξαν οι χρήστες μιας εξ αποστάσεως ηλεκτρονικής τάξης για κάθε ομάδα μάθησης (Romero et al., 2011).

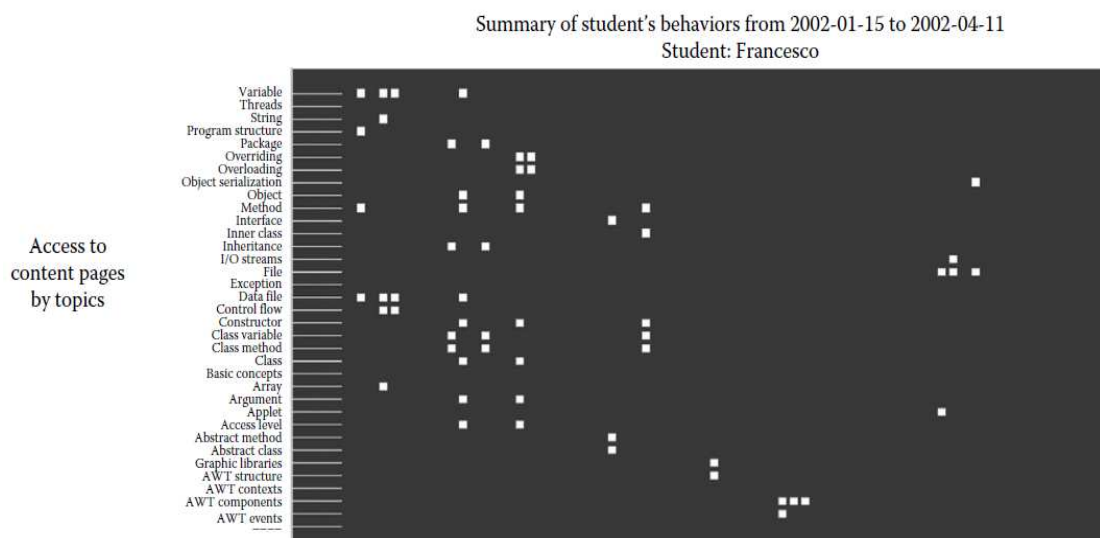


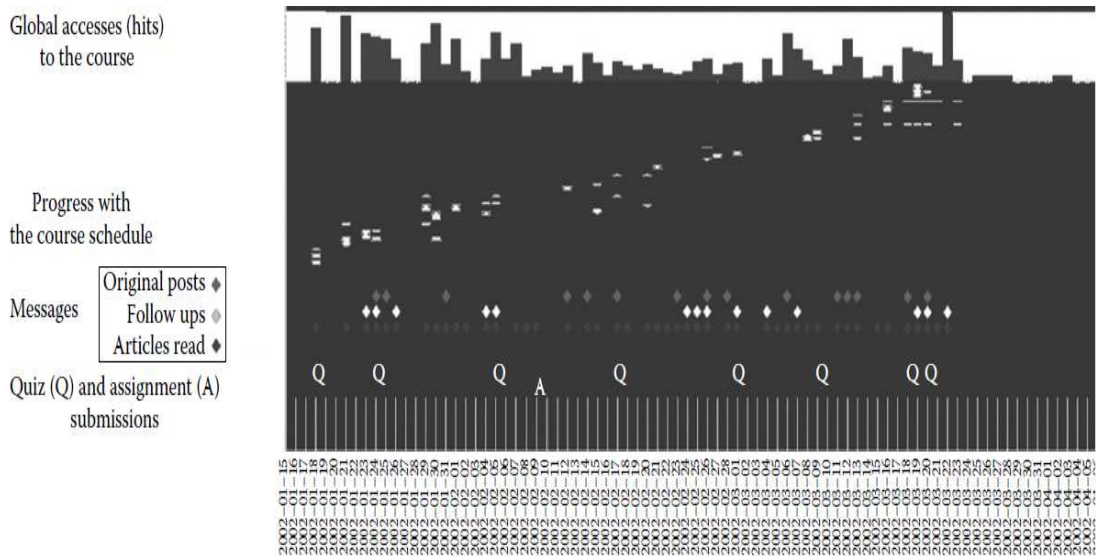
Εικόνα 3.5: Γραφική απεικόνιση της ανταλλαγής μηνυμάτων ανά ομάδες συμμετεχόντων με το εργαλείο Simulinge (Reffay & Chanier, 2003).

3.3.3 Οπτικοποίηση των Δεδομένων Παρακολούθησης των Φοιτητών (Visualization of Student-Tracking Data).

Μεγάλος αριθμός περιβαλλόντων λογισμικού αναπτύχθηκε τα τελευταία χρόνια, με πιο αντιπροσωπευτικά τα συστήματα διαχείρισης περιεχομένου (Content Management Systems – CMS) και τα συστήματα διαχείρισης μάθησης (Learning Management Systems – LMS), συσσωρεύοντας πλήθος δεδομένων παρακολούθησης των δραστηριοτήτων όλων των συμμετεχόντων σε αυτά. Τα δεδομένα καταγραφής συλλέγονται και αποθηκεύονται σε μορφή κατάλληλη για ανάλυση με τεχνικές και εργαλεία οπτικοποίησης. Για το σκοπό αυτό έχουν προταθεί διάφορες προσεγγίσεις γραφικής αναπαράστασης των δεδομένων παρακολούθησης με δυνατότητες προσδιορισμού και προβολής όσων εξ αυτών παρουσιάζουν ενδιαφέρον για το χρήστη. Οι Romero, Ventura, Pechenizkiy και Baker (Romero et al., 2011) εκθέτουν ως αντιπροσωπευτικά εργαλεία αναπαράστασης τα εξής:

- CourseVis (Mazza & Dimitrova, 2007): Οπτικό εργαλείο ανάλυσης και οπτικοποίησης δεδομένων καταγραφής προερχομένων από συστήματα διαχείρισης μάθησης. Μετατρέπει τα δεδομένα παρακολούθησης σε γραφικές παραστάσεις προς διερεύνηση των κοινωνικών, γνωστικών και συμπεριφοριστικών πτυχών των φοιτητών που αλληλεπιδρούν με αυτό. Αξιοποιείται κυρίως από τους εκπαιδευτικούς των μαθημάτων προς διερεύνηση και διαχείριση του εκπαιδευτικού έργου και της μαθησιακής πορείας των φοιτητών. Η Εικόνα 3.6 που ακολουθεί αντιπροσωπεύει ένα από τα πολλά στιγμιότυπα αναπαραστάσεων που μπορεί να υποστηρίξει:

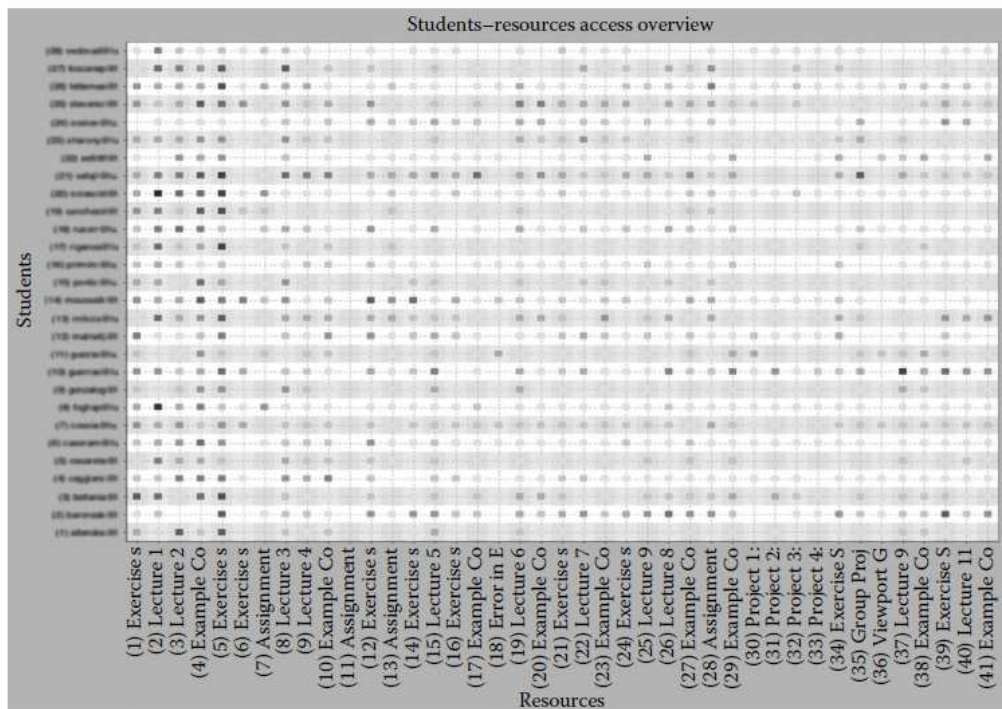




Εικόνα 3.6: Γραφική αναπαράσταση της συμπεριφοράς των φοιτητών στο CourseVis (Mazza & Dimitrova, 2007).

Η συμπεριφορά του φοιτητή που μετέχει στο προσφερόμενο διαδικτυακό μάθημα χαρτογραφείται μέσω ενός δισδιάστατου γραφήματος. Το γράφημα εκμεταλλεύεται τη μέθοδο σύνθεσης των αξόνων με τρόπο που πολλαπλές μεταβλητές να διαμοιράζονται και να ευθυγραμμίζονται βάσει αυτών. Ο άξονας x αναφέρεται στις ημερομηνίες του μαθήματος, ενώ ο άξονας y αντιπροσωπεύει πλήθος μεταβλητών όπως: την πρόσβαση των φοιτητών στο μαθησιακό περιεχόμενο (πόροι, κουίζ, συζήτηση κ.ά.) και την αλληλεπίδραση τους με τις σελίδες περιεχομένου (πλήθος προβολών, αναφορές χρήσης, ολοκλήρωση δραστηριοτήτων, υποβολή εργασιών κ.ά.). Μεταγενέστερες εμπειρικές έρευνες αξιολόγησαν τις δυνατότητες αυτού του εργαλείου αναδεικνύοντάς το ως σημαντικό εργαλείο υποστήριξης του εκπαιδευτικού έργου και της μαθησιακής διαδικασίας, με σημαντικούς ωστόσο περιορισμούς. Οι περιορισμοί αυτοί αφορούσαν κυρίως στην υιοθέτηση τρισδιάστατων γραφικών, στην έλλειψη πλήρους ενσωμάτωσης με τα συστήματα διαχείρισης μάθησης και σε δυσκολίες ερμηνείας των παραγομένων απεικονίσεων (Romero et al., 2011).

- GISMO (Mazza & Botturi, 2007): Εργαλείο οπτικής αναπαράστασης της πρόσβασης και εμπλοκής των φοιτητών στο μάθημα. Αναπτύχθηκε ως πρόσθετη μονάδα ενσωμάτωσης με συστήματα διαχείρισης μάθησης και ειδικότερα με το δημοφιλές Moodle. Ο εκπαιδευτής έχει μια επισκόπηση της πρόσβασης των μαθητών στο μάθημα με σαφή προσδιορισμό των προτύπων και των τάσεων. Η Εικόνα 3.7 αναφέρεται σε στιγμιότυπο αναπαράστασης της πρόσβασης των φοιτητών στους πόρους ενός μαθήματος.



Εικόνα 3.7: Γραφική αναπαράσταση της πρόσβασης των φοιτητών στους πόρους ενός μαθήματος (Mazza & Botturi, 2007).

Ο άξονας x αναφέρεται στους πόρους του μαθήματος ενώ ο άξονας y στα ονόματα των φοιτητών. Κάθε σημάδι που υπάρχει στο γράφημα αφορά σε πρόσβαση του φοιτητή σε αυτό τον πόρο. Το GISMO προς διευκόλυνση του χρήστη χρησιμοποιεί χρωματισμό που κυμαίνεται από ανοικτό έως σκούρο χρώμα και αντιπροσωπεύει τον αριθμό των φορών που είχε πρόσβαση σε αυτό τον πόρο.

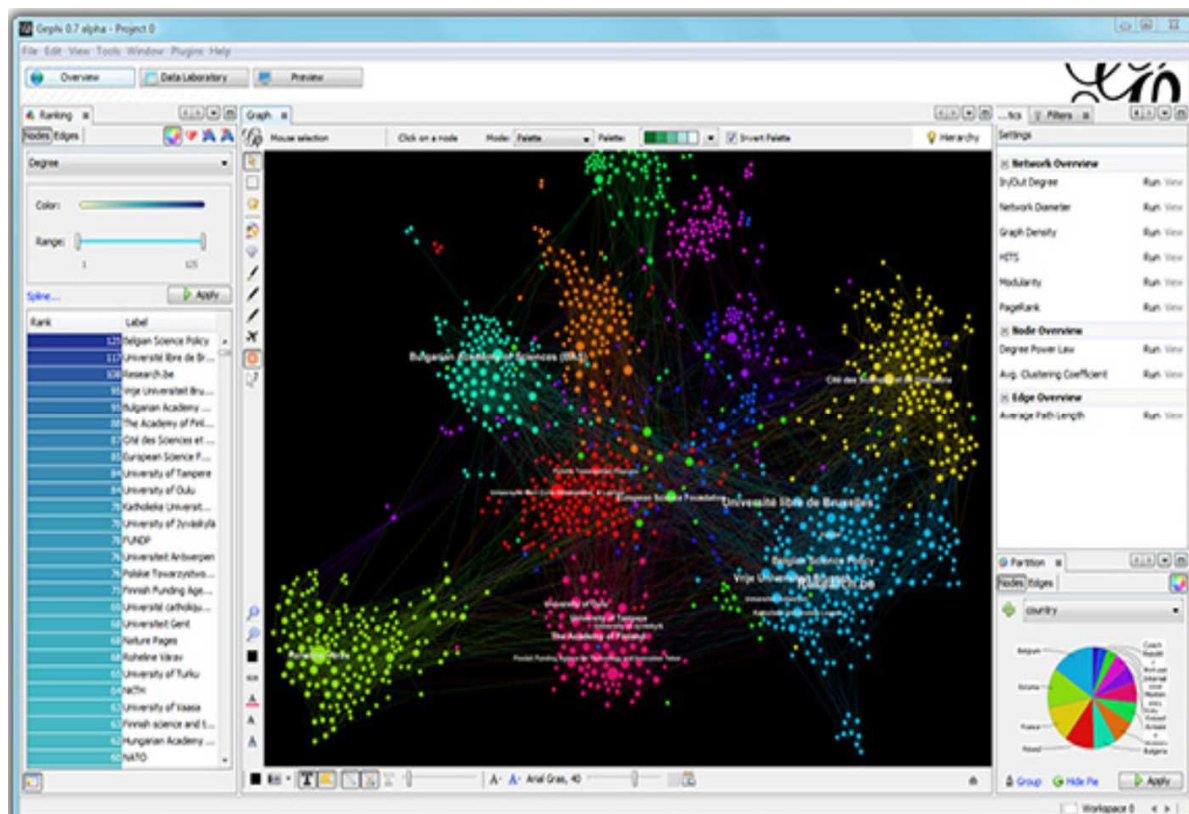
3.4 Οπτικοποιήσεις Εκπαιδευτικών Δεδομένων μέσω άλλων Λογισμικών (Visualizations of Educational Data through other Softwares).

3.4.1 Λογισμικό GEPHI.

Το GEPHI³ είναι ένα ανοικτού κώδικα λογισμικό εξερεύνησης και οπτικοποίησης πολλών ειδών γραφημάτων και δικτύων. Αποτελεί χρήσιμο εργαλείο για ερευνητές και αναλυτές δεδομένων που επιθυμούν να εξαγάγουν επωφελή γνώση μέσα από οπτικές αναπαραστάσεις των δεδομένων. Συνηθέστερα χρησιμοποιείται ως συμπληρωματικό μέσο αφού επιτρέπει την οπτική αναπαράσταση πληροφοριών με δυνατότητες αλληλεπίδρασης που διευκολύνουν τη συλλογιστική και τις αντιληπτικές ικανότητες των ανθρώπων να εντοπίζουν χαρακτηριστικά στη δομή του δικτύου και στα δεδομένα.

³ <https://gephi.org/>

Οι διαχειριστές του μπορούν να δημιουργήσουν γραφήματα, να αλληλεπιδρούν με αυτά, να χειρίζονται τις δομές, να τροποποιούν τα σχήματα και τα χρώματα ανακαλύπτοντας κρυμμένα μοτίβα και να απομονώνουν τις ιδιαιτερότητες ή τα σφάλματα των δεδομένων εισαγωγής. Η διεπαφή χρήστη (Εικόνα 3.8) είναι φιλική και δομημένη σε χώρους εργασίας επιτρέποντας στο χρήστη την προσαρμογή του γραφήματος βάσει των προτιμήσεων του. Σημαντικό χαρακτηριστικό αποτελεί η επεκτασιμότητα του λογισμικού αφού επιτρέπει την προσθήκη αλγορίθμων, φίλτρων και εργαλείων στην εφαρμογή με λίγη εμπειρία προγραμματισμού. (Bastian et al., 2009).



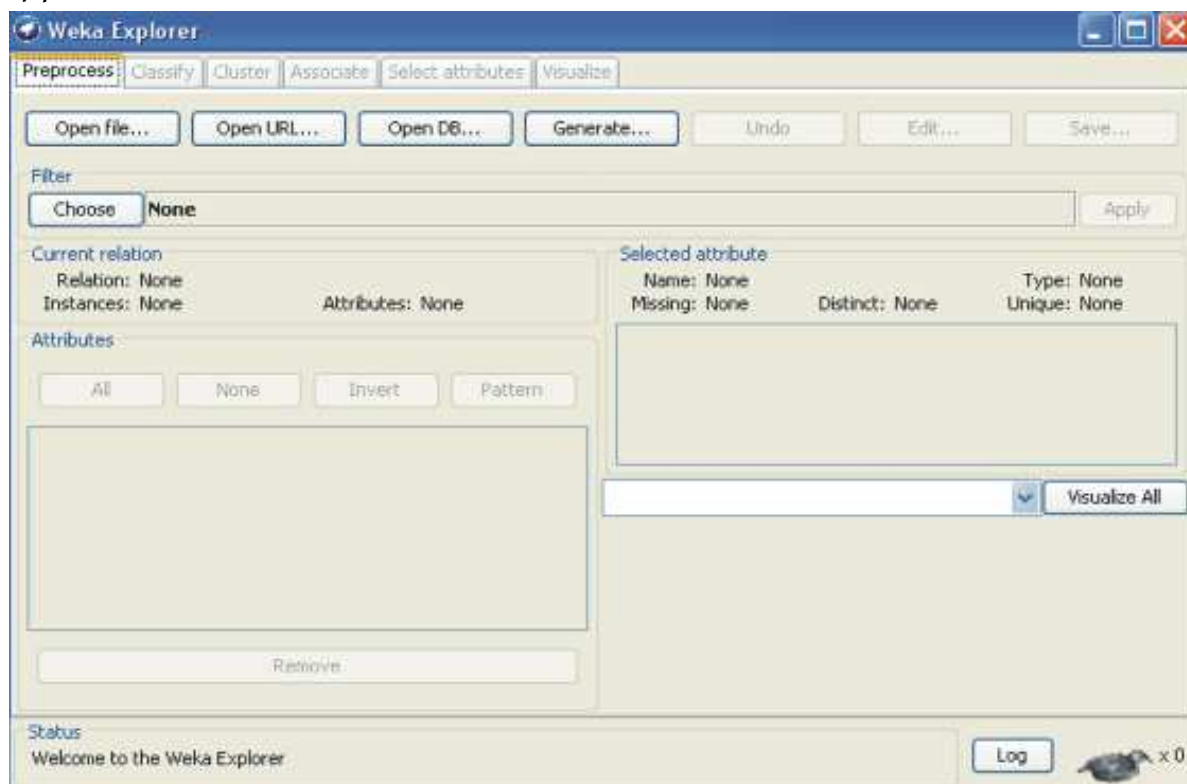
Εικόνα 3.8: Περιβάλλον Λογισμικού GEPHI για την εξερεύνηση και οπτικοποίηση δεδομένων και δικτύων.

3.4.2 Λογισμικό WEKA.

Το WEKA⁴ πρόκειται για ένα λογισμικό ανοικτού κώδικα το οποίο επιτρέπει την εύκολη πρόσβαση των ερευνητών σε υπερσύγχρονες τεχνικές της μηχανικής μάθησης (Εικόνα 3.9). Τυγχάνει ευρείας αποδοχής από ακαδημαϊκούς και εμπορικούς κύκλους και έχει μετατραπεί σε ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο εργαλείο για την έρευνα της εξόρυξης δεδομένων. Περιλαμβάνει μια ολοκληρωμένη συλλογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και εργαλείων προ-επεξεργασίας δεδομένων επιτρέποντας στο χρήστη να δοκιμάσει και να συγκρίνει διαφορετικές μεθόδους μηχανικής εκμάθησης σε νέα σύνολα δεδομένων. Σημαντικό χαρακτηριστικό αποτελεί η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων της εφαρμογής του σε δεδομένα και με κατάλληλη προ-επεξεργασία σε δεδομένα

⁴ <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

προερχόμενα από συστήματα διαχείρισης μάθησης. Η επεκτάσιμη αρχιτεκτονική του επιτρέπει την ανάπτυξη εξελιγμένων διαδικασιών εξόρυξης δεδομένων ενώ παράλληλα παρέχει και ένα πλαίσιο μέσα στο οποίο οι ερευνητές μπορούν να εφαρμόσουν νέους αλγορίθμους, χωρίς να χρειάζεται να ασχοληθούν με την υποδομή της υποστήριξης χειρισμού των δεδομένων και της αξιολόγησης του σχήματος (Hall et al., 2009). Το εγχειρίδιο χρήσης που το συνοδεύει αποτελεί δημοφιλές βιβλίο για την εξόρυξη δεδομένων και αναφέρεται συχνά σε εκδόσεις μηχανικής μάθησης. Η ελεύθερη πρόσβαση των χρηστών στον πηγαίο κώδικα επέτρεψε την ανάπτυξη κοινοτήτων και διευκόλυνε τη δημιουργία ερευνητικών έργων που ενσωματώνουν ως πρόσθετο εργαλείο το WEKA.



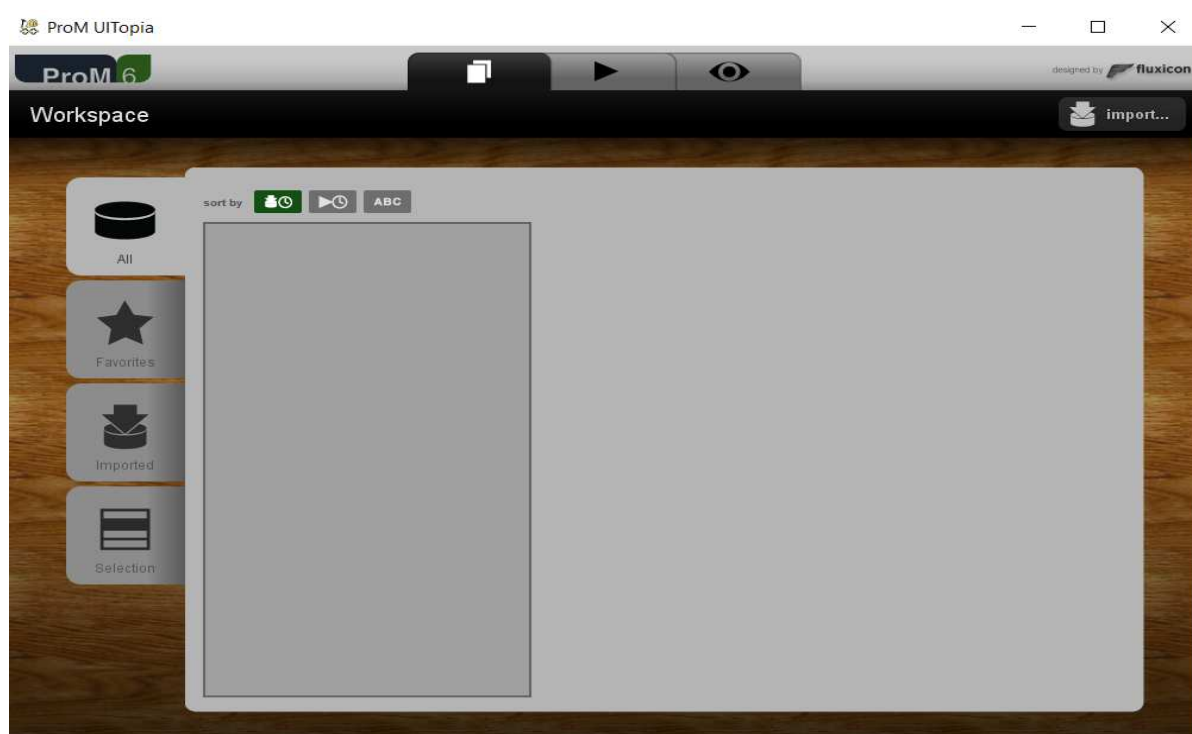
Εικόνα 3.9: Περιβάλλον λογισμικού μηχανικής μάθησης και εξόρυξης δεδομένων Weka.

3.4.3 Λογισμικό PROM.

Το PROM⁵ είναι ένα εργαλείο ανοικτού κώδικα προσαρμοσμένο για να υποστηρίξει μια μεγάλη ποικιλία τεχνικών εξόρυξης διεργασιών (Process Mining). Διαθέτει ένα εύχρηστο περιβάλλον διαχείρισης για χρήστες και προγραμματιστές με δυνατότητες επέκτασης (Εικόνα 3.10). Φιλοδοξεί να προωθήσει ενεργά τη σύγχρονη τεχνολογία εξόρυξης διεργασιών και υποστηρίζεται από μια αναγνωρισμένη κοινότητα χρηστών που ενσωματώνει συνεχώς νέες λειτουργίες. Διαθέτει μεγάλο αριθμό πρόσθετων για εξόρυξη, ανάλυση, μετασχηματισμό και οπτικοποίηση δεδομένων και έχει εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα οργανισμών. Οι τεχνικές εξόρυξης διεργασιών που διαθέτει

⁵ <http://www.promtools.org/doku.php>

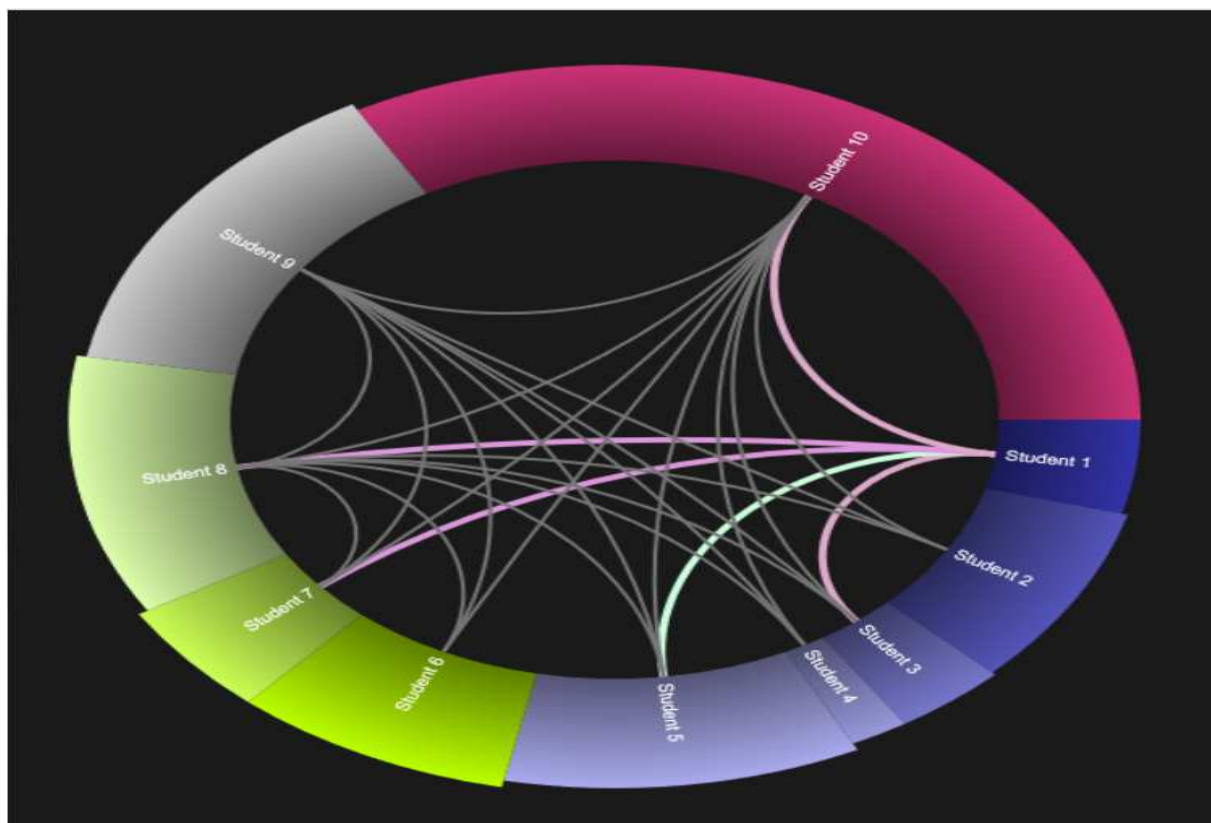
αποδεικνύονται σημαντικές στην εξόρυξη γνώσης από αρχεία καταγραφής συμβάντων. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί ωστόσο στις περιπτώσεις ανίχνευσης πιθανών αποκλίσεων και σύγκρισης μεταξύ υπαρχόντων μοντέλων διεργασιών, όπως επίσης και ως σημείο εκκίνησης για ανάλυση διεργασιών και διαμόρφωση νέων συστημάτων (Rozinat & van der Aalst, 2006).



Εικόνα 3.10: Περιβάλλον λογισμικού ProM 6.7 διεξαγωγής εξόρυξης διεργασιών.

3.4.4 Εργαλειοθήκη Javascript Infovis (JavaScript Infovis Toolkit).

Η εργαλειοθήκη JavaScript InfoVis περιλαμβάνει εργαλεία δημιουργίας διαδραστικών οπτικοποιήσεων δεδομένων προς αξιοποίηση τους από τον ιστό. Οι τύποι οπτικοποιήσεων που υποστηρίζει είναι αρκετοί μεταξύ των οποίων: χάρτες, ραβδογράμματα, διαγράμματα πίτας, γράφους, διαγράμματα συσχετίσεων/εξαρτήσεων κ.ά. Περιλαμβάνει ευρετήριο σε μορφή wiki για την τεκμηρίωση του το οποίο ενημερώνεται συχνά. Παράλληλα συνοδεύεται και από μια σελίδα επιδείξεων με οπτικοποιήσεις που μας επιτρέπει να έχουμε πρόσβαση στον κώδικα μέσω αντίστοιχου συνδέσμου. Οι περισσότερες απεικονίσεις έχουν παρόμοιο κώδικα και διαθέτουν επιλογές διαμόρφωσης που να ταιριάζουν στις ανάγκες κάθε χρήστη. Τέλος επιτρέπει και υποστηρίζει τη δημιουργία νέων οπτικοποιήσεων κατόπιν ρύθμισης του διακομιστή με δυνατότητα προσθήκης του νέου αρχείου σε ειδικό φάκελο με όνομα Source (Belmonte, 2013).



Εικόνα 3.13: Διαδραστική απεικόνιση της διασύνδεσης 10 φοιτητών με το εργαλείο Javascript Infovis Toolkit (Belmonte, 2013).

3.5 Σύνοψη

Ο μεγάλος όγκος πληροφοριών που παράγουν τα διαδικτυακά εκπαιδευτικά συστήματα οδήγησε τους ερευνητές στην μεθοδική εξόρυξη, ανάλυση και οπτικοποίηση τους. Στην κατεύθυνση αυτή πλήθος προσεγγίσεων αναπτύσσεται προς αποκάλυψη νέων και συνάμα χρήσιμων γνώσεων των δεδομένων χρήσης των φοιτητών. Οι γραφικές αναπαραστάσεις και οι οπτικές αντιληπτικές ανθρώπινες ικανότητες συνδυάζονται προς ανακάλυψη νέων προτύπων, γνώσης και τάσεων στα δεδομένα (Romero et al., 2008). Στις ενότητες που προηγήθηκαν περιγράφηκαν ορισμένα σημαντικά συστήματα που αξιοποιήθηκαν σε μαθησιακά περιβάλλοντα για την απεικόνιση των μοντέλων χρηστών, συζητήσεων και δεδομένων παρακολούθησης. Η εφαρμογή αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων και η γραφική αναπαράστασή τους ως ανεξάρτητοι μηχανισμοί είναι συνηθέστερα αναποτελεσματική. Η συνδυασμένη χρήση τους ως ένα ενοποιημένο ερευνητικό ρεύμα θα αποτελούσε σε μεγάλο βαθμό τη λύση στην ανάλυση πολύπλοκων και μεγάλων συνόλων δεδομένων.

Εργαλεία Εξόρυξης & Ανάλυσης Εκπαιδευτικών Δεδομένων

4.1 Εισαγωγή.

Η ανάπτυξη και η εφαρμογή εργαλείων προσαρμοσμένων στην εκτέλεση συγκεκριμένων λειτουργιών εντός της EDM χαρακτηρίζεται από μεγάλη ποικιλία. Το πλήθος εκπαιδευτικών περιβαλλόντων σε συνδυασμό με την ποικιλία λειτουργιών που αυτά υποστηρίζουν, κατευθύνουν διαχρονικά την εκπαιδευτική έρευνα στο σχεδιασμό, την ανάπτυξη και τη χρήση εργαλείων EDM. Παλαιότερες ανασκοπήσεις της EDM που αφορούν την περίοδο 2001-2016 παρουσιάζουν ενοποιημένους καταλόγους των (τότε) επίκαιρων εργαλείων λογισμικού. Οι Romero και Ventura (Romero & Ventura, 2007) παρουσιάζουν 12 εργαλεία EDM που αφορούν την περίοδο 2001-2005. Οι Romero, Ventura και Garcia (Romero et al., 2008) προχώρησαν σε επανεξέταση 14 εργαλείων αναφερόμενοι στην περίοδο 2001-2006. Κατόπιν οι Romero και Ventura (Romero & Ventura, 2013) διερεύνησαν την περίοδο 2004-2013 όπου περιγράφουν στο έργο τους 22 εργαλεία. Ακολούθως οι Garcia, Romero, Ventura και Castro (Garcia et al., 2011) περιέγραψαν 40 εργαλεία που εντόπισαν για την περίοδο 2001-2010 και ο Pena Ayala (Pena-Ayala, 2014) αναφέρθηκε σε 18 εργαλεία που δημοσιεύθηκαν την περίοδο 2010-2012. Τέλος σε μια πρόσφατη δημοσίευση των Venkatachalapathy, Vijayalakshmi και Ohmprakash (Venkatachalapathy et al., 2017) έγινε μια αναλυτική επιθεώρηση των έργων που έχουν δημοσιευθεί την περίοδο 2001-2016 και αφορούν την EDM και την Μαθησιακή Αναλυτική (Learning Analytics, LA).

Η ανάπτυξη και εφαρμογή των εργαλείων αυτών προσανατολίζεται:

- a) στις μεθόδους απλοποίησης, εξόρυξης και μετασχηματισμού των ακατέργαστων δεδομένων,
- b) στην παροχή υποστήριξης των φοιτητών και των εκπαιδευτικών,
- c) στην ενδυνάμωση της συνεργασίας μεταξύ των φοιτητών και των εκπαιδευτικών,
- d) στην ανάλυση δεδομένων και στην ανακάλυψη της γνώσης,
- e) στην ανάπτυξη δικτύου ροών επίβλεψης της πορείας των φοιτητών.

Προκειμένου να οργανωθούν και υπογραμμιστούν τα κύρια χαρακτηριστικά των εργαλείων αυτών, δύναται να χωριστούν σε πέντε κατηγορίες ως εξής (Peña-Ayala, 2014; Venkatachalapathy et al., 2017; Slater et al., 2016; Ray & Saeed, 2018):

- a) Εργαλεία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (Extraction) και υποστήριξης, ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics).
- b) Εργαλεία ομαδοποίησης και ταξινόμησης των εκπαιδευτικών δεδομένων.
- c) Εργαλεία υποστήριξης μηχανικών χαρακτηριστικών (Feature Engineering).
- d) Εργαλεία οπτικοποίησης για την υποστήριξη της εξόρυξης, ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων (Visualization).

- e) Εργαλεία υποστήριξης ανάλυσης (Analysis Support) για την υποβοήθηση λειτουργιών όπως: αξιολόγησης και απόδοσης των φοιτητών, επίλυσης προβλημάτων, ανάπτυξης γνωστικών δεξιοτήτων κ.ά.

4.2 Εργαλεία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (Extraction) και υποστήριξης, ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics).

Η διαδικασία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων εξάγει χρήσιμες πληροφορίες από τα ακατέργαστα δεδομένα των διαφόρων εκπαιδευτικών συστημάτων. Η άντληση των πληροφοριών αυτών επιτυγχάνεται με τη χρήση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων για την επίλυση των ερευνητικών ζητημάτων και την υποστήριξη και ανάλυση της μάθησης. Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκε σημαντικός αριθμός εργαλείων, τα πιο σημαντικά των οποίων περιγράφονται στον Πίνακα 4.1:

Πίνακας 4.1: Εργαλεία εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (Extraction) και υποστήριξης, ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics).

Εργαλείο	Περιγραφή
Graphical Interactive Student Monitoring (GISMO)	Εργαλείο ενσωμάτωσης στο moodle ως ενότητα (block) που επιτρέπει την εξαγωγή, παρακολούθηση και απεικόνιση της πορείας των δραστηριοτήτων των φοιτητών στους εκπαιδευτές.
MDM (Moodle Data Mining) Tool	Εργαλείο που αναπτύχθηκε με χρήση της PHP και ενσωματώνεται σε παλαιότερες εκδόσεις του Moodle, επιτρέποντας την προεπεξεργασία, εξόρυξη και απεικόνιση των εκπαιδευτικών δεδομένων.
Analytics Graphs	Εργαλείο που ενσωματώνεται ως ενότητα (block) στο Moodle εξάγοντας και απεικονίζοντας τα υπάρχοντα δεδομένα φοιτητικής δραστηριότητας μέσω γραφημάτων.
MOClog	Εργαλείο που ενσωματώνεται ως ενότητα (block) στο Moodle και βοηθά στην ανάλυση και ερμηνεία των αρχείων καταγραφής των ενεργειών των φοιτητών που μετέχουν σε ένα μάθημα.
Loop Tool	Εργαλείο που περιλαμβάνει δύο βασικά στοιχεία: ενός παιδαγωγικού βοηθού και ενός εργαλείου Analytics. Το πρώτο επιτρέπει στους καθηγητές να διατυπώσουν τις συνδέσεις μεταξύ των μαθησιακών αποτελεσμάτων, του σχεδιασμού της μάθησης και των τεχνολογιών που χρησιμοποιούνται. Το δεύτερο δημιουργεί οπτικές αναπαραστάσεις δεδομένων από το σύστημα διαχείρισης μάθησης, υπογραμμίζοντας σημαντικές πτυχές που σχετίζονται με τον σχεδιασμό της μάθησης.
Configurable Reports	Εργαλείο που ενσωματώνεται ως ενότητα (block) στο Moodle και εξυπηρετεί τη δημιουργία προσαρμοσμένων αναφορών χωρίς να χρειάζεται γνώση της SQL.
Completion Progress	Εργαλείο διαχείρισης χρόνου για τους φοιτητές που ενσωματώνεται ως ενότητα (block) στο Moodle. Επιτρέπει την οπτική αναπαράσταση των δραστηριοτήτων που πρέπει να ολοκληρωθούν και της προόδου των φοιτητών, διευκολύνοντας τους εκπαιδευτικούς να εποπτεύουν την πορεία τους.

Tool for Advanced Data Analysis in Education (TADA-Ed)	Πλατφόρμα που επιτρέπει στους εκπαιδευτές να παρακολουθούν και να απεικονίζουν τη συμμετοχή των φοιτητών στις ηλεκτρονικές ασκήσεις σε απευθείας σύνδεση.
SmartKlass	Πρόκειται για εργαλείο μάθησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί από εικονικά συστήματα μάθησης για τη μέτρηση και την ανάλυση της διαδικασίας μάθησης ανά πάσα στιγμή.
LOCO-Analyst	Εκπαιδευτικό εργαλείο παροχής ανατροφοδότησης σε εκπαιδευτικούς αναφορικά με τις πτυχές της μαθησιακής διαδικασίας που λαμβάνει χώρα σε ένα μαθησιακό περιβάλλον που βασίζεται στον ιστό.
Meta Analyzer	Εφαρμογή καταγραφής, ανάλυσης και παρουσίασης της συμπεριφοράς των μαθητών σε απευθείας σύνδεση, βάσει δεκατεσσάρων ποσοτικών δεικτών.
CVLA	Εργαλείο ενσωματωμένο στο Moodle ως ενότητα που εφαρμόζει τεχνικές ανάλυσης μέσω αλγορίθμων ταξινόμησης για την παραγωγή μιας προσαρμοσμένης αναφοράς στο Moodle. Χρησιμοποιεί πολλαπλά σύνολα δεδομένων για την παρουσίαση τους σε μαθητές και εκπαιδευτικούς.
Education Prediction Rules (EPRules)	Γραφικό εργαλείο βασισμένο σε java που χρησιμοποιείται για την επίλυση της ανακάλυψης κανόνων πρόβλεψης σε προσαρμοσμένα web based συστήματα.
Tableau	Εμπορική εφαρμογή που προσφέρει πλήθος εφαρμογών για εξόρυξη, ανάλυση και απεικόνιση αλληλεπιδραστικών δεδομένων.
IntelliBoard.net	Εμπορική εφαρμογή εξαγωγής και απεικόνισης στατιστικών στοιχείων σε διάφορες μορφές από το Moodle και το Totara.
AHA! Mining Tool (Adaptive Hypermedia Architecture)	Σύστημα ανοιχτού κώδικα που χρησιμοποιεί τεχνικές εξόρυξης δεδομένων για τη σύσταση εξατομικευμένων συνδέσμων.
E-Learning Web Miner	Εργαλείο εξόρυξης και ανάλυσης δεδομένων, βασισμένο σε δημογραφικά στοιχεία, που βοηθά τους εκπαιδευτές να ανακαλύπτουν και να αναλύουν τη συμπεριφορά των μαθητών σε προγράμματα εξ αποστάσεως εκπαίδευσης.
Extract and Map	Χρησιμοποιεί κανόνες συσχέτισης για την εξαγωγή δεδομένων από LMS δημιουργώντας μοντέλα δεδομένων.
Mining Tool	Αρχικό εργαλείο εφαρμογής κανόνων σύνδεσης. Βοηθά τους εκπαιδευτικούς να αναλύσουν και ανακαλύψουν τις σχέσεις μεταξύ διαφορετικών μαθησιακών δραστηριοτήτων, μέσω ομαδοποίησης παρόμοιων συμπεριφορών.
Log Analyzer	Χρησιμοποιεί την έννοια της σημασιολογίας για την εκτίμηση και αξιολόγηση των χαρακτηριστικών του χρήστη μέσω αρχείων καταγραφής.
DeLes (Detecting Learning styles)	Διαθέτει πλήθος εργαλείων που επικεντρώνονται στη συμπεριφορά των φοιτητών, εξαγοντας τα μαθησιακά τους στυλ μέσω της αλληλεπίδρασής τους με τους εκπαιδευτικούς.
MultiStar	Χρησιμοποιείται για την εξεύρεση γνώσης σε αποθήκες δεδομένων προκειμένου να βοηθήσει στην αξιολόγηση της εξ αποστάσεως εκπαίδευσης και να συγκρίνει τις διαφορετικές πτυχές της μαθησιακής διαδικασίας.

MMT (Moodle Mining Tool)	Παρέχει σαφή ιδέα των βημάτων που εμπλέκονται στη διαδικασία εξόρυξης δεδομένων στο Moodle.
Web-log based	Χρησιμοποιεί στοιχεία που βασίζονται στο ημερολόγιο για να αξιολογήσει τις παιδαγωγικές διεργασίες και τις στάσεις των φοιτητών σε ένα LMS.
Tools for Bayesian knowledge tracing (BKT-BF & BNT-SM)	Εργαλείο εκτίμησης της λανθάνουσας γνώσης, όπου η γνώση ενός μαθητή μετράται κατά τη διάρκεια της ηλεκτρονικής μάθησης. Χρησιμοποιεί ένα κρυφό μοντέλο Markov (και ταυτόχρονα, ένα απλό Bayesian Network (Reye, 2004) προβλέποντας αν ένας φοιτητής έχει μάθει μια συγκεκριμένη ικανότητα μέσα σε ένα έξυπνο σύστημα διδασκαλίας.
Apache Stanbol	Λογισμικό ανάλυσης κειμένου το οποίο σχεδιάστηκε για να εισάγει σημασιολογικές τεχνολογίες σε υπάρχοντα συστήματα διαχείρισης περιεχομένου και για να συμβάλλει στην εξόρυξη κειμένου και στην εξαγωγή χαρακτηριστικών.
ProM	Λογισμικό που υποστηρίζει τη διεξαγωγή εξόρυξης διεργασιών με κατανεμημένες ρυθμίσεις ή μέσω επεξεργασίας των δεδομένων. Υποστηρίζει την εφαρμογή πολλών αλγορίθμων εξόρυξης διεργασιών, παρέχοντας μια σαφή προδιαγραφή των αναμενόμενων εισόδων και εξόδων για κάθε μία από τις υποστηριζόμενες υλοποιήσεις, χωρίς να απαιτούνται γνώσεις προγραμματισμού.
TraMineR	Λογισμικό βασισμένο σε κώδικα R package που υποστηρίζει την εξόρυξη και την απεικόνιση ακολουθιών κατάστασης ή γεγονότων.

4.3 Εργαλεία ομαδοποίησης (Clustering) και ταξινόμησης (Classification) των εκπαιδευτικών δεδομένων.

Υπάρχουν διαθέσιμα σήμερα εργαλεία λογισμικού για την εύκολη ομαδοποίηση και ταξινόμηση εκπαιδευτικών δεδομένων, τα οποία έχουν σχεδιαστεί για να ικανοποιούν τις απαιτήσεις της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων. Ένας τέτοιος κατάλογος εργαλείων περιγράφεται στον Πίνακα 4.2:

Πίνακας 4.2: Εργαλεία ομαδοποίησης (Clustering) και ταξινόμησης (Classification) των εκπαιδευτικών δεδομένων.

Εργαλείο	Περιγραφή
RapidMiner	Λογισμικό διεξαγωγής αναλύσεων εξόρυξης δεδομένων δημιουργίας μοντέλων. Διαθέτει σημαντικό αριθμό αλγορίθμων ταξινόμησης, παλινδρόμησης, ομαδοποίησης, εξόρυξης κανόνα σύνδεσης και πλήθος άλλων εφαρμογών.
WEKA	Λογισμικό ανοιχτού κώδικα που διαθέτει ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων και σύστασης μοντέλων. Επιτρέπει την εφαρμογή συνδυασμένων μεθόδων και αλγορίθμων σε δεδομένα. Εξάγει είτε πραγματικά μαθηματικά μοντέλα είτε

	μοντέλα προγνωστικής γλώσσας προσομοίωσης (PMML) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτέλεση του μοντέλου σε νέα δεδομένα.
TAFPA (Tree Analysis For Providing Advices)	Αφορά σε σύστημα που χρησιμοποιεί ένα πράκτορα μάθησης για να παρέχει συμβουλές, αναφορικά με γνωστικές συμπεριφορές, παρατηρώντας τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή.
SAMOS (Student Activity Monitoring using Overview Spreadsheets)	Μοντέλο που χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση των δραστηριοτήτων των φοιτητών δημιουργώντας αυτόματα εβδομαδιαίες αναφορές από αρχεία καταγραφής.
Measuring Tool	Χρησιμοποιεί τεχνικές ομαδοποίησης και ταξινόμησης για να μετρά τα κίνητρα των φοιτητών, βάσει αρχείων καταγραφής.
PDinamet	Συnergατικό εργαλείο προσομοίωσης των φοιτητών για την παρακολούθηση της αλληλεπίδρασης τους με τις δραστηριότητες στις οποίες συμμετέχουν.
SPSS	Στατιστικό πακέτο που προσφέρει μια σειρά από στατιστικές δοκιμές, πλαίσια παλινδρόμησης, συσχετισμούς και αναλύσεις παραγόντων. Συμπληρώνεται από το IBM SPSS Modeler Premium το οποίο αποτελεί πακέτο ανάλυσης και εξόρυξης δεδομένων που ενσωματώνει προηγούμενα πακέτα ανάλυσης και εξόρυξης κειμένου.
KNIME	Λογισμικό παρόμοιο με το RapidMiner και το WEKA το οποίο προσφέρει μια σειρά εξειδικευμένων αλγορίθμων σε τομείς όπως η ανάλυση συναισθημάτων και το SNA. Διαθέτει δυνατότητες ενσωμάτωσης δεδομένων από πολλαπλές πηγές και διασύνδεσης με γλώσσες όπως: R, Python, Java και SQL.
Orange	Λογισμικό απεικόνισης και ανάλυσης δεδομένων, με σημαντικά μικρότερο αριθμό αλγορίθμων και εργαλείων από τα RapidMiner, WEKA και KNIME. Χρησιμοποιεί χρωματική κωδικοποίηση για διαφοροποίηση των δεδομένων με δυνατότητες προσαρμογής.
KEEL	Εργαλείο εξόρυξης δεδομένων το οποίο διαθέτει εκτεταμένη υποστήριξη για ορισμένους τύπους αλγορίθμων και εργασιών. Επιτρέπει την επιλογή χαρακτηριστικών και τον υπολογισμό ελλειπόντων δεδομένων, με ευρύτερο φάσμα αλγορίθμων από οποιοδήποτε άλλο λογισμικό.
Spark MLlib	Προγραμματιστικό εργαλείο που επιτρέπει την καταναμημένη επεξεργασία μεγάλης κλίμακας δεδομένων σε πολλούς επεξεργαστές υπολογιστών. Μπορεί να συνδεθεί με διάφορες γλώσσες προγραμματισμού (Java, Python, SQL, κ.ά., μέσω ενός API).
Decisional tool	Βοηθά τους εκπαιδευτικούς στη διαδικασία λήψης αποφάσεων μέσω παρακολούθησης των ποσοστών επιτυχίας και αποτυχίας των φοιτητών σε πανεπιστήμια.
Word2vec	Το Word2vec αφορά σε νευρωνικό δίκτυο προσομοίωσης δύο επιπέδων το οποίο επεξεργάζεται κείμενο εισόδου και εξάγει ένα σύνολο διανυσμάτων χαρακτηριστικών για λεκτικά δεδομένα. Χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση των διανυσμάτων λέξεων

4.4 Εργαλεία υποστήριξης μηχανικών χαρακτηριστικών (Feature Engineering).

Σημαντικό στάδιο πριν από την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων αποτελεί ο διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων της ακατέργαστης βάσης. Συνηθέστερα τα δεδομένα αφορούν σε καταγραφές ή σε δεδομένα συστημάτων διαχείρισης μάθησης (LMS) που αποθηκεύονται αυτοματοποιημένα μεν, αλλά σε μορφές που δεν μπορούν άμεσα να αναλυθούν. Σε αυτές τις περιπτώσεις, θα πρέπει να δημιουργηθούν νέες μεταβλητές προκειμένου να διεξαχθούν οι επιθυμητές αναλύσεις μέσω μιας διαδικασίας που είναι γνωστή ως μηχανική χαρακτηριστικών (Baker, 2015; Veeramachaneni et al., 2015). Στον Πίνακα 4.3 αναφέρονται τα εργαλεία που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον καθαρισμό, την οργάνωση και τη μορφοποίηση των δεδομένων.

Πίνακας 4.3: Εργαλεία υποστήριξης μηχανικών χαρακτηριστικών (Feature Engineering) (Slater et al., 2016).

Εργαλείο	Περιγραφή
Excel/ Google Sheets	Εύκολο εργαλείο χειρισμού και αναπαράστασης δεδομένων με ορατό τρόπο καθώς τα επεξεργάζεται.
EDM Workbench	Εργαλείο αυτόματης εξαγωγής χαρακτηριστικών και επισήμανσης εκπαιδευτικών δεδομένων.
Python & Jupyter Notebook	Προγραμματιστικά εργαλεία διαχείρισης δεδομένων και εξαγωγής χαρακτηριστικών.
Structured Query Language (SQL)	Επιτρέπει την υποβολή ερωτημάτων SQL για την εξαγωγή επιθυμητών δεδομένων από διάφορους πίνακες βάσεων δεδομένων.
Workbench	Εργαλείο αναζήτησης και επιλογής εκπαιδευτικών ρυθμίσεων όπως το ITS.

4.5 Εργαλεία οπτικοποίησης για την υποστήριξη της εξόρυξης, ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων (Visualization).

Στην ενότητα αυτή αναφέρονται ορισμένα μόνο από τα κυριότερα εργαλεία EDM που έχουν αναπτυχθεί για την οπτικοποίηση της εξόρυξης, ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων. Η επιλογή αυτών των εργαλείων βασίστηκε στην τρέχουσα δημοτικότητα τους ανάμεσα σε ερευνητές και επαγγελματίες και συνοψίζονται στον Πίνακα 4.4 (Romero & Ventura, 2007):

Πίνακας 4.4: Εργαλεία οπτικοποίησης για την υποστήριξη της εξόρυξης, ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων (Visualization).

Εργαλείο	Περιγραφή
Gephi	Δημοφιλές εργαλείο που χρησιμοποιείται για την ανάλυση και οπτικοποίηση συνεργατικών κοινωνικών δικτύων (MOOCs, online μαθήματα). Παρέχει ένα σύνολο γραφικών εργαλείων για την εύκολη απεικόνιση των κοινωνικών δικτύων, συμπεριλαμβανομένης της δυνατότητας να χρωματίζονται οι κόμβοι και τα άκρα βάσει των ιδιοτήτων τους.
NodeXL	Επέκταση του Excel που διευκολύνει την οπτικοποίηση διαφόρων μορφών δεδομένων εισόδου. Διαθέτει ένα σύνολο εργαλείων για φιλτράρισμα και απεικόνιση των δεδομένων καθώς και για τον υπολογισμό των βασικών ιδιοτήτων του δικτύου.
Listen Tool	Εργαλείο παρακολούθησης και αναπαράστασης των αρχείων καταγραφής μέσω ερωτημάτων SQL.
Pajek	Εργαλείο επιφάνειας εργασίας για σύνθετη ανάλυση μεγάλων δικτύων συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης δικτύων κοινωνικών αλληλεπιδράσεων. Χρησιμοποιείται ευρέως στον ακαδημαϊκό χώρο στον τομέα της LA.
NetMiner	Γραφικό εργαλείο για την ανάλυση και απεικόνιση δικτύων σε διάφορες μορφές. Είναι παρόμοιο με τα Gephi και NodeXL και επιτρέπει τον υπολογισμό στατιστικών με βάση το γράφημα και τους κόμβους.
Social Networks Visualizer	Εργαλείο για την ανάλυση και απεικόνιση των κοινωνικών δικτύων. Υποστηρίζει την επεξεργασία δεδομένων από διάφορες μορφές δικτύων.
R packages: network, sna, igraph, ergm, and statnet.	Περιλαμβάνει γραφικά εργαλεία για την ανάλυση των κοινωνικών δικτύων σε γλώσσα προγραμματισμού R. Χρησιμοποιείται για την κατασκευή και την τροποποίηση αντικειμένων δικτύων, την εξαγωγή μετρήσεων και την οπτικοποίηση γραφημάτων.
Monitoring Tool	Εργαλείο Java για την απεικόνιση της απόδοσης των φοιτητών χρησιμοποιώντας το δέντρο ADT.
Learner Interaction Monitoring System	Εργαλείο συλλογής δεδομένων που καταδεικνύουν την αφοσίωση του εκπαιδευμένου στα διαδικτυακά μαθήματα.
Solution Trace Graph	Απεικόνιση και οπτικοποίηση της συμπεριφοράς των φοιτητών για ανατροφοδότηση των εκπαιδευτικών.
EDM Vis Tool	Αναλύει τα αρχεία καταγραφής μέσω δενδρικής δομής μελετώντας την απόδοση των φοιτητών.
Infovis	Γραφικό εργαλείο πλοήγησης που επιτρέπει στους εκπαιδευτικούς τη διερεύνηση πληροφοριών που αφορούν την απόδοση των φοιτητών.
LiMS (Learner Interaction Monitoring System)	Επιτρέπει τη συγκέντρωση λεπτομερών δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, χρησιμοποιώντας το «μοντέλο σύλληψης συμβάντων», τα οποία αναπαριστά.
Meerkat-Ed	Αναπαριστά στιγμιότυπα των συμμετεχόντων από τη συζήτηση τους στα φόρουμ.
SNAPP	Απεικονίζει τις αλληλεπιδράσεις των συμμετεχόντων στα φόρουμ

	συζήτησης.
SAM (Student Activity Meter)	Απεικονίζει τις ενέργειες των φοιτητών που σχετίζονται με την αξιολόγηση τους.
DRAL (Discovering Relevant e-Activities for Learners)	Σχετίζει τις δραστηριότητες που εξάγει από συστήματα βασισμένα στον υπολογιστή για να βοηθήσει τους φοιτητές να περάσουν το μάθημα.
EDAIME	Αναλύει οπτικά τα εκπαιδευτικά δεδομένα που σχετίζονται με τη συμπεριφορά των μαθητών για αποτροπή της πρόωρης εγκατάλειψης.
D3.js	Βιβλιοθήκη JavaScript που επιτρέπει το χειρισμό εγγράφων για τη δημιουργία πολύπλοκων, διαδραστικών οπτικοποιήσεων.
Datashop	Αποθετήριο δεδομένων και εφαρμογή web με δυνατότητες διερευνητικής στατιστικής ανάλυσης των δεδομένων μάθησης.
Curriculum Customization Service	Υποστηρίζει την εφαρμογή του προγράμματος σπουδών στο διαδίκτυο για την παρακολούθηση της συμπεριφοράς των εκπαιδευτικών κατά τη διάρκεια σχεδιασμού του προγράμματος σπουδών.
Knowledge Building Discourse Explorer (KBDeX)	Εργαλείο ανάλυσης και απεικόνισης των δομών του δικτύου του λόγου για τη σταδιακή ανάλυση της συμβολής των φοιτητών σε ένα συνεργατικό περιβάλλον μάθησης.
AAT (Accessing and Analysing Tool for Students Behaviour Data in Learning Systems)	Γραφικό εργαλείο που αναπαριστά τις απαντήσεις των ερωτήσεων των φοιτητών αξιολογώντας και αναλύοντας τα δεδομένα συμπεριφοράς τους σε ένα σύστημα μάθησης.
LIWC tool	Γραφικό εργαλείο ανάλυσης κειμένου το οποίο μετρά τα λανθάνοντα χαρακτηριστικά ενός κειμένου μέσω ανάλυσης του λεξιλογίου. Παρέχει περισσότερες από 80 μετρήσεις για διάφορες ψυχολογικές κατηγορίες λεξιλογίου (π.χ. γνωστικές λέξεις, συναισθηματικές λέξεις κ.ά.).
WMatrix	Διαδικτυακό γραφικό εργαλείο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση και οπτικοποίηση της συχνότητας των λέξεων που εμφανίζονται σε κείμενα βασισμένα στον παγκόσμιο ιστό.

4.6 Εργαλεία υποστήριξης ανάλυσης (Analysis Support).

Η ενότητα αυτή αφιερώνεται στα υποστηρικτικά εργαλεία της ανάλυσης δεδομένων που υποστηρίζουν λειτουργίες όπως: αξιολόγηση της συμπεριφοράς και της επίδοσης των φοιτητών κατά τη διάρκεια της αλληλεπίδρασής τους με τα εκπαιδευτικά συστήματα που βασίζονται σε υπολογιστή (Computer-Based Educational Systems - CBES), υποστήριξη του εκπαιδευτικού έργου, συμβουλευτική υποστήριξη των φοιτητών και των καθηγητών κ.ά. Στον Πίνακα 4.5 περιγράφονται ορισμένα από τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται στην πράξη.

Πίνακας 4.5: Εργαλεία υποστήριξης της ανάλυσης δεδομένων (Analysis Support).

Εργαλείο	Περιγραφή
Teacher ADVisor	Χρησιμεύει ως εργαλείο δημιουργίας συμβουλών προς τους εκπαιδευτές για την επίτευξη καλύτερων μαθησιακών αποτελεσμάτων.
Teacher Tool	Βοηθά στην ανάλυση και οπτικοποίηση δεδομένων παρακολούθησης της πορείας των φοιτητών.
Continuous Improvement of E-Learning Courses Framework (CIECoF)	Εργαλείο ανακάλυψης, βαθμολόγησης και διαμοιρασμού πληροφοριών μεταξύ εκπαιδευτών που διδάσκουν παρόμοια μαθήματα. Αναλύει τα δεδομένα χρήσης και τα συσχετίζει μέσω κανόνων.
Check My Activity	Εργαλείο ελέγχου και σύγκρισης της επίδοσης των φοιτητών από τη συμμετοχή τους σε συγκεκριμένες δραστηριότητες.
Tool	Εργαλείο σχεδιασμού και ανάλυσης μαθημάτων σε εξ αποστάσεως φοιτητές βασισμένο στην απόδοση της μαθησιακής τους ικανότητας.
MINEL (MINing ELearning)	Εργαλείο ανάλυσης της απόδοσης και της συμπεριφοράς πλοήγησης των φοιτητών.
SIENA	Ευφύες εργαλείο αξιολόγησης, δημιουργίας εννοιολογικών χαρτών με κόμβους πολυμέσων, για αυτοδιδασκαλία.
eLAT (Exploratory Learning Analytics Tool)	Αναπαριστά οπτικά την πορεία αξιολόγησης της χρήσης περιεχομένου από τους φοιτητές.
TAALES (Tool for the Automatic Analysis of Lexical Sophistication)	Εργαλείο ανάλυσης κειμένου που προβλέπει την απόδοση των φοιτητών βασιζόμενο στο μέτρο γνώσης του λεξιλογίου.
LQGen (Logic Question Generator)	Εργαλείο βασισμένο σε java, που χρησιμοποιεί λογικούς κανόνες κατανόησης της μαθησιακής λογικής, για να διευκολύνει τους εκπαιδευτές μαθημάτων.
Data Miner for Outcomes based Education	Χρησιμοποιεί τεχνικές επίλογής χαρακτηριστικών για να εξάγει τα αρχεία απόδοσης των φοιτητών προκειμένου να υποστηρίξει τους εκπαιδευτικούς.
Edu-Mining (Educational Mining)	Χρησιμοποιεί τεχνικές συγγραφικού φιλτραρίσματος και πρόβλεψης για να συστήσει βιβλία στους φοιτητές.
MotSaRT (Motivational Strategies Recommender Tool)	Εργαλείο Java applet που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο δέντρων αποφάσεων για να διευκολύνει τον εκπαιδευτή να παρακινήσει τους φοιτητές του.
Concept map generation tool	Χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο ανακάλυψης οντολογιών ασαφούς τομέα για να δημιουργήσει εννοιολογικούς χάρτες βασιζόμενους σε μηνύματα που έχουν αναρτηθεί στον πίνακα συζήτησης σε περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης.
Assistance tool	Χρησιμοποιείται για την παροχή υλικού μελέτης στους φοιτητές βάσει των μαθησιακών αναγκών τους.
Learning Log Explorer	Διερευνά τη μαθησιακή συμπεριφορά των φοιτητών μέσω διάγνωσης των αρχείων καταγραφής.
E-Learning Data Analysis	Εργαλείο ανάλυσης που χρησιμοποιεί την εξόρυξη κανόνα για να αναλύσει τη συμπεριφορά του εκπαιδευομένου σε ένα LMS.
CosyLMSAnalytics	Συλλέγει και αναλύει δεδομένα σχετικά με τους φοιτητές για τη

	μαθησιακή τους πορεία και για την αξιολόγηση της προόδου τους, ενώ παράλληλα προχωρά στην παραγωγή αναφορών.
Brick	Χρησιμοποιεί τη σειρά ακολουθίας ενεργειών για να εξαγάγει πληροφορίες από ένα περιβάλλον προσομοίωσης στο οποίο οι εκπαιδευόμενοι μπορούν να συνεργαστούν μέσω online συζήτησης.
Classroom Sentinel	Προειδοποιεί τους εκπαιδευτικούς παρέχοντας εντοπισμένα διαδοχικά μοτίβα.
O3R (Ontology-based Rules Retrieval and Rummaging)	Χρησιμοποιεί την έννοια της οντολογίας για να ανακτήσει και ερμηνεύσει τα διαδοχικά πρότυπα των φοιτητών.
Simulog	Εργαλείο που χρησιμοποιείται για την προσομοίωση του προφίλ των χρηστών και για την επικύρωση και την αξιολόγηση των προσαρμοστικών συστημάτων.
Sequential Mining Tool	Επιδιώκει την ανακάλυψη και προσφορά εξατομικευμένων συνδέσεων σε χρήστες.
Web-log based	Αξιολογεί τις παιδαγωγικές διαδικασίες και τις στάσεις των φοιτητών που συμβαίνουν βάσει ρυθμίσεων σε ένα LMS.
Data Analysis Center	Παρακολουθεί τους μαθητές προκειμένου να ανακαλύψει τυχόν αδυναμίες τους κατά τη διάρκεια της μαθησιακής διαδικασίας και βοηθά τον εκπαιδευτικό να αναλύσει τα πρότυπα μάθησης οργανώνοντας το περιεχόμενο.
iPDF_Analyzer	Επεξεργάζεται τις παρουσιάσεις πολυμέσων και προβλέπει τις διαδραστικές ιδιότητες τους, τις οποίες παρουσιάζει στους φοιτητές.
CurriM	Αναλύει τις προοπτικές των σπουδαστών και της εκπαίδευσης μέσω εξόρυξης του προγράμματος σπουδών και παρουσιάζει τα επιτεύγματα ενός σχεδίου ενδιαφέροντος στην ανάπτυξη του αναλυτικού προγράμματος σπουδών.
Refinement Suggestion Tool	Προτείνει καλύτερους τρόπους χρήσης των προσαρμοστικών προγραμμάτων μάθησης.
KAON (KARlsruhe ONtology and Semantic Web Framework)	Χρησιμοποιεί τις έννοιες της σημασιολογίας και οντολογίας προκειμένου να εντοπίσει και να οργανώσει τους σχετικούς πόρους στον ιστό εξετάζοντας τα δεδομένα κειμένου.
DataShop	Αφορά σε αποθετήριο πολλών συνόλων δεδομένων που είναι διαθέσιμα για λήψη και ανάλυση, καθώς και σε μια συλλογή εργαλείων που υποστηρίζουν διερευνητικές αναλύσεις και μοντέλα.

4.7 Εργαλεία εξόρυξης, υποστήριξης και ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics) στο σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle.

Σημαντικό πλεονέκτημα του συστήματος διαχείρισης μάθησης moodle, έναντι άλλων συστημάτων διαχείρισης μάθησης και περιεχομένου, είναι το γεγονός ότι επιτρέπει την ενσωμάτωση και συνεργασία με διάφορες μονάδες ανεξάρτητου λογισμικού για την εξόρυξη, υποστήριξη και ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων που έχουν αναπτυχθεί για το σκοπό αυτό. Παράλληλα έχουν δημιουργηθεί διάφορα ανοικτού λογισμικού ή/ και

εμπορικά εξωτερικά συστήματα υποστήριξης της μαθησιακής και της ακαδημαϊκής ανάλυσης των εκπαιδευτικών δεδομένων που προέρχονται από το moodle. Στον Πίνακα 4.6 αναλύονται αυτές οι μονάδες ως προς τα βασικά χαρακτηριστικά τους.

Πίνακας 4.6: Εργαλεία εξόρυξης, υποστήριξης και ανάλυσης της μάθησης (Learning Analytics) στο σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle (<http://moodle.org>), (Luna et al., 2017).

Μονάδα	Τύπος	Χρήση από	Περιγραφή
Logs	Αναφορά	Διαχειριστές, Καθηγητές, Αναλυτές.	Αρχείο καταγεγραμμένων συμβάντων σε επίπεδο ιστότοπου και μαθήματος.
Activity	Αναφορά	Καθηγητές	Δείχνει τον αριθμό προβολών κάθε δραστηριότητας και πόρου.
Feedback	Δραστηριότητα	Καθηγητές, Ερευνητές.	Ρυθμιζόμενο εργαλείο έρευνας που επιτρέπει τη διεξαγωγή ερευνών για τη συλλογή σχολίων.
Quiz Statistics	Αναφορά	Καθηγητές	Αφορά σε αναφορές στατιστικής ανάλυσης (βαθμοί, αποκρίσεις, στατιστικά, χειροκίνητη βαθμολόγηση) στις ερωτήσεις ενός κουίζ.
Survey	Δραστηριότητα	Καθηγητές, Ερευνητές.	Σύνολο τυποποιημένων εκπαιδευτικών ερευνών που χρησιμοποιεί εργαλεία όπως το COLLES και το ATTLS.
Inspire	Εργαλείο Διαχείρισης (Πρόσθετο)	Καθηγητές, Ερευνητές.	Εργαλείο δημιουργίας περιγραφικών και προγνωστικών αναλύσεων μάθησης.
Questionnaire	Δραστηριότητα	Καθηγητές, Ερευνητές.	Επιτρέπει τη διεξαγωγή ερευνών για τη συλλογή σχολίων.
Completion Progress	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Σπουδαστές	Μονάδα διαχείρισης του διαθέσιμου χρόνου για την απεικόνιση της προόδου των σπουδαστών.
Course Overview	Αναφορά	Διαχειριστές, Καθηγητές, Αναλυτές.	Δημιουργία αναφορών επισκόπησης πολλαπλών μαθημάτων.
Progress Bar	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές, Σπουδαστές	Εργαλείο διαχείρισης χρόνου για σπουδαστές με δυνατότητες επισκόπησης από τους καθηγητές.
Activity Results	Μονάδα (Block)	Σπουδαστές	Εμφανίζει τα αποτελέσματα από βαθμολογούμενες ή αξιολογούμενες δραστηριότητες σε ένα μάθημα.
Configurable Reports	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Διαχειριστές, Καθηγητές, Αναλυτές.	Επιτρέπει τη δημιουργία και προβολή προσαρμοσμένων αναφορών χωρίς να προϋποθέτει γνώση της SQL.
(Gradebook)	Αναφορά	Καθηγητές,	Προβάλλει τους βαθμούς των

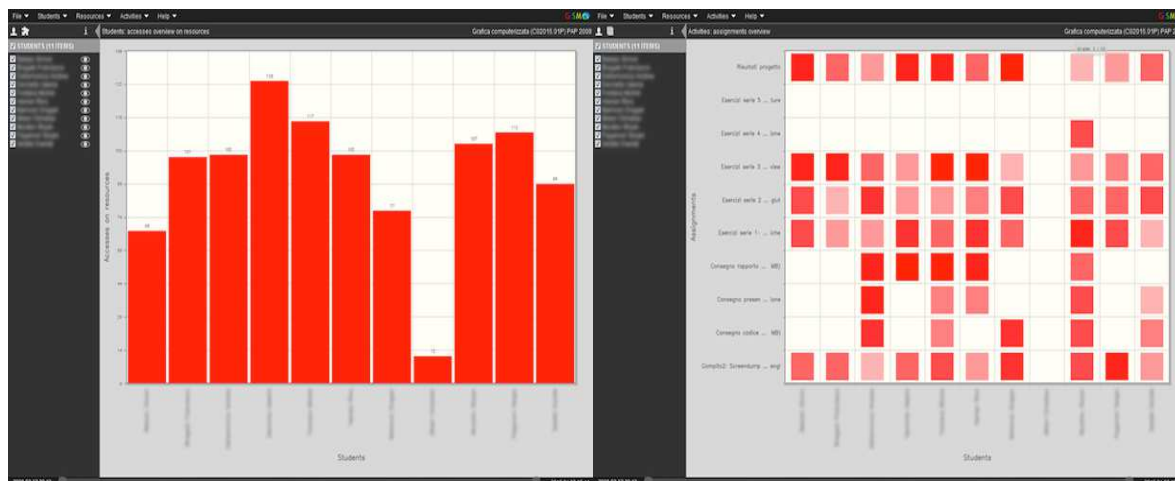
Overview		Σπουδαστές	σπουδαστών στις δραστηριότητες.
Ad-hoc Database Queries	Αναφορά (Πρόσθετη)	Διαχειριστές, Καθηγητές, Αναλυτές.	Επιτρέπει τη δημιουργία ερωτημάτων στη βάση δεδομένων και τα προβάλλει ως αναφορές ad-hoc.
Course Dedication	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές, Σπουδαστές.	Επιτρέπει τον υπολογισμό και την προβολή του εκτιμώμενου χρόνου αφοσίωσης των συμμετεχόντων σε ένα μάθημα.
Statistics (Graph Stats)	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Διαχειριστές, Καθηγητές.	Παρουσίαση γραφήματος με στατιστικά στοιχεία των επισκεπτών.
GISMO	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές.	Διαδραστικό εργαλείο παρακολούθησης του μαθήματος που δημιουργεί γραφικές παραστάσεις.
Level Up	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές, Μαθητές.	Μετρητής της συμμετοχής των σπουδαστών μέσω παροχής κινήτρων.
Forum Graphs	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές.	Αναλύει τις αλληλεπιδράσεις σε μία δραστηριότητα του φόρουμ δημιουργώντας το αντίστοιχο γράφημα.
Analytics Graphs	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές.	Δημιουργεί γραφήματα της συμμετοχής των σπουδαστών με σκοπό τη διευκόλυνση λήψης παιδαγωγικών αποφάσεων.
Heatmap	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Καθηγητές.	Προβάλλει τις δραστηριότητες με περισσότερη ή λιγότερη συμμετοχή για να βοηθήσει τους καθηγητές να βελτιώσουν τα μαθήματά τους.
Analytics	Τοπική Μονάδα	Καθηγητές, Αναλυτές.	Υποστηρίζει τις λειτουργίες ανάλυσης δεδομένων μέσω των: Piwik, Google Universal Analytics και Google Legacy Analytics.
Grade Distribution	Αναφορά	Καθηγητές	Οπτικοποιεί τους βαθμούς των μαθητών σε ένα μάθημα.
Logstore xAPI	Αποθετήριο Καταγραφών (Πρόσθετο)	Διαχειριστές, Αναλυτές, Ερευνητές.	Εξάγει τη ροή των γεγονότων που συμβαίνουν σε ένα μάθημα.
Student Quiz	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Μαθητές	Επιτρέπει στους μαθητές να δημιουργούν, αξιολογούν και σχολιάζουν από κοινού τις δικές τους ομάδες ερωτήσεων μέσα σε ένα κουίζ.
Learning Analytics Enriched Rubric	Αναφορά (Πρόσθετη)	Καθηγητές	Προηγμένη μέθοδος ταξινόμησης που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση βάσει κριτηρίων.

Live School	Μονάδα (Block) (Πρόσθετη)	Διαχειριστές, Καθηγητές, Σπουδαστές.	Συνεργάζεται με το moodle προσφέροντας υπηρεσίες διδασκαλίας σε πραγματικό χρόνο, SMS, τηλεφωνικής συνδιάσκεψης, χρήσης αρχείων/φακέλων, κ.ά.
IAD Learning	Άρθρωμα (Πρόσθετο)	Καθηγητές.	Προσφέρει πρόσβαση σε προσαρμοστικό περιεχόμενο μάθησης μέσω ενός χάρτη ιδεών που δείχνει τη δομή του μαθήματος καθώς και τις σχέσεις μεταξύ των διαφόρων τμημάτων του μαθήματος.
Moodle Activity Viewer	Άρθρωμα (Πρόσθετο)	Διαχειριστής, Καθηγητές.	Υποστηρίζει λειτουργίες όπως τον αριθμό των εμφανίσεων των κλικ, απεικόνιση σε χάρτη, κ.ά.
Intelliboard	Άρθρωμα (Πρόσθετο)	Καθηγητές, Ερευνητές, Μαθητές.	Εμπορική εφαρμογή υποστήριξης της μάθησης με δυνατότητες οπτικοποίησης.
Zoola	Άρθρωμα (Πρόσθετο)	Καθηγητές, Ερευνητές.	Εμπορική εφαρμογή υποστήριξης της μάθησης με δυνατότητες οπτικοποίησης.

Ορισμένα από τα πλέον σημαντικά εργαλεία που ενσωματώνονται ως δομικές μονάδες (block) στο Moodle, περιγράφονται παρακάτω παρέχοντας μια γενική άποψη των δυνατοτήτων τους.

4.7.1 GISMO.

Το GISMO (Εικόνα 4.1) επιτρέπει στους εκπαιδευτές τη μεμονωμένη παρακολούθηση της πορείας ενός μαθητή ή/ και να έχουν μια ολοκληρωμένη απεικόνιση της πορείας ολόκληρης της τάξης, αξιοποιώντας τα αρχεία καταγραφής που παρέχονται από το Moodle (Mazza & Milani, 2004).



Εικόνα 4.1: Γραφήματα του εργαλείου GISMO που αφορούν σε πρόσβαση των μαθητών σε πόρους και σε συμμετοχή τους στις διάφορες δραστηριότητες (Milani, 2014).

4.7.2 Heatmap

Η δομική μονάδα Heatmap (Εικόνα 4.2) επισημαίνει τους ψηφιακούς πόρους και τις δραστηριότητες ενός μαθήματος με περισσότερη ή λιγότερη συμμετοχή. Η προσθήκη της υποστηρίζει την εμφάνιση του αριθμού των επισκέψεων και των μοναδικών χρηστών κάθε δραστηριότητας (Raadt, 2020a).

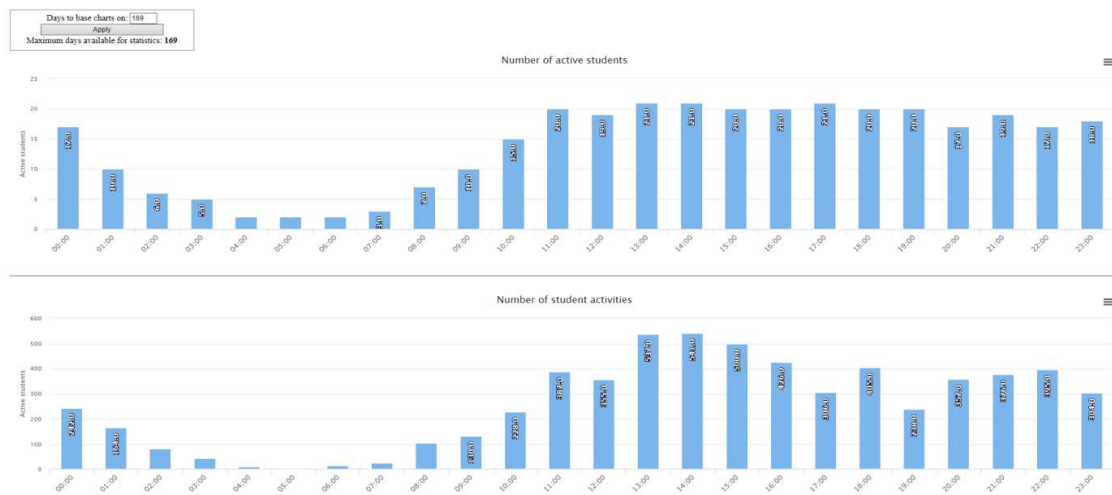


Εικόνα 4.2: Μονάδα Heatmap επισημάνσης της πρόσβασης των μαθητών στους διάφορους ψηφιακούς πόρους του μαθήματος.

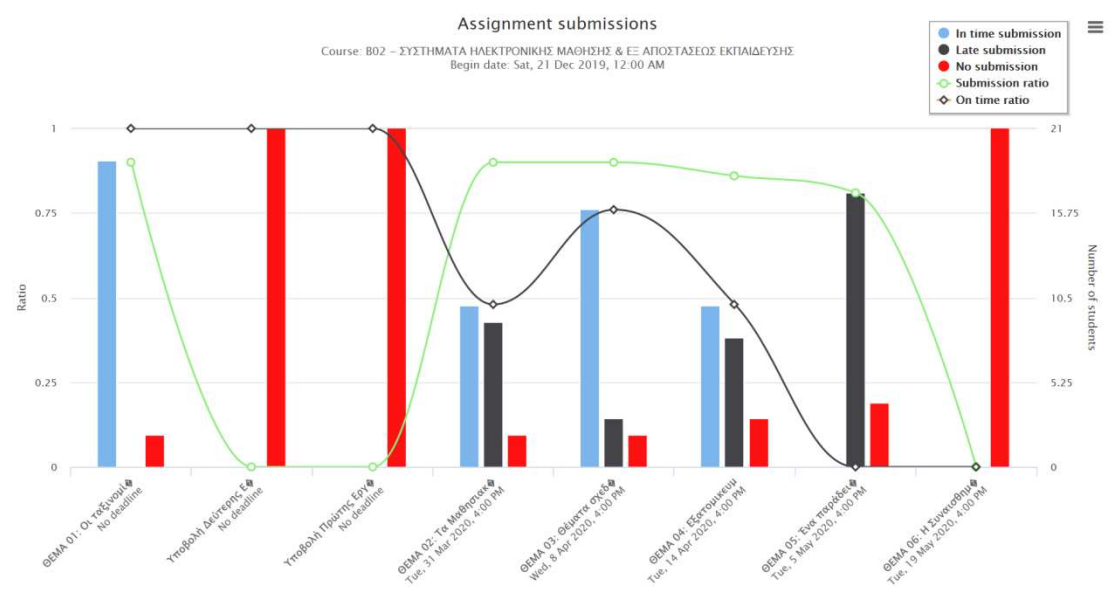
4.7.3 Analytics Graphs

Εργαλείο δημιουργίας πέντε τύπων γραφημάτων που διευκολύνει τους καθηγητές στη διαδικασία εξαγωγής επωφελής γνώσης από αρχεία καταγραφής (Εικόνες 4.3 & 4.4). Τα γραφήματα αφορούν στις εξής αναπαραστάσεις (Schmitt et al., 2010):

- α) Διαγράμματα βαθμολογίας.
- β) Διαγράμματα αριθμού ενεργών χρηστών.
- γ) Διαγράμματα πρόσβασης περιεχομένου.
- δ) Διαγράμματα υποβολών ανάθεσης σε εργασίες.
- ε) Διαγράμματα κατανομής εμφάνισης της πρόσβασης σε μαθήματα.



Εικόνα 4.3: Διαγράμματα αριθμού ενεργών χρηστών της δομικής μονάδας Analytics Graphs (Schmitt, 2018).



Εικόνα 4.4: Διαγράμματα υποβολών ανάθεσης σε εργασίες της μονάδας Analytics Graphs (Schmitt, 2018).

4.7.4 Configurable Reports.

Συμβάλλει στη δημιουργία προσαρμοσμένων αναφορών στο Moodle, χωρίς την προϋπόθεση γνώση της SQL για τη χρήση της (Εικόνα 4.5). Υποστηρίζει τη δημιουργία αναφορών όπως: μαθημάτων, κατηγοριών, χρηστών, χρονοδιαγραμμάτων και προσαρμοσμένων (Dias Junior & Mercado, 2019).

Lists "loggedin users" from the last 120 days (Tuesday, 19 May 2020, 2:01 PM)

Dashboard / Courses / ΒΟ2 ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ / Manage reports / Lists "loggedin users" from the last 120 days (Tuesday, 19 May 2020, 2:01 PM)

View report Custom SQL Filters Template Permissions Calculations Plot - Graphs Report Manage reports

Show entries Search:

id	firstname	lastname	days
57	anonfirstname6	anonlastname6	2020-05-09 10:23:35
58	anonfirstname7	anonlastname7	2020-05-12 01:42:05
59	anonfirstname8	anonlastname8	2020-05-11 15:44:23
60	anonfirstname9	anonlastname9	2020-05-09 00:25:01
61	anonfirstname10	anonlastname10	2020-05-11 11:20:10
62	anonfirstname11	anonlastname11	2020-05-11 23:24:35
63	anonfirstname12	anonlastname12	2020-05-12 16:56:32
64	anonfirstname13	anonlastname13	2020-05-12 15:34:02
65	anonfirstname14	anonlastname14	2020-05-09 13:41:41
66	anonfirstname15	anonlastname15	2020-05-12 13:56:18

Showing 31 to 40 of 47 entries Total record count = 47

First Previous 1 2 3 4 5 Next Last

Εικόνα 4.5: Δημιουργία προσαρμοσμένης αναφοράς πρόσβασης των χρηστών στο μάθημα τις τελευταίες 120 ημέρες (Leyva & Tellez, 2019).

4.7.5 Completion Progress.

Εργαλείο παρακολούθησης της προόδου των μαθητών αναφορικά με τις δραστηριότητες και τους πόρους με τους οποίους αλληλεπιδρούν σε ένα μάθημα (Εικόνα 4.6). Χρησιμοποιείται ως εργαλείο διαχείρισης χρόνου για της μαθητές και ως εργαλείο πληροφόρησης για τους καθηγητές (Dias Junior & Mercado, 2019).

Overview of students

Role

1 2 »

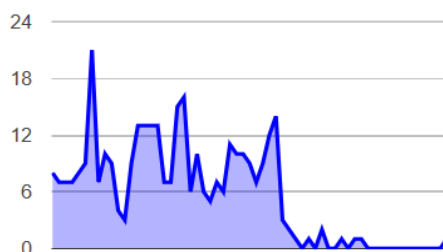
Select	First name / Surname	Last in course	Completion Progress	Progress
<input type="checkbox"/>	anonfirstname10 anonlastname10	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname11 anonlastname11	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname12 anonlastname12	Never	<div style="width: 0%;"></div>	0%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname13 anonlastname13	Never	<div style="width: 4%;"></div>	4%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname14 anonlastname14	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname15 anonlastname15	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname16 anonlastname16	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname17 anonlastname17	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname18 anonlastname18	Never	<div style="width: 6%;"></div>	6%

Εικόνα 4.6: Μονάδα Completion Progress διαχείρισης του διαθέσιμου χρόνου για την επίβλεψη της προόδου των μαθητών (Raadt, 2020b).

4.7.6 Statistics (Graph Stats)

Αφορά σε στατιστικά στοιχεία της πρόσβασης των επισκεπτών (Εικόνα 4.7) στο μάθημα, εμφανίζοντας λεπτομέρειες σχετικές με τον αριθμό των χρηστών και των μαθημάτων στα οποία συμμετέχουν (Kadoić & Oreški, 2018).

Statistics



[More details](#)

Connections today : 1

Εικόνα 4.7: Μονάδα Statistics (Graph Stats) απεικόνισης της πρόσβασης των επισκεπτών στο μάθημα (Bugnet & Dvorovenko, 2015).

4.7.7 Course Dedication

Δομική μονάδα υπολογισμού του εκτιμώμενου χρόνου αφοσίωσης κάθε συμμετέχοντα στο μάθημα που χρησιμοποιείται μόνο από τους καθηγητές των μαθημάτων (Εικόνα 4.8). Η χρήση του περιορίζεται αποκλειστικά και μόνο σε σελίδες μαθημάτων, ενώ επιτρέπει τη λήψη όλων των δεδομένων σε μορφή υπολογιστικού φύλλου για μετέπειτα επεξεργασία (Verykios, 2017).

Course dedication configuration

Select the range of dates and the maximum time between clicks of the same session.

Start of the period	<input type="text" value="21"/>	<input type="text" value="December"/>	<input type="text" value="2019"/>	<input type="text" value="00"/>	<input type="text" value="00"/>	<input type="text" value="📅"/>
End of the period	<input type="text" value="7"/>	<input type="text" value="June"/>	<input type="text" value="2020"/>	<input type="text" value="22"/>	<input type="text" value="26"/>	<input type="text" value="📅"/>
Limit between clicks (in minutes)	<input type="text" value="60"/>					

Calculate

All course members dedication. Click on any name to see a detailed course dedication for it.

Period since *Saturday, 21 December 2019, 12:00 AM* to *Sunday, 7 June 2020, 10:26 PM*

Elapsed time: 169 days 21 hours

Total dedication: 168 hours 7 mins

Mean dedication: 7 hours 18 mins

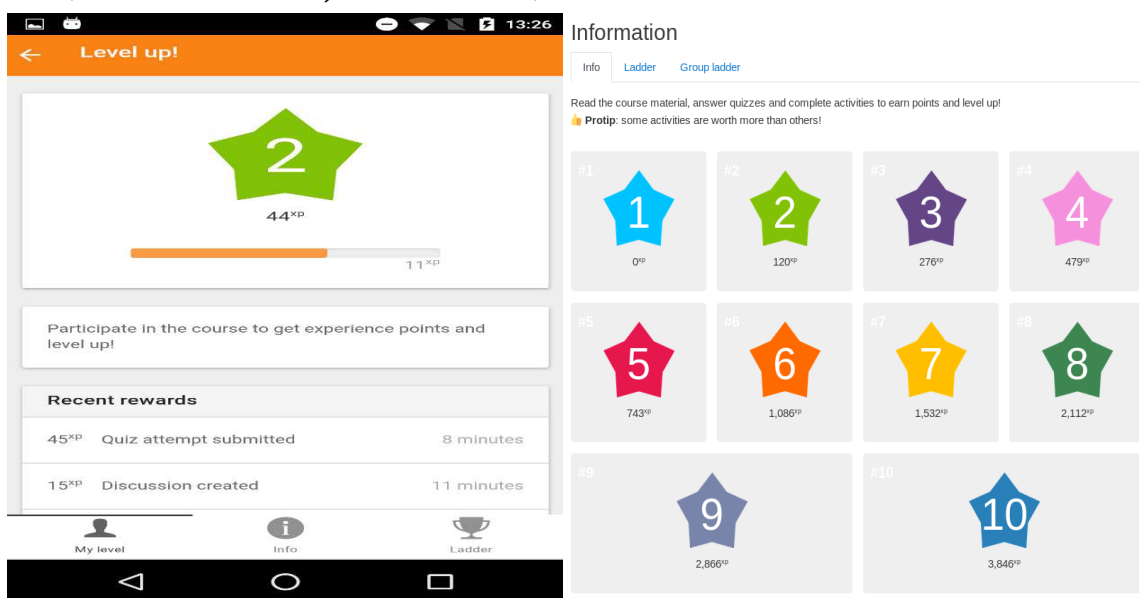
Download in Excel format

	First name	Surname	Group	Course dedication	Connections per day
	anonfirstname1	anonlastname1		8 hours 24 mins	0.09
	anonfirstname10	anonlastname10		13 hours 50 mins	0.19
	anonfirstname11	anonlastname11		10 hours 39 mins	0.15
	anonfirstname12	anonlastname12		3 hours 16 mins	0.09
	anonfirstname13	anonlastname13		9 hours 48 mins	0.19

Εικόνα 4.8: Μονάδα Course Dedication υπολογισμού του εκτιμώμενου χρόνου αφοσίωσης κάθε συμμετέχοντα στο μάθημα (Cicei & Talavera, 2020).

4.7.8 Level Up

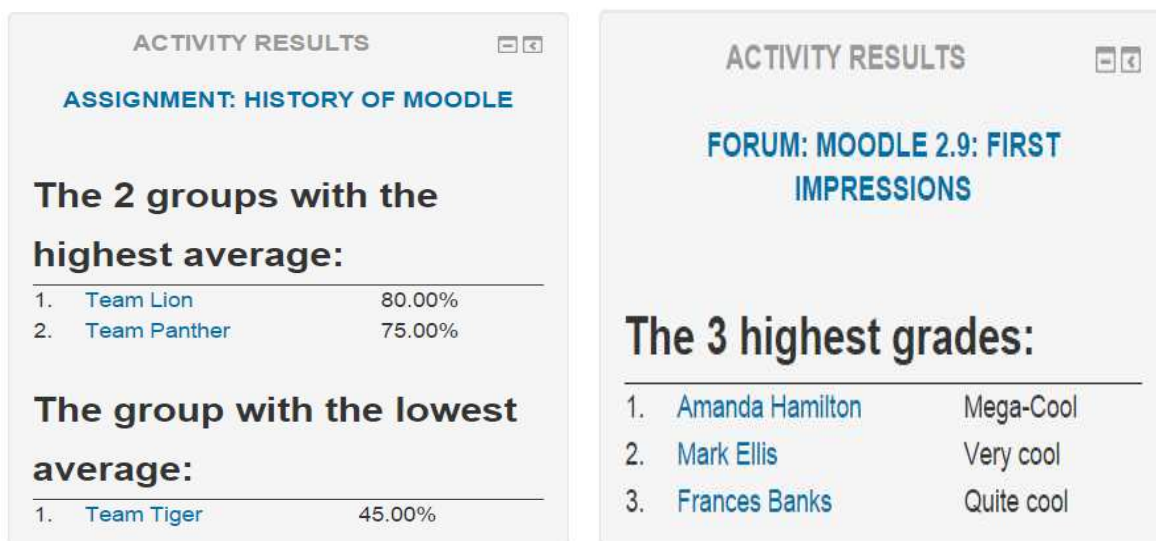
Δομική μονάδα (Εικόνα 4.9) που εμφανίζει το τρέχον επίπεδο προόδου του χρήστη, αποδίδοντας του αυτόματα σημεία για τις ενέργειες και την πρόδοό τους σε κάθε επίπεδο (García-Iruela & Hijón-Neira, 2018).



Εικόνα 4.9: Μονάδα Level Up που εμφανίζει το τρέχον επίπεδο του χρήστη βάσει των ενεργειών του στο περιβάλλον του μαθήματος (Massart, 2020; Branchup, nd).

4.7.9 Activity Results

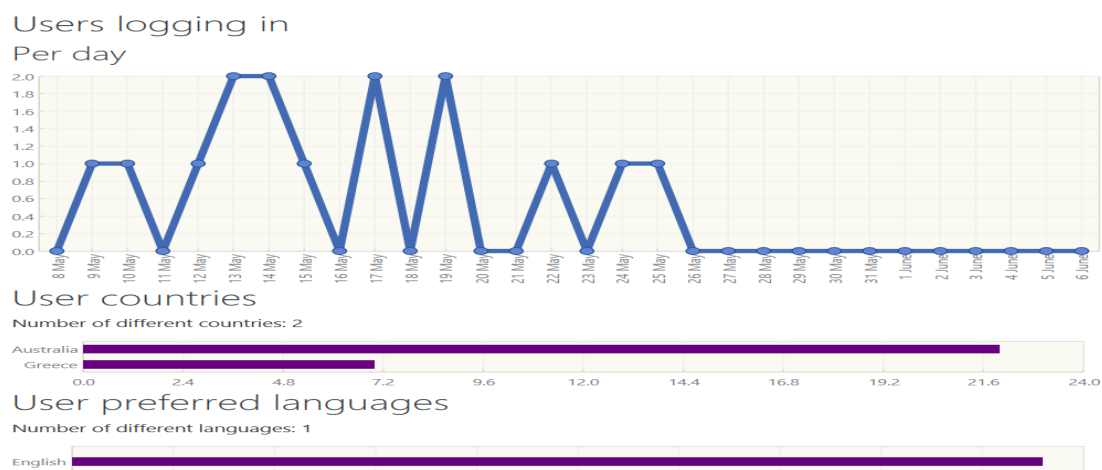
Χρησιμοποιείται προς εμφάνιση των αποτελεσμάτων βαθμολόγησης στις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος (Εικόνα 4.10). Υποστηρίζει την εμφάνιση ατόμων ή/ και ομάδων με τις υψηλότερες ή χαμηλότερες βαθμολογίες σε εργασίες, κουίζ, μαθήματα και εργαστήρια, καθώς επίσης και τις αξιολογήσεις από δωμάτια συζητήσεων, γλωσσάρια και βάσεις δεδομένων (Kadoić & Oreški, 2018).



Εικόνα 4.10: Μονάδα «Activity Results» εμφάνισης των αποτελεσμάτων βαθμολόγησης στις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος (Cooch, 2015).

4.7.10 Report Overview Statistics

Δημιουργεί διαγράμματα από αναφορές μαθημάτων και ιστότοπων (Εικόνα 4.11). Μεταξύ των διαθέσιμων αναφορών που υποστηρίζει είναι (Zdraven et al., 2017): εμφάνιση σε γράφημα των εγγεγραμμένων χρηστών που είχαν πρόσβαση στο μάθημα ανά ημέρα και ώρα τον τελευταίο μήνα, γραφική απεικόνιση των χωρών από τις οποίες προέρχονται οι χρήστες και εμφάνιση των προτιμώμενων γλωσσών των χρηστών.



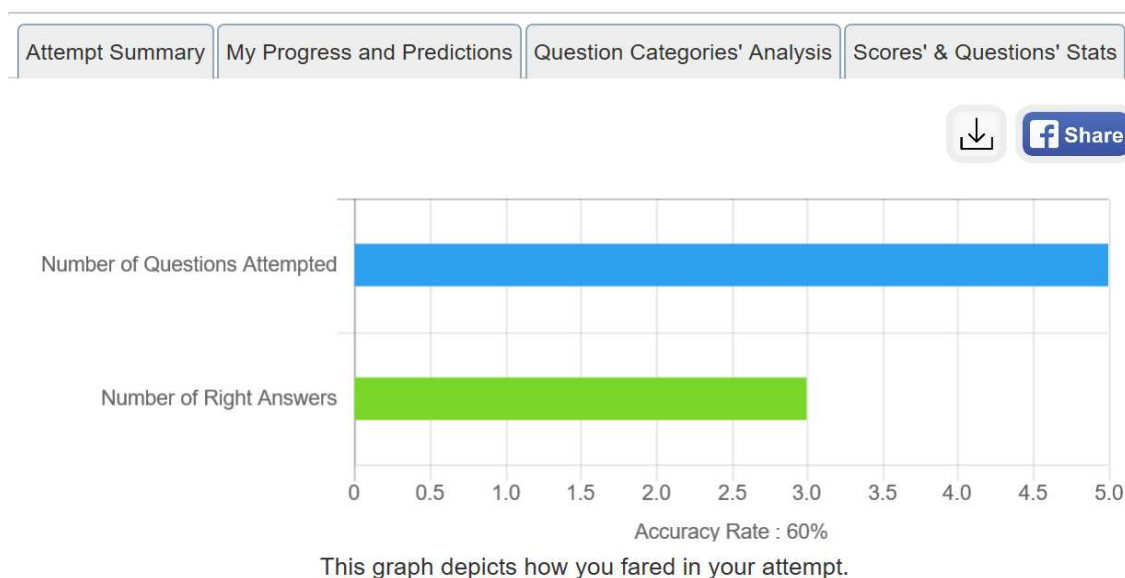
Εικόνα 4.11: Εργαλείο «Report Overview Statistics» δημιουργίας διαγραμμάτων από αναφορές μαθημάτων και ιστότοπων (Mudrák, 2019).

4.7.11 Grade Report Quiz Analytics.

Εργαλείο γραφικής απεικόνισης της συμμετοχής των χρηστών στα κουίζ του μαθήματος (Εικόνα 4.12). Σημαντικά χαρακτηριστικά αποτελούν η σύνοψη των προσπαθειών των χρηστών και η διατήρηση στατιστικών βαθμολογίας και ερωτήσεων.

Κάθε προσπάθεια του χρήστη συμμετοχής σε κουίζ καταγράφεται και απεικονίζεται γραφικά, ενώ παράλληλα ένας πίνακας ρυθμίσεων βοηθά το διαχειριστή στη διαμόρφωση της κατάλληλης προσθήκης που ταιριάζει στις απαιτήσεις τους (Macneil & Barbary, 2017). Η κατανομή των γραφημάτων υλοποιείται μέσω των ακόλουθων καρτελών(DualCube Team, 2020):

- Σύνοψη προσπαθειών: εμφανίζει τον αριθμό της ερώτησης, τη σωστή και την εν μέρει σωστή απάντηση της τελευταίας προσπάθειας και του ποσοστού ακριβείας.
- Προβολή προόδου και πρόβλεψης: περιλαμβάνει τρεις τύπους γραφημάτων (βελτίωσης των προσπαθειών, απεικόνισης ερωτημάτων χωρίς προσπάθεια ή εσφαλμένη απόπειρα και ανακεφαλαίωσης όλων των απαντήσεων).
- Ανάλυσης κατηγοριών ερωτήσεων: δημιουργεί διαφορετικούς τύπους γραφημάτων ανά κατηγορία. Οι κατηγορίες είναι: α) ερωτήσεις ανά κατηγορία που αναφέρεται στον αριθμό ερωτήσεων που υπάρχουν στο κουίζ, β) ερωτήσεις πρόκλησης χρηστών αναφερόμενες στις δέκα κατηγορίες ερωτήσεων που οδήγησαν τους χρήστες σε λανθασμένες ή/ και μη απαντημένες ερωτήσεις και γ) ερωτήσεις ατομικής πρόκλησης οι οποίες περιλαμβάνουν τις δέκα κατηγορίες ερωτήσεων που δυσκόλεψαν περισσότερο το χρήστη.
- Στατιστικών βαθμολογίας και ερωτήσεων: εμφανίζει δύο τύπους γραφημάτων. Ο πρώτος τύπος αναπαριστά τις βαθμολογίες σε ποσοστά και ο δεύτερος σχετίζεται με απεικόνιση του τρόπου με τον οποίο οι χρήστες απάντησαν σε κάθε ερώτηση.



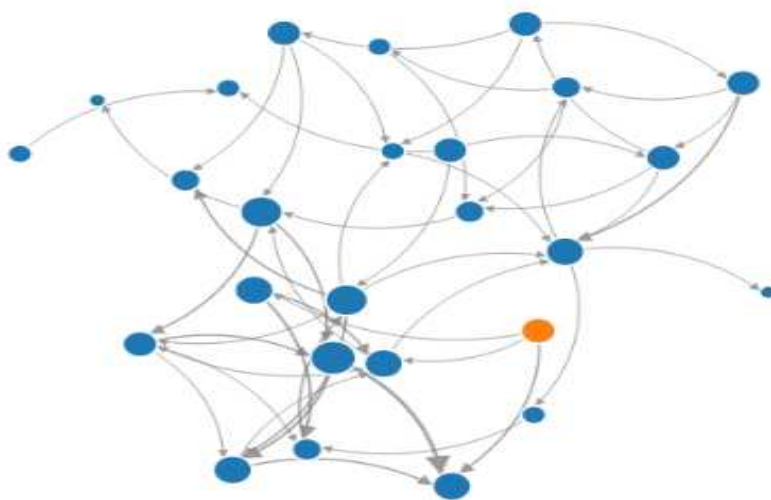
Εικόνα 4.12: Εργαλείο «Grade Report Quiz Analytics» γραφικής απεικόνισης της συμμετοχής των χρηστών στα κουίζ του μαθήματος.

4.7.12 Report Forum Graph

Εργαλείο αναφορών που αναλύει τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών σε ένα δωμάτιο συζητήσεων (forum) μέσω δημιουργίας ενός γραφήματος (Εικόνα 4.13). Κάθε κόμβος

του γραφήματος αφορά σε ένα χρήστη, ενώ κάθε ακμή αντιπροσωπεύει την αλληλεπίδραση μεταξύ τους. Άλλα σημαντικά χαρακτηριστικά που θα πρέπει να σημειωθούν είναι (Dias Junior & Mercado, 2019):

- Η χρησιμοποίηση διαφορετικού χρωματισμού και μεγέθους για τους κόμβους εκπαιδευτικών και μαθητών.
- Το μέγεθος ενός κόμβου καθορίζεται από τον αριθμό μηνυμάτων μεταξύ των συμμετεχόντων.
- Πατώντας πάνω σε ένα κόμβο μπορεί να γίνει λήψη του αρχείου καταγραφής της συμμετοχής των χρηστών σε αναρτήσεις/ απαντήσεις τους στο forum.
- Η δυνατότητα εναλλαγής εμφάνισης και επεξήγησης της ετικέτας ενός κόμβου (π.χ. προβολή πλήρους ονόματος του χρήστη).
- Η δημιουργία πίνακα σύνοψης του αριθμού συζητήσεων και απαντήσεων στο forum καθώς και των τριών χρηστών με τις περισσότερες δημοσιεύσεις.



Εικόνα 4.13: Εργαλείο «Report Forum Graph» ανάλυσης των αλληλεπιδράσεων των χρηστών σε ένα δωμάτιο συζητήσεων (forum) μέσω δημιουργίας ενός γραφήματος (Chan, 2016).

4.7.13 Πρόσφατες Επεκτάσεις - Εργαλεία Έκδοσης Moodle 3.8+

Η πρόσφατη έκδοση 3.8+ του Moodle επεκτάθηκε με το ανοικτό σύστημα API Moodle Learning Analytics και μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην ανάπτυξη και υποστήριξη δύο τύπων μοντέλων:

- Μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των μοντέλων πρόγνωσης και λήψης αποφάσεων.
- Στατικών, βασισμένων σε κανόνες συστήματος ανίχνευσης καταστάσεων και ειδοποίησης των επιλεγμένων χρηστών.

Η πρόσφατη επέκταση περιλαμβάνει τρεις τύπους μοντέλων:

- πρόβλεψης των μαθητών που κινδυνεύουν να εγκαταλείψουν.

- πρόβλεψης επερχόμενων δραστηριοτήτων, όπου το μοντέλο ελέγχει τις επερχόμενες ημερομηνίες λήξης και αποχώρησης από τις δραστηριότητες βάσει της σελίδας ημερολογίου του χρήστη.
- πρόβλεψης βάσει υποθέσεων, μέσω των οποίων ενημερώνονται οι διαχειριστές των ιστότοπων για το ποια μαθήματα με επερχόμενη ημερομηνία έναρξης δεν θα έχουν διδακτική δραστηριότητα.

Ορισμένες από τις ενέργειες που μπορούν να εκτελεστούν σε ένα από τα υφιστάμενα μοντέλα είναι: λήψη προβλέψεων, προβολή πληροφοριών κάθε ανάλυσης, αξιολόγηση, προβολή προηγούμενων αρχείων καταγραφής αξιολόγησης, επεξεργασίας δεικτών και χρονικού διαχωρισμού και ενεργοποίηση/ απενεργοποίηση διαδικασιών εκπαίδευσης και πρόβλεψης. Πρόσθετα προβλεπτικά μοντέλα μπορούν να δημιουργηθούν χρησιμοποιώντας το Analytics API ή χρησιμοποιώντας τη νέα διεπαφή ιστού. Φιλοδοξία αυτής της επέκτασης αποτελεί η επίτευξη ανάλυσης προγενέστερων δεδομένων και η πρόβλεψη μελλοντικών δραστηριοτήτων ή/ και γεγονότων σε πραγματικό χρόνο (Moodle Analytics, 2020).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5:

Ερευνητικά Ερωτήματα και Μεθοδολογία Έρευνας

5.1 Εισαγωγή

Το σύστημα διαχείρισης μάθησης **moodle**, όπως αναλύθηκε ήδη σε προηγούμενο κεφάλαιο, αποτελεί δημοφιλή επιλογή σε πολλά εκπαιδευτικά συστήματα, εξαιτίας της χαμηλής τεχνικής πολυπλοκότητας που προσφέρει και της ποικιλίας δομικών μονάδων και δραστηριοτήτων που υποστηρίζει.

- Σημαντικό πλεονέκτημα του moodle αποτελεί το γεγονός ότι επιτρέπει την **ενσωμάτωση εντός του moodle** διαφόρων μονάδων (blocks, add-ins, κλπ.) ανεξάρτητου λογισμικού που έχουν αναπτυχθεί για την εξόρυξη, ανάλυση και οπτικοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων που αυτόματα καταγράφει το moodle.
- Παράλληλα έχουν δημιουργηθεί διάφορα εμπορικά ή/ και ανοικτού λογισμικού **εξωτερικά ως προς το moodle εργαλεία** για την ανάλυση και οπτικοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων που προέρχονται (εξάγονται) από το moodle.

Η συνεχής τάση ανάπτυξης υποστηρικτικών μονάδων, επεκτάσεων και εξωτερικών εργαλείων στην κατεύθυνση σύνδεσης των περιοχών της EDM (Educational Data Mining) και της LA (Learning Analytics) με το σύστημα διαχείρισης moodle προϋποθέτει τον καθορισμό παραμέτρων επιλογής των κατάλληλων για την κάθε περίπτωση εργαλείων, είτε εσωτερικών είτε εξωτερικών ως προς το moodle.

5.2 Ερευνητικά Ερωτήματα

Το πλήθος των υποστηρικτικών εργαλείων που αναπτύσσονται και βελτιώνονται συνεχώς, σε συνδυασμό με τα υφιστάμενα συστήματα διαχείρισης μάθησης μπορούν να συμβάλλουν στην επίλυση σημαντικών ερευνητικών ζητημάτων που ανακύπτουν στα πεδία της EDM και της LA (Learning Analytics). Η επιλογή ενός συγκεκριμένου εργαλείου EDM αποτελεί δύσκολη απόφαση για το χρήστη, ο οποίος θα πρέπει να κρίνει και να συγκρίνει με βάση την αξία και τη χρησιμότητα καθενός για το πρόβλημα που αντιμετωπίζει / επιλύει. Σε αρκετές περιπτώσεις παρατηρείται ορισμένα εξ αυτών να είναι κατάλληλα για περισσότερες από μια εργασίες, ενώ αρκετά από αυτά διαχειρίζονται μεγάλες ποσότητες δεδομένων υποστηρίζοντας διαφορετικές πτυχές της EDM και της LA.

Η αποδοτική ένταξη και χρήση του moodle από τον εκπαιδευτικό στην καθημερινή εκπαιδευτική πράξη, εγείρει ερωτήματα που χρήζουν περαιτέρω διερεύνησης και συνοψίζονται στα εξής:

1. Ποιες ειδικές μονάδες (blocks) ή αναφορές (reports) θα πρέπει να **ενσωματωθούν** στο moodle για την υλοποίηση των λειτουργιών EDM που *απαιτεί το δεδομένο πρόβλημα*;

2. Ποια **εξωτερικά εργαλεία** δύνανται να χρησιμοποιηθούν σε συνδυασμό με το moodle, για να υποστηρίξουν την ανάλυση και οπτικοποίηση των κατάλληλων πληροφοριών *για το δεδομένο πρόβλημα*, σε προγενέστερο ή σε πραγματικό χρόνο;
3. Ποια τα δυνατά και αδύναμα σημεία του καθενός από τα ανωτέρω «εσωτερικά» και «εξωτερικά» εργαλεία, ως προς την ανάλυση και οπτικοποίηση των πραγματικών δεδομένων που αντλούνται από το moodle, *για το δεδομένο πρόβλημα*;

5.3 Μεθοδολογία Έρευνας – Συλλογή Πραγματικών Δεδομένων

Η μέθοδος που ακολουθείται είναι η πειραματική, συγκεκριμένα γίνεται εφαρμογή (χρήση) και συγκριτική αξιολόγηση (με συγκεκριμένα κριτήρια) (α) των «εσωτερικών» και (β) των «εξωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων λογισμικού, ως προς τις δυνατότητές τους για ανάλυση και για οπτικοποίηση δεδομένων και αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα,

- στο **Κεφάλαιο 6** γίνεται επιλογή, πειραματική εφαρμογή και συγκριτική αξιολόγηση των «εσωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων, ενώ
- στο **Κεφάλαιο 7** γίνεται επιλογή, πειραματική εφαρμογή και συγκριτική αξιολόγηση των «εξωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων.

Για το πειραματικό μέρος της παρούσας μελέτης χρησιμοποιήθηκε ως 'πεδίο' το μεταπτυχιακό μάθημα με τίτλο «Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης & Εξ' Αποστάσεως Εκπαίδευσης» του Διαπανεπιστημιακού Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών «Τεχνολογίες Πληροφοριών & Επικοινωνιών για την Εκπαίδευση» που προσφέρεται από το Πανεπιστήμιο Αθηνών, το Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας και το Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής. Το μάθημα προσφέρεται στην ελληνική γλώσσα και είναι βασισμένο στο μικτό μοντέλο μάθησης (blended learning) δηλαδή περιλαμβάνει συνδυασμό ασύγχρονου μαθήματος και δια ζώσης συνεδριών στην τάξη. Κατά τη διάρκεια του εαρινού εξαμήνου 2019-20, ιδίως, και λόγω των μέτρων κατά της πανδημίας Covid-19, οι συνεδρίες στην τάξη πραγματοποιήθηκαν πρόσωπο με πρόσωπο κατά τη διάρκεια του Φεβρουαρίου έως και τις αρχές Μαρτίου 2020 και κατόπιν on-line μέσω συγχρονισμένης τηλεδιάσκεψης. Το ηλεκτρονικό μάθημα εγκαταστάθηκε στο διακομιστή moodle του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής (<http://ict.uniwa.gr/>), και εγγράφηκαν σε αυτό είκοσι (20) μεταπτυχιακοί φοιτητές. Οι δεκαεννέα (19) από αυτούς ολοκλήρωσαν με επιτυχία τις υποχρεώσεις του μαθήματος, ενώ ένας (1) φοιτητής εγκατέλειψε το μάθημα.

Η δομή του μαθήματος περιλαμβάνει μια (1) εισαγωγική συνεδρία και δέκα (10) θεματικές ενότητες για μελέτη. Οι μαθητές μελετούν μία μονάδα την εβδομάδα, ασύγχρονα, χρησιμοποιώντας το μαθησιακό περιεχόμενο που διατίθεται στην πλατφόρμα moodle. Ακολουθεί μια συνεδρία τεσσάρων ωρών, μία φορά την εβδομάδα. Κατά τη διάρκεια των δύο πρώτων ωρών κάθε συνεδρίας, το θέμα της εβδομάδας συνοψίζεται από τον εκπαιδευτή της τάξης και ακολουθεί συζήτηση. Οι επόμενες δύο ώρες αφορούν σε πρακτικό εργαστήριο το οποίο ολοκληρώνει κάθε συνεδρία. Έξι (6) από τις δέκα (10) μονάδες περιλαμβάνουν ανάθεση εργασίας. με ερωτήσεις ή/ και

προβλήματα που σχετίζονται με την ανάθεση και τα οποία συζητούνται στην τάξη κατά τη διάρκεια κάθε συνεδρίας. Κάθε εργασία υποβάλλεται εντός δύο εβδομάδων από την ημερομηνία δημοσίευσής της και βαθμολογείται. Οι βαθμοί μαζί με τα σχόλια του εκπαιδευτή κοινοποιούνται ξεχωριστά σε κάθε φοιτητή μέσω της πλατφόρμας moodle.

Τα δεδομένα συσσωρεύτηκαν και καταγράφηκαν στο moodle κατά τη διδασκαλία του μαθήματος στο Εαρινό Εξάμηνο 2019-20. Όπως περιγράφεται παραπάνω, από τα αυτόματα καταγραφόμενα δεδομένα στο moodle, εκείνα που ενδιαφέρουν το συγκεκριμένο μάθημα εξάγονται, αναλύονται και οπτικοποιούνται προκειμένου να απαντηθούν τα ερευνητικά ερωτήματα που ορίστηκαν στην αρχή αυτής της μελέτης.

Η διαδικασία ξεκίνησε αρχικά με την εγκατάσταση του συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης τοπικά σε φορητό υπολογιστή και κατόπιν με μεταφορά του ηλεκτρονικού μαθήματος στην εξής διεύθυνση: <https://csu.eee.uniwa.gr/moodle/>. Προκειμένου να διερευνηθούν και αξιολογηθούν οι δυνατότητές των διαφόρων εργαλείων εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης δεδομένων στο σύστημα αυτό, πραγματοποιήθηκε ενσωμάτωση και δοκιμή μεγάλου πλήθους δομικών μονάδων σε πραγματικά δεδομένα που αντλήθηκαν από αρχεία καταγραφής του μεταπτυχιακού μαθήματος. Για το σκοπό αυτό χρειάστηκε να ληφθούν υπόψη σημαντικά κριτήρια όπως της συμβατότητας μεταξύ διαθέσιμων εργαλείων και έκδοσης του συστήματος διαχείρισης μάθησης και σε περιορισμούς ή/ και απαιτήσεις που θέτουν οι προοπτικές της αξιοποίησης της παραγόμενης γνώσης. Στις ενότητες που ακολουθούν περιγράφονται οι κυριότερες δομικές μονάδες που έχουν αναπτυχθεί για την εξόρυξη, ανάλυση και ερμηνεία των εκπαιδευτικών δεδομένων στο σύστημα διαχείρισης μάθησης moodle και οι οποίες μπορούν να αξιοποιηθούν για τις ανάγκες της έρευνάς μας. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την αξιοποίηση εξωτερικών εργαλείων εξόρυξης και οπτικοποίησης δεδομένων (Gephi, Weka, ProM 6.7) σε αρχεία καταγραφών των φοιτητών που αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον του μαθήματος.

5.4 Κριτήρια Επιλογής Εργαλείων EDM.

Η εκτέλεση συγκεκριμένων λειτουργιών εντός της EDM υποστηρίζεται από ένα μεγάλο αριθμό εργαλείων. Παλαιότερες αλλά και πρόσφατες ανασκοπήσεις έχουν δημοσιευθεί αναφερόμενες σε μεγάλο αριθμό εργαλείων (Romero & Ventura, 2007; Romero & Ventura, 2013; Garcia et al., 2011; Pena-Ayla, 2014; Venkatachalapathy et al., 2017). Για τη συγκεκριμένη μελέτη επιλέχθηκαν τα παρακάτω εργαλεία (Πίνακες 5.1 & 5.2) βάσει των εξής κριτηρίων (Bhargava et al., 2013):

- a) Αποδοτικότητα: περιλαμβάνει τις παραμέτρους της αξιοπιστίας και της ακρίβειας,
- b) Λειτουργικότητα: βασιζόμενη στην προσαρμογή, τη διαλειτουργικότητα και την ευελιξία,
- c) Χαρακτηριστικά Ποιότητας Λογισμικού: αφορά στις παραμέτρους της χρηστικότητας, της εξατομίκευσης και της αποδοχής του από τους χρήστες,

- d) Διαθεσιμότητα και Υποστήριξη: να αφορά σε ελεύθερο λογισμικό, με υποστήριξη υπηρεσιών αντιμετώπισης προβλημάτων και επέκτασης των δυνατοτήτων τους.

Πίνακας 5.1: Επιλεγμένα Εργαλεία EDM, «Εσωτερικά» ως προς το moodle.

Όνομασία Εργαλείου	Περιγραφή
GISMO	(Mazza & Milani, 2004; Milani, 2014,)
HeatMap	(Raadt, 2020a; Santos et al., 2019)
Analytics Graphs	(Schmitt et al., 2010; Schmitt, 2018)
Configurable Reports	(Dias Junior & Mercado, 2019; Leyva & Tellez, 2019)
Completion Progress	(Dias Junior & Mercado, 2019; Raadt, 2020b)
Statistics (Graph Stats)	(Kadoić & Oreški, 2018; Bugnet & Dvorovenko, 2015)
Course Dedication	(Verykios, 2017; Cicei & Talavera, 2020)
Level Up	(García-Iruela & Hijón-Neira, 2018; Massart, 2020; Branchup, nd)
Activity Results	(Kadoić & Oreški, 2018; Cooch, 2015)
Report Overview Statistics	(Zdravev et al., 2017; Mudrák, 2019)
Grade Report Quiz Analytics	(DualCube Team, 2020)
Report Forum Graph	(Dias Junior & Mercado, 2019; Chan, 2016)

Πίνακας 5.2: Επιλεγμένα Εργαλεία EDM, «Εξωτερικά» ως προς το moodle.

Όνομασία Εργαλείου	Περιγραφή
Gephi	Λογισμικό εξερεύνησης και οπτικοποίησης πολλών ειδών γραφημάτων και δικτύων (Bastian et al., 2009).
Weka (Machine Learning Group, nd)	Λογισμικό που επιτρέπει την εφαρμογή μεθόδων και αλγορίθμων σε δεδομένα (Hall et al., 2009).
ProM (Process Mining Group, nd)	Λογισμικό εφαρμογής πολλών αλγορίθμων εξόρυξης διεργασιών που δεν απαιτεί γνώσεις προγραμματισμού (Aulia & Waspada, 2019).

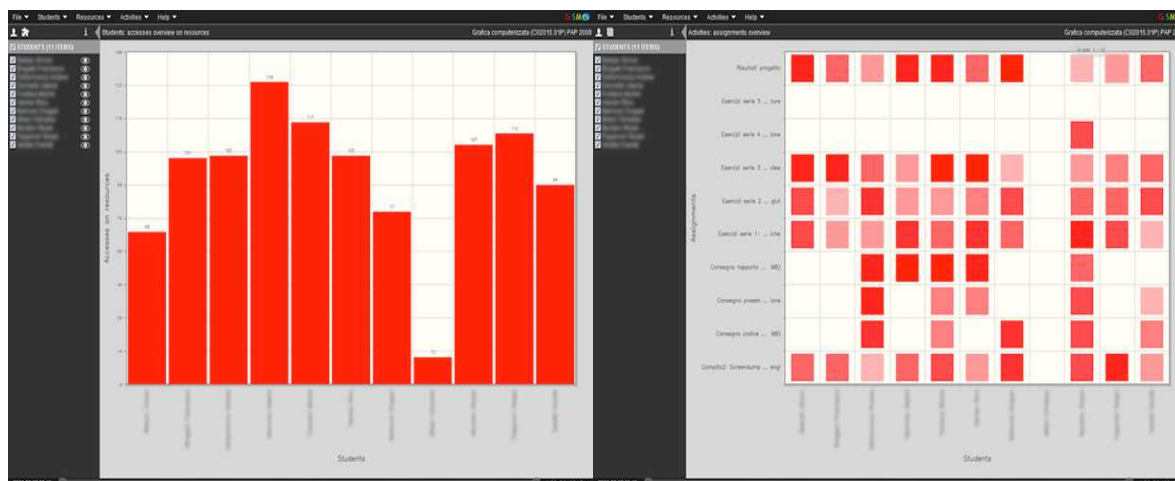
Συγκεκριμένες παράμετροι όπως η συμβατότητα μεταξύ εργαλείων και συστήματος διαχείρισης μάθησης, περιορισμοί και απαιτήσεις της EDM και προοπτικές αξιοποίησης της παραγόμενης γνώσης, μας οδηγούν στην επιλογή των ανωτέρω εργαλείων, για τα οποία θα γίνει στα επόμενα Κεφάλαια 6 και 7 πειραματική εφαρμογή και σύγκριση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Εσωτερικά ως προς το moodle εργαλεία: Πειραματική Εφαρμογή και Συγκριτική Αξιολόγηση

Λαμβάνοντας υπόψη την περιγραφή των «εσωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων που προηγήθηκε στο Κεφάλαιο 4, καθώς και την επιλογή των σημαντικότερων εργαλείων που αποτυπώνεται στο Κεφάλαιο 5 με βάση τα εκεί διατυπωθέντα κριτήρια, στο παρόν Κεφάλαιο 6 γίνεται η πειραματική εφαρμογή δέκα (10) διαφορετικών «εσωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων λογισμικού στα πραγματικά εκπαιδευτικά δεδομένα του μεταπτυχιακού μαθήματος, και παρουσιάζονται και αξιολογούνται συγκριτικά τα αποτελέσματα.

6.1 GISMO.

Γραφικό διαδραστικό εργαλείο παρακολούθησης των ενεργειών των χρηστών που παρέχει ολοκληρωμένες απεικονίσεις επισκόπησης και ανάλυσης των δραστηριοτήτων τους σε μαθήματα εξ αποστάσεως εκπαίδευσης (Milani, 2004). Με το GISMO (Εικόνα 6.1) οι εκπαιδευτές μπορούν να έχουν μια επισκόπηση της πορείας των μαθητών μέσω της παρακολούθησης των μαθημάτων, της πρόσβασης σε ψηφιακούς πόρους και της υποβολής εργασιών. Τα αρχεία καταγραφής που παρέχονται από το Moodle επιτρέπουν τη μεμονωμένη παρακολούθηση της πορείας ενός μαθητή ή/ και να έχουν μια ολοκληρωμένη απεικόνιση της πορείας ολόκληρης της τάξης. Σημαντικό μειονέκτημα του εργαλείου αυτού αποτελεί το γεγονός ότι η εξαγωγή δεδομένων παρακολούθησης και απεικόνισης ενός διαδικτυακού μαθήματος στο Moodle ξεκινά από την εγκατάσταση της δομικής μονάδας στο περιβάλλον και για περιορισμένο χρονικό διάστημα (Mazza & Milani, 2004).



Εικόνα 6.1: Γραφήματα του εργαλείου GISMO που περιγράφουν την πρόσβαση των εκπαιδευομένων σε πόρους και τη συμμετοχή τους στις διάφορες δραστηριότητες (Milani, 2004).

6.2 Heatmap.

Η δομική μονάδα Heatmap (Εικόνα 6.2) επισημαίνει τους ψηφιακούς πόρους και τις δραστηριότητες ενός μαθήματος με περισσότερη ή λιγότερη συμμετοχή. Η προσθήκη της υποστηρίζει την εμφάνιση του αριθμού των επισκέψεων και των μοναδικών χρηστών κάθε δραστηριότητας (Raadt, 2020a). Σημαντική ιδιότητα αποτελεί η διαφοροποίηση και επισήμανση των δραστηριοτήτων με διαφορετικά χρώματα, εφιστώντας την ανάγκη προσοχής και επαλήθευσης από τον διδάσκοντα (Santos et al., 2019). Επιτρέπει την ενεργοποίηση/ απενεργοποίηση της εμφάνισης της από τη σελίδα του μαθήματος και αξιοποιείται από τους καθηγητές, διαχειριστές και δημιουργούς των μαθημάτων.

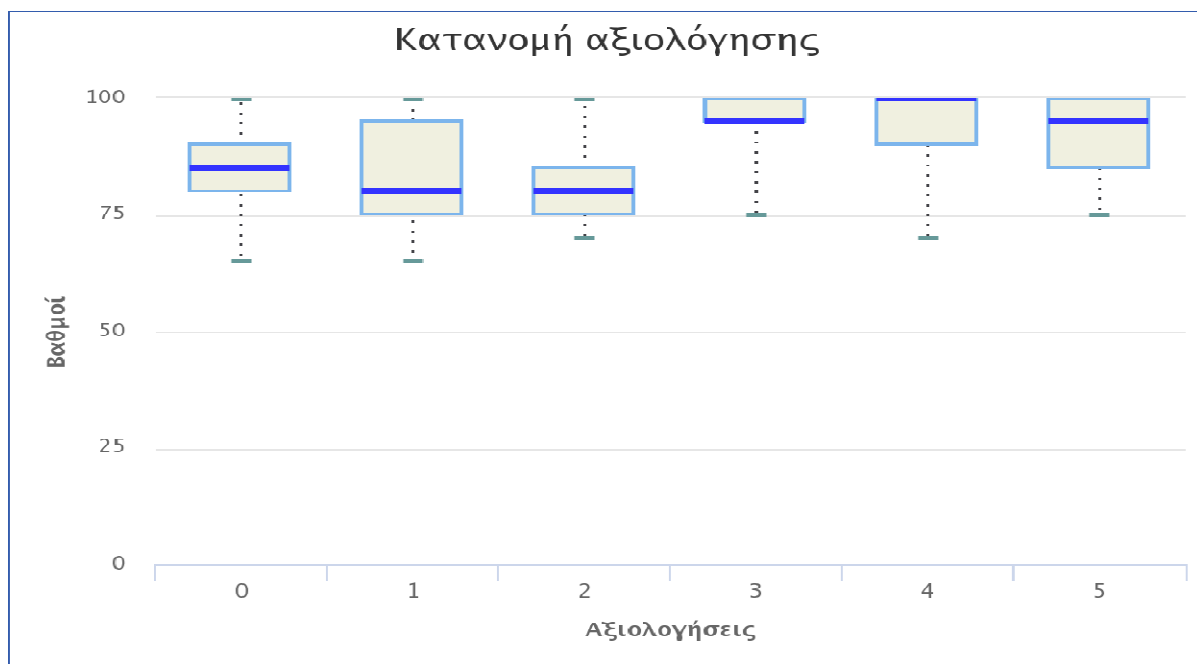


Εικόνα 6.2: Μονάδα Heatmap επισήμανσης της συμμετοχής των σπουδαστών στις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος.

6.3 Analytics Graphs.

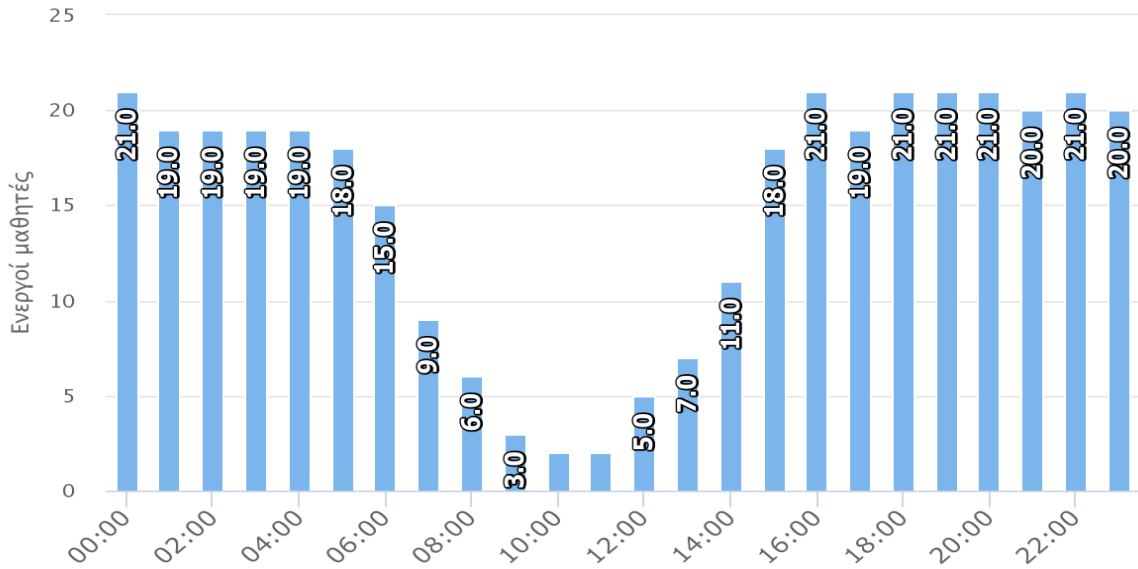
Εργαλείο δημιουργίας γραφημάτων προς διευκόλυνση λήψης παιδαγωγικών αποφάσεων. Υποστηρίζει πέντε τύπους γραφημάτων που διευκολύνουν τους καθηγητές στη διαδικασία εξαγωγής επωφελής γνώσης από αρχεία καταγραφής. Τα γραφήματα που δημιουργεί αφορούν στις εξής αναπαραστάσεις (Schmitt et al., 2010; Schmitt, 2018):

- Διαγράμματα Βαθμολογίας: Οι βαθμολογίες κατανέμονται με τη μορφή κουτιών προς αναγνώριση της συσχέτισης μεταξύ των αξιολογήσεων και των μαθητών (Εικόνα 6.3).
- Διαγράμματα αριθμού ενεργών χρηστών: Περιλαμβάνει δύο γραφήματα. Το πρώτο αφορά σε απεικόνιση του αριθμού των ενεργών χρηστών και το δεύτερο σε προβολή του αριθμού δραστηριοτήτων στις οποίες συμμετείχαν στα αντίστοιχα διαστήματα. Η πρόσφατη έκδοση υποστηρίζει μέγιστο αριθμό 169 ημερών για απεικόνιση των στατιστικών στοιχείων (Εικόνα 6.4).
- Διαγράμματα πρόσβασης περιεχομένου: Απεικόνιση της πρόσβασης των χρηστών στους ψηφιακούς πόρους και στις δραστηριότητες του μαθήματος (Εικόνα 6.5).
- Διαγράμματα υποβολών ανάθεσης σε εργασίες: Οι υποβολές των μαθητών στις διάφορες εργασίες (αρχεία, κουίζ, hot potatoes) αναπαρίστανται με επισήμανση στην εμπρόθεσμη ή εκπρόθεσμη υποβολή τους (Εικόνα 6.6).
- Διαγράμματα κατανομής εμφάνισης της πρόσβασης σε μαθήματα: Σημαντικά στοιχεία όπως: ο αριθμός κλικ στο περιβάλλον του μαθήματος, ο αριθμός πόρων στους οποίους μετείχαν και ο αριθμός ημερών που επισκέφθηκαν το μάθημα οι μαθητές καταμετρούνται και εμφανίζονται σε πίνακα μαζί με τις αντίστοιχες γραφικές τους παραστάσεις (Εικόνα 6.7).

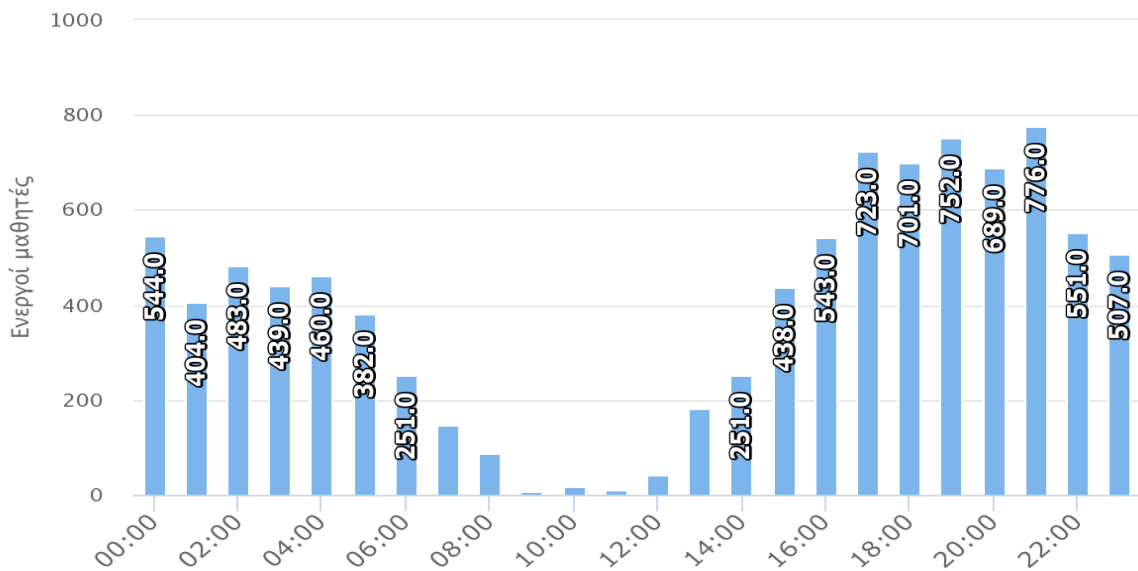


Εικόνα 6.3: Διαγράμματα κατανομής βαθμολογιών σε εργασίες της δομικής μονάδας *Analytics Graphs*.

Αριθμός ενεργών μαθητών



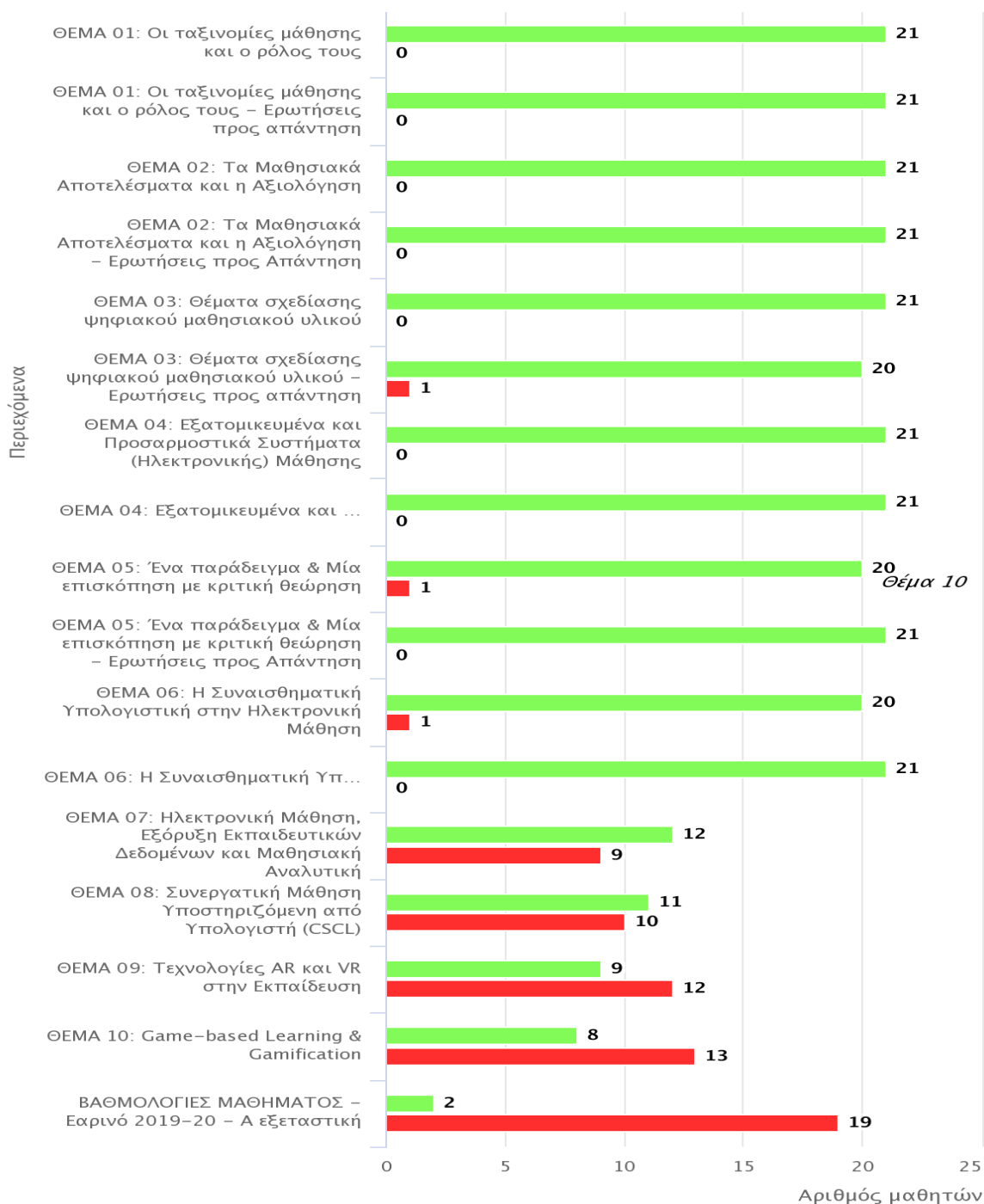
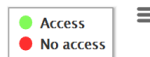
Αριθμός δραστηριοτήτων μαθητή



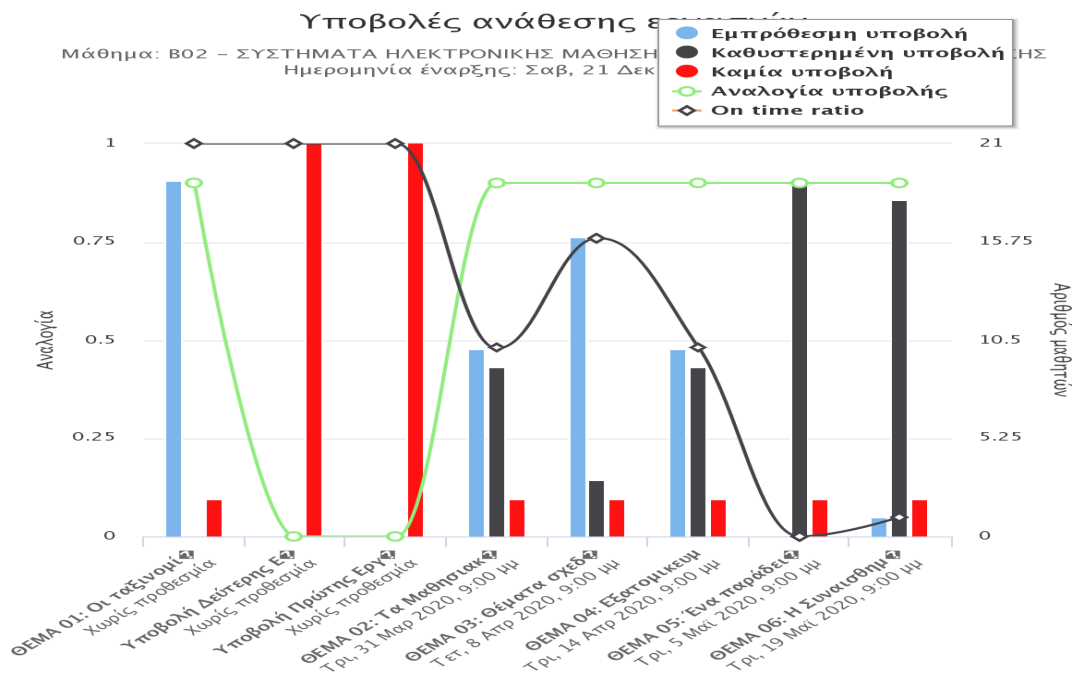
Εικόνα 6.4: Διαγράμματα αριθμού ενεργών χρηστών της δομικής μονάδας Analytics Graphs.

Distribution of access to contents (resources, urls and pages)

Course: B02 – ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ & ΕΞ ΑΠΟΣΤΑΣΕΩΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ
 Begin date: Saturday, 21 December 2019, 12:00 AM



Εικόνα 6.5: Διαγράμματα πρόσβασης περιεχομένου της δομικής μονάδας Analytics Graphs.



Εικόνα 6.6: Διαγράμματα υποβολών ανάθεσης σε εργασίες της δομικής μονάδας Analytics Graphs.

Students	Courses title	Days with access	Number of days by week with access (Number of weeks: 17)	Resources with access	Number of resources accessed by week
student#1	114	50		15	
student#2	154	51		11	
student#3	1000	135		31	
student#4	368	106		31	
student#5	95	31		16	
student#6	215	68		31	
student#7	87	27		9	
student#8	115	38		24	
student#9	185	74		22	
student#10	56	33		7	
student#11	60	24		14	
student#12	99	44		8	
student#13	72	19		42	
student#14	29	23		8	
student#15	88	57		14	
student#16	52	25		19	
student#17	147	38		15	
student#18	109	46		11	
student#19	64	26		10	

Εικόνα 6.7: Διαγράμματα κατανομής εμφάνισης της πρόσβασης σε μαθήματα της δομικής μονάδας Analytics Graphs.

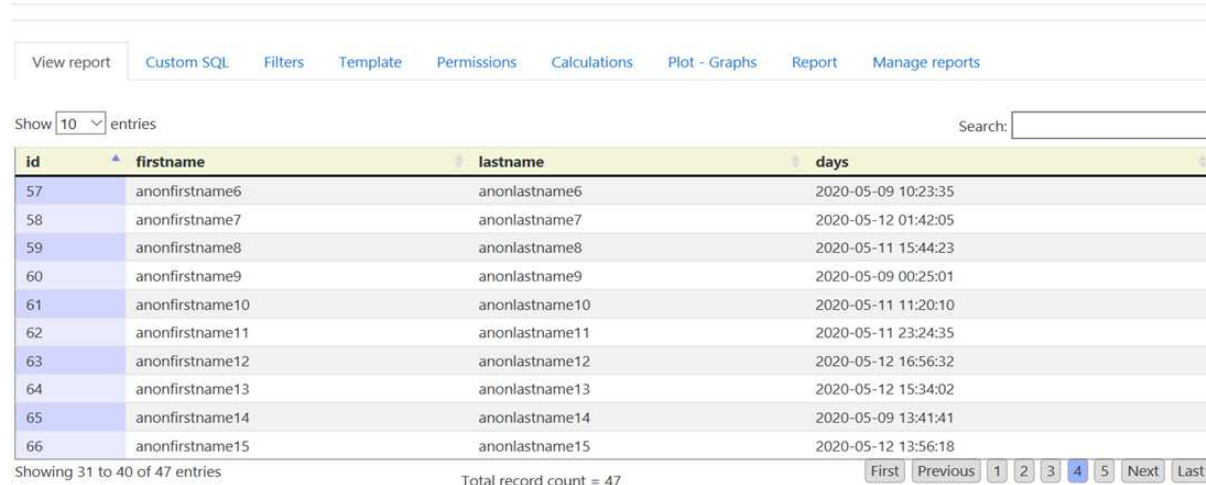
6.4 Configurable Reports.

Αφορά σε δομική μονάδα δημιουργίας προσαρμοσμένων αναφορών στο Moodle που δεν προϋποθέτει γνώση της SQL για τη χρήση της (Εικόνα 6.8). Υποστηρίζει τη δημιουργία των εξής αναφορών (Dias Junior & Mercado, 2019; Leyva & Tellez, 2019):

- Μαθημάτων: περιλαμβάνει πληροφορίες αναφορικά με τα μαθήματα.
- Κατηγοριών: τα μαθήματα μπορούν να ενσωματωθούν σε κατηγορίες και κατόπιν να εξαχθούν πληροφορίες σχετικές με αυτές.
- Χρηστών: εξαγωγή πληροφοριών πρόσβασης και συμμετοχής των μαθητών στις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος.
- Χρονοδιαγραμμάτων: ειδικός τύπος εμφάνισης των δεδομένων βάσει της ώρας έναρξης και λήξης μιας ορισμένης χρονικής ακολουθίας.
- Προσαρμοσμένων: επιτρέπει τη δημιουργία αναφορών βάσει των προτιμήσεων του χρήστη.

Επιπρόσθετα προσφέρει ορισμένες προηγμένες επιλογές όπως: εισαγωγής και εξαγωγής αναφορών, εκτέλεσης των αναφορών σε διαφορετικές βάσεις δεδομένων, χρήσης ιδίων αναφορών σε διαφορετικά μαθήματα, αποθήκευσης των αναφορών σε αποθετήρια προς διανομή και διαχείριση κοινών ερωτημάτων SQL, επιβολής ρυθμίσεων για τον έλεγχο της ασφάλειας των ερωτημάτων κ.ά. (Dias Junior & Mercado, 2019).

Lists “loggedin users” from the last 90 days
(Wednesday, 19 February 2020 – Tuesday, 19 May 2020)



The screenshot shows a Moodle report interface. At the top, there are navigation tabs: View report, Custom SQL, Filters, Template, Permissions, Calculations, Plot - Graphs, Report, and Manage reports. Below the tabs, there is a 'Show 10 entries' dropdown and a search box. The main content is a table with columns: id, firstname, lastname, and days. The table contains 10 rows of data, with the first row highlighted in blue. Below the table, there is a pagination bar with 'Showing 31 to 40 of 47 entries', 'Total record count = 47', and buttons for 'First', 'Previous', '1', '2', '3', '4', '5', 'Next', and 'Last'.

id	firstname	lastname	days
57	anonfirstname6	anonlastname6	2020-05-09 10:23:35
58	anonfirstname7	anonlastname7	2020-05-12 01:42:05
59	anonfirstname8	anonlastname8	2020-05-11 15:44:23
60	anonfirstname9	anonlastname9	2020-05-09 00:25:01
61	anonfirstname10	anonlastname10	2020-05-11 11:20:10
62	anonfirstname11	anonlastname11	2020-05-11 23:24:35
63	anonfirstname12	anonlastname12	2020-05-12 16:56:32
64	anonfirstname13	anonlastname13	2020-05-12 15:34:02
65	anonfirstname14	anonlastname14	2020-05-09 13:41:41
66	anonfirstname15	anonlastname15	2020-05-12 13:56:18

Εικόνα 6.8: Δημιουργία προσαρμοσμένης αναφοράς πρόσβασης των χρηστών στο μάθημα της τελευταίες 90 ημέρες.

6.5 Completion Progress.

Εργαλείο συνδυαστικής προβολής της προόδου των μαθητών αναφορικά με τις δραστηριότητες και τους πόρους με τους οποίους αλληλεπιδρούν σε ένα μάθημα (Εικόνα 6.9). Χρησιμοποιείται ως εργαλείο διαχείρισης χρόνου για τους μαθητές και ως

εργαλείο πληροφόρησης για τους καθηγητές. Διαθέτει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά (Dias Junior & Mercado, 2019; Raadt, 2020b):

- Οπτική αναπαράσταση των δραστηριοτήτων των μαθητών που θα πρέπει να ολοκληρώσουν.
- Δυνατότητα εξαγωγής γρήγορων αναφορών μέσω χρωματικής κωδικοποίησης. Με πράσινο χρώμα υποδηλώνεται η δραστηριότητα που εκτελείται, με κίτρινο η μη ολοκλήρωση της και με μπλε αυτής που δεν έχει ακόμη εκτελεστεί.
- Παρέχει μια επισκόπηση στους εκπαιδευτικούς ως προς τους μαθητές που διατρέχουν τον κίνδυνο πρόωρης εγκατάλειψης.
- Τα αποτελέσματα συνδυασμένης προόδου των μαθητών εμφανίζονται σε πραγματικό χρόνο στη δομική μονάδα που εγκαθίσταται στο περιβάλλον του μαθήματος.
- Επιτρέπει την προβολή δραστηριοτήτων κατόπιν ρύθμισης ως προς τους αναμενόμενους χρόνους ολοκλήρωσης και της σειράς υλοποίησης τους από τους χρήστες.
- Μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την αναγνώριση περιεχομένου ή δραστηριοτήτων μεγαλύτερης δυσκολίας ή/ και ποιότητας που παρουσιάζουν χαμηλό ρυθμό παράδοσης ή επιτυχίας.

Overview of students

Role:

1 2 >

Select	First name / Surname	Last in course	Completion Progress	Progress
<input type="checkbox"/>	anonfirstname10 anonlastname10	Never		6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname11 anonlastname11	Never		6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname12 anonlastname12	Never		0%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname13 anonlastname13	Never		4%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname14 anonlastname14	Never		6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname15 anonlastname15	Never		6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname16 anonlastname16	Never		6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname17 anonlastname17	Never		6%
<input type="checkbox"/>	anonfirstname18 anonlastname18	Never		6%

Εικόνα 6.9: Μονάδα διαχείρισης του διαθέσιμου χρόνου για την απεικόνιση της προόδου των μαθητών.

6.6 Statistics (Graph Stats).

Δομική μονάδα απεικόνισης γραφήματος με τα στατιστικά στοιχεία των επισκεπτών (Εικόνα 6.10). Στην πρώτη σελίδα εμφανίζει λεπτομέρειες σχετικές με τον αριθμό των χρηστών και των μαθημάτων στα οποία συμμετέχουν. Διαθέτει ένα σύνδεσμο με τις καθημερινές αναφορές των μαθημάτων και της πρόσβασης των συνδεδεμένων χρηστών της ημέρας (Bugnet & Dvorovenko, 2015). Επιτρέπει τον καθορισμό του

μεγέθους, των χρωμάτων, του στυλ εμφάνισης και του προσδιορισμού του αριθμού ημερών προς εμφάνιση (Kadoić & Oreški, 2018).



Εικόνα 6.10: Μονάδα Statistics (Graph Stats) για την οπτικοποίηση της πρόσβασης των επισκεπτών.

	ΘΕΜΑ 01: Οι ταξινόμιες ...	ΘΕΜΑ 01: Οι ταξινόμιες ...	ΘΕΜΑ 02: Τα Μαθησιακά ...	ΘΕΜΑ 02: Τα Μαθησιακά ...	ΘΕΜΑ 03: Θέματα σχεδίασης ...	ΘΕΜΑ 03: Θέματα σχεδίασης ...	ΘΕΜΑ 04: Εξατομικευμένα και...	ΘΕΜΑ 04: Εξατομικευμένα και...	ΘΕΜΑ 05: Ένα παράδειγμα ...	ΘΕΜΑ 05: Ένα παράδειγμα ...	ΘΕΜΑ 06: Η Συναισθηματική ...	ΘΕΜΑ 06: Η Συναισθηματική ...	ΘΕΜΑ 07: Ηλεκτρονική ...	ΘΕΜΑ 08: Συνεργατική Μάθηση...	ΘΕΜΑ 09: Τεχνολογίες AR και...	ΘΕΜΑ 10: Game-based ...	ΒΑΘΜΟΛΟΓΙΕΣ ΜΑΘΗΜΑΤΟΣ - ..
Student#1	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#2	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#3	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#4	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#5	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#6	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#7	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#8	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Student#9	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Εικόνα 6.11: Μονάδα Statistics (Graph Stats) για την οπτικοποίηση της πρόσβασης των χρηστών στους μαθησιακούς πόρους του μαθήματος.

6.7 Course Dedication.

Αφορά σε δομική μονάδα υπολογισμού του εκτιμώμενου χρόνου αφοσίωσης κάθε συμμετέχοντα στο μάθημα και προορίζεται να χρησιμοποιηθεί μόνο από τους καθηγητές των μαθημάτων (Εικόνα 6.12). Ο χρόνος υπολογίζεται βάσει των εξής δεδομένων καταγραφής (Verykios, 2017):

- Διάρκεια περιόδου σύνδεσης: αναφέρεται στο χρονικό διάστημα μεταξύ του πρώτου και του τελευταίου κλικ στο περιβάλλον του μαθήματος.
- Διάρκεια συνεδρίας: αφορά στο χρόνο που μεσολάβησε μεταξύ κάθε ζεύγους διαδοχικών κλικ που δεν ξεπερνά ένα προκαθορισμένο μέγιστο χρόνο.
- Καταγραφή του αριθμού των κλικ: κάθε φορά που ο χρήστης επισκέπτεται και μια σελίδα στο Moodle, αυτή καταχωρείται μέσω χρονοσήμανσης.

Οι διαθέσιμες προβολές που υποστηρίζει συνοψίζονται ως εξής:

- Χρόνος αφοσίωσης στο μάθημα ανά μαθητή: υπολογισμός του συνολικού και μέσου χρόνου αφοσίωσης κάθε μαθητή ανά ημέρα σύνδεσης.
- Χρόνος αφοσίωσης στο μάθημα ανά ομάδα: παρόμοια αλλά μόνο για επιλεγμένα μέλη της ομάδας.
- Αφοσίωση κάθε μαθητή: παρέχει λεπτομερείς πληροφορίες για τις ημερομηνίες και τις ώρες έναρξης και λήξης πρόσβασης των χρηστών.

Η χρήση του περιορίζεται αποκλειστικά και μόνο σε σελίδες μαθημάτων, ενώ επιτρέπει τη λήψη όλων των δεδομένων σε μορφή υπολογιστικού φύλλου για μετέπειτα επεξεργασία (Verykios, 2017; Cicei & Talavera, 2020).

▼ Ρυθμίσεις αφοσίωσης μαθήματος

Επιλέξτε το εύρος των ημερομηνιών και το μέγιστο χρόνο μεταξύ των κλικ της ίδιας συνόδου.

Αρχή περιόδου: 21 Δεκέμβριος 2019 06:00

Τέλος περιόδου: 30 Ιούνιος 2020 06:00

Όριο μεταξύ κλικ (σε λεπτά): 5

Υπολογισμός

Εμφάνιση της αφοσίωσης όλων των μελών του μαθήματος. Κάντε κλικ σε ένα όνομα για λεπτομέρειες αφοσίωσης μαθήματος.

Περίοδος από Σάββατο, 21 Δεκέμβριος 2019, 6:00 πμ έως Τρίτη, 30 Ιούνιος 2020, 6:00 πμ

Χρόνος που πέρασε: 192 ημέρες

Συνολική αφοσίωση: 44 ώρες 20 λεπτά

Μέση αφοσίωση: 2 ώρες

Μικρό/Βαπτιστικό όνομα	Επώνυμο	Ομάδα	Αφοσίωση μαθήματος	Συνδέσεις ανά ημέρα
	Student#1		2 ώρες 15 λεπτά	0.36
	Student#2		1 ώρα 14 λεπτά	0.3
	Student#3		54 λεπτά 8 δευτερόλεπτα	0.17
	Student#4		1 ώρα 44 λεπτά	0.16
	Student#5		1 ώρα 20 λεπτά	0.26
	Student#6		56 λεπτά 9 δευτερόλεπτα	0.17
	Student#7		3 ώρες 50 λεπτά	0.1
	Student#8		1 ώρα 6 λεπτά	0.22
	Student#9		13 ώρες 44 λεπτά	0.14
	Student#10		53 λεπτά 33 δευτερόλεπτα	0.11
	Student#11		1 ώρα 24 λεπτά	0.21
	Student#12		47 λεπτά 18 δευτερόλεπτα	0.1
	Student#13		1 ώρα 28 λεπτά	0.24
	Student#14		1 ώρα 23 λεπτά	0.15
	Student#15		43 λεπτά 23 δευτερόλεπτα	0.18
	Student#16		3 ώρες 6 λεπτά	0.46
	Student#17		1 ώρα 5 λεπτά	0.12
	Student#18		52 λεπτά 30 δευτερόλεπτα	0.13
	Student#19		1 ώρα 46 λεπτά	0.1
	Student#20		1 ώρα 32 λεπτά	0.19

Εικόνα 6.12: Μονάδα υπολογισμού του εκτιμώμενου χρόνου αφοσίωσης κάθε συμμετέχοντα στο μάθημα.

6.8 Level Up.

Δομική μονάδα που προσδίδει μια μαθησιακή εμπειρία παιχνιδιού στο περιβάλλον του μαθήματος (Εικόνα 6.13). Εμφανίζει το τρέχον επίπεδο προόδου του χρήστη και του αποδίδει αυτόματα σημεία για τις ενέργειες και την πρόδό τους σε κάθε επίπεδο. Ορισμένες από τις σημαντικές δυνατότητες που διαθέτει είναι (García-Iruela & Hijón-Neira, 2018):

- οι ειδοποιήσεις των χρηστών για συγχαρητήρια σε κάθε αλλαγή επιπέδου.
- ο έλεγχος της πρόσβασης στο μαθησιακό περιεχόμενο βάσει των πόντων που συγκεντρώνουν.
- η δυνατότητα επισκόπησης των επιπέδων των μαθητών από τον εκπαιδευτικό.
- η εμφάνιση της κατάταξης των μαθητών σε βαθμολογικό πίνακα βάσει των πόντων που συγκεντρώσαν.
- η δυνατότητα προσαρμογής του αριθμού των επιπέδων και του συνολικού αριθμού πόντων που μπορούν να συγκεντρωθούν ανά δραστηριότητα.

Επιπλέον η εμπορική έκδοση του εργαλείου παρέχει τις εξής πρόσθετες δυνατότητες (Massart, 2020; Branchup, nd):

- Παροχή κινήτρων και ανταμοιβών βάσει πόντων.
- Δημιουργία πινάκων κατάταξης ανά ομάδα.
- Υποστήριξη ολοκλήρωσης δραστηριοτήτων ή/ και μαθημάτων.
- Υποστήριξη εφαρμογών για κινητά.
- Περιορισμός των ανταμοιβών των μαθητών βάσει προκαθορισμένου χρονικού πλαισίου.
- Εισαγωγή σημείων και εξαγωγή αναφορών μέσω αρχείων τύπου CSV.

Κατάταξη	Επίπεδο	Συμμετέχων	Σύνολο	Πρόοδος
1	6	Student#1	1.500 ^{pt}	32 ^{pt} to go
2	6	Student#2	1.350 ^{pt}	182 ^{pt} to go
3	6	Student#3	1.260 ^{pt}	272 ^{pt} to go
4	6	Student#4	1.200 ^{pt}	332 ^{pt} to go
5	5	Student#5	980 ^{pt}	106 ^{pt} to go
6	5	Student#6	950 ^{pt}	136 ^{pt} to go
7	5	Student#7	800 ^{pt}	286 ^{pt} to go
8	5	Student#8	765 ^{pt}	321 ^{pt} to go
9	4	Student#9	700 ^{pt}	43 ^{pt} to go
10	4	Student#10	670 ^{pt}	73 ^{pt} to go

Εικόνα 6.13: Μονάδα Level Up που προσδίδει μια μαθησιακή εμπειρία παιχνιδιού στο περιβάλλον του μαθήματος.

6.9 Activity Results.

Πρόκειται για δομική μονάδα εμφάνισης των αποτελεσμάτων βαθμολόγησης στις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος (Εικόνα 6.14). Επιτρέπει κατόπιν ρύθμισης την εμφάνιση της στο περιβάλλον του μαθήματος ή/ και στη σελίδα υλοποίησης της δραστηριότητας. Η προσθήκη της προϋποθέτει την επιλογή της δραστηριότητας και των παραμέτρων της που θέλουμε να εμφανιστούν (Cooch, 2015). Υποστηρίζει την εμφάνιση ατόμων ή/ και ομάδων με τις υψηλότερες ή χαμηλότερες βαθμολογίες σε εργασίες, κουίζ, μαθήματα και εργαστήρια, καθώς επίσης και τις αξιολογήσεις από δωμάτια συζητήσεων, γλωσσάρια και βάσεις δεδομένων (Kadoić & Oreški, 2018).

Αποτελέσματα
δραστηριότητας

ΘΕΜΑ 02: Τα
Μαθησιακά
Αποτελέσματα
και η Αξιολόγηση
- Ερωτήσεις προς
Απάντηση

Οι 5 υψηλότεροι βαθμοί:		Οι 5 χαμηλότεροι βαθμοί:	
1. Χρήστης	100,00%	1. Χρήστης	75,00%
2. Χρήστης	98,00%	2. Χρήστης	70,00%
3. Χρήστης	95,00%	3. Χρήστης	70,00%
4. Χρήστης	95,00%	4. Χρήστης	65,00%
5. Χρήστης	95,00%	5. Χρήστης	65,00%

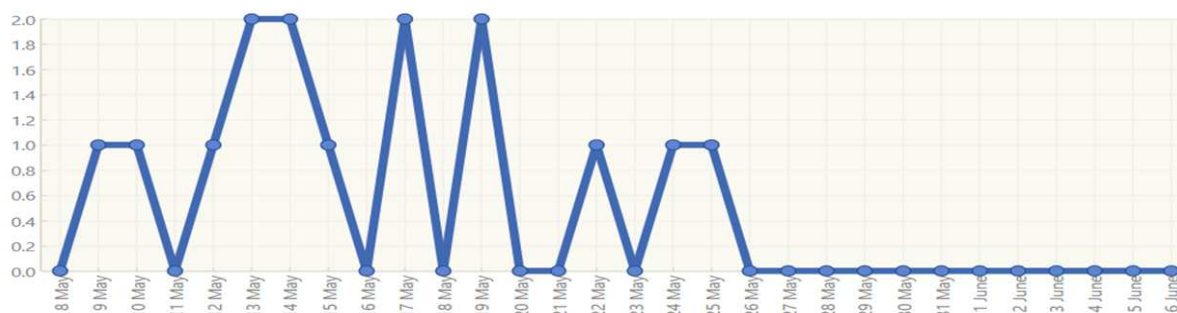
Εικόνα 6.14: Μονάδα «Activity Results» εμφάνισης των αποτελεσμάτων βαθμολόγησης στις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος.

6.10 Report Overview Statistics.

Επιτρέπει τη δημιουργία διαγραμμάτων από αναφορές μαθημάτων και ιστότοπων (Εικόνα 6.15). Ο κώδικας που χρησιμοποιεί διευκολύνει την προσθήκη περισσότερων αναφορών και την παραγωγή γραφημάτων κάνοντας χρήση σύγχρονων τεχνικών και μοτίβων ανάπτυξης στο περιβάλλον του Moodle (Mudrák, 2019). Οι διαθέσιμες αναφορές σε επίπεδο ιστότοπου που υποστηρίζει είναι (Zdraven et al, 2017):

- εμφάνιση σε γράφημα των εγγεγραμμένων χρηστών που είχαν πρόσβαση στο μάθημα ανά ημέρα και ώρα τον τελευταίο μήνα.
- γραφική απεικόνιση των χωρών από τις οποίες προέρχονται οι χρήστες.
- εμφάνιση των προτιμώμενων γλωσσών που επιλέγουν οι χρήστες.
- προβολής της κατανομής του αριθμού των δραστηριοτήτων ανά μάθημα.
- απεικόνιση του ρυθμού προόδου εγγραφής των χρηστών στο μάθημα.
- αναφορές σε επίπεδο μαθημάτων όπως του αριθμού μαθημάτων κάθε κατηγορίας.

Χρήστες που συνδέθηκαν ανά ημέρα το χρονικό διάστημα μεταξύ
8 Μαΐου 2020 έως 6 Ιουνίου 2020



Εικόνα 6.15: Εργαλείο «Report Overview Statistics» δημιουργίας διαγραμμάτων από αναφορές μαθημάτων και ιστότοπων.

6.11 Συγκριτική Αξιολόγηση Εργαλείων EDM εντός του Moodle.

Στον επίσημο ιστότοπο του λογισμικού Moodle αναφέρονται 1765 πρόσθετα (Moodle, 2020) και 31 εργαλεία⁶ που θα μπορούσαν να υποστηρίξουν μερικώς ή/ και σε σημαντικό βαθμό διαδικασίες εξόρυξης, ανάλυσης και ερμηνείας των δεδομένων των μαθημάτων που τα χρησιμοποιούν. Ορισμένα από αυτά προϋποθέτουν την εγκατάστασή και ενσωμάτωσή τους στο περιβάλλον του μαθήματος όπου ο εκπαιδευτικός μπορεί να εστιάσει στη χρήση τους βασιζόμενος στην πρακτική της διαγνωστικής αξιολόγησης της διδασκαλίας του. Ωστόσο υπάρχει και ένας μεγαλύτερος αριθμός εργαλείων τα οποία προϋποθέτουν είτε την εξωτερική ενσωμάτωση προσθέτων είτε την εξωτερική τους διασύνδεση με άλλα εργαλεία ή/ και ιστότοπους. Ειδικότερα πολλά από αυτά τα εξωτερικά εργαλεία αφορούν σε εκδόσεις περιορισμένων δυνατοτήτων ή επί πληρωμή. Κατόπιν τούτου προχωρήσαμε σε επιλογή και παρουσίαση 13 εργαλείων που θα μπορούσαν να υποστηρίξουν την έρευνά μας και τα οποία αφορούν σε ελεύθερα λογισμικά. Ωστόσο βάσει των δεδομένων που είχαμε στη διάθεσή μας, καταλήξαμε σε αξιοποίηση 10 εξ αυτών. Ως αρχικά κριτήρια επιλογής των συγκεκριμένων εργαλείων λήφθηκαν υπόψη τα εξής:

- ❖ είναι ελεύθερου λογισμικού,
- ❖ δεν προϋποθέτουν εξωτερική ενσωμάτωση ή/ και διασύνδεση με άλλα εργαλεία,
- ❖ είναι συμβατά με την έκδοση του Moodle που χρησιμοποιήθηκε,
- ❖ σχετίζονται άμεσα με τους στόχους της έρευνάς μας,
- ❖ δεν έχουν ομοιότητα με άλλους εγγενείς τύπους,
- ❖ έχουν μεγάλο αριθμό ανάκτησης και ενσωμάτωσης σε μαθήματα στο Moodle (Moodle, 2020; Dias Junior & Mercado, 2019).

Σύμφωνα λοιπόν με τα παραπάνω κριτήρια και κατόπιν εφαρμογής των εργαλείων αυτών στα δεδομένα του μαθήματος μας καταλήξαμε στα εξής συγκριτικά συμπεράσματα:

⁶ <https://bit.ly/2KxagHX>

- ❖ το εργαλείο Gismo παρέχει σημαντικές αναφορές παρακολούθησης της πορείας ενός μαθητή ή/ και ολόκληρης της τάξης, αλλά η εξαγωγή και απεικόνιση δεδομένων ξεκινά από την εγκατάσταση της δομικής μονάδας στο περιβάλλον και για περιορισμένο χρονικό διάστημα,
- ❖ το εργαλείο Heatmap διαθέτει τη σημαντική ιδιότητα επισήμανσης των ψηφιακών πόρων και δραστηριοτήτων του μαθήματος με την περισσότερη ή τη λιγότερη συμμετοχή, προσφέροντας στον καθηγητή μια συνοπτική επισκόπηση της πρόσβασης του περιεχομένου του μαθήματος από τους φοιτητές,
- ❖ το εργαλείο Analytics Graphs με τα δεδομένα που χειρίζεται και με τις απεικονίσεις που προσφέρει δείχνει να είναι σε θέση να υποστηρίξει τη διδακτική δράση παρακολούθησης της πορείας των φοιτητών,
- ❖ η δομική μονάδα Configurable Reports, παρότι εμφανίζεται να χρησιμοποιείται από μεγάλο αριθμό μαθημάτων και δεν προϋποθέτει τη γνώση της SQL, είναι πολύπλοκη στη δημιουργία πολύπλοκων αναφορών και αφορά κυρίως τους διαχειριστές των μαθημάτων,
- ❖ το εργαλείο Completion Progress μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο διαχείρισης χρόνου για τους μαθητές και ως εργαλείο πληροφόρησης για τους καθηγητές,
- ❖ το εργαλείο Statistics (Graphs) εμφανίζει λεπτομέρειες και απεικονίσεις γραφημάτων σχετικές με τον αριθμό των χρηστών και των μαθημάτων στα οποία συμμετέχουν. Η ιδιότητα του αυτή θα μπορούσε σε συνδυασμό με τις καθημερινές αναφορές των μαθημάτων και της πρόσβασης των συνδεδεμένων χρηστών της ημέρας να αποτελέσει χρήσιμη γνώση για τους καθηγητές που διδάσκουν τους ίδιους φοιτητές σε περισσότερα του ενός μαθήματα,
- ❖ το εργαλείο Course Dedication ως μέσο υπολογισμού του εκτιμώμενου χρόνου αφοσίωσης κάθε συμμετέχοντα στο μάθημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως υποκειμενικό στην κρίση του, καθώς δεν λαμβάνει υπόψη τις περιπτώσεις φοιτητών που εισέρχονται στο μάθημα και παραμένουν σε αυτό χωρίς να κάνουν καμία απολύτως ενέργεια,
- ❖ η χρήση του εργαλείου Level Up ως μέσο επιβράβευσης των φοιτητών δείχνει να ταιριάζει περισσότερο σε μαθήματα που αφορούν τον επιχειρηματικό τομέα και λιγότερο τον ακαδημαϊκό,
- ❖ οι αναφορές Activity Results και Report Overview Statistics προσφέρουν μεμονωμένες απεικονίσεις οι οποίες επικουρικά θα μπορούσαν να αποτελέσουν σημαντική πληροφόρηση για τους εκπαιδευτικούς των μαθημάτων.

Συμπερασματικά λοιπόν βάσει των παραπάνω ευρημάτων διαπιστώθηκε ότι θα ήταν χρήσιμη η θεμελιακή ενσωμάτωση και αξιοποίηση των εργαλείων Gismo, Heatmap, Analytics Graphs και Completion Progress στο περιβάλλον του μαθήματος και προαιρετικά των εργαλείων Statistics (Graphs) και των αναφορών Activity Results και Report Overview Statistics ως επικουρικά εργαλεία ερμηνείας των μεμονωμένων απεικονίσεων που προσφέρουν. Η ενσωμάτωση και εφαρμογή αυτών των εργαλείων

θα μπορούσε να συμβάλει στην ανατροφοδότηση των καθηγητών και να βελτιώσει εν τέλει την αποτελεσματικότητα της μάθησης.

Εξωτερικά ως προς το moodle εργαλεία: Πειραματική Εφαρμογή και Συγκριτική Αξιολόγηση

Στο παρόν Κεφάλαιο περιγράφεται η πειραματική εφαρμογή και συγκριτική αξιολόγηση των επιλεγμένων «εξωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων λογισμικού, και συγκεκριμένα των **Gephi**, **Weka**, **ProM** και **Javascript Infovis Toolkit**. Η εφαρμογή γίνεται στα πραγματικά δεδομένα που αντλήθηκαν από το περιβάλλον ηλεκτρονικής μάθησης Moodle κατά την διδασκαλία του μεταπτυχιακού μαθήματος.

Η διαφορά των εργαλείων του Κεφαλαίου αυτού έναντι των προηγούμενων είναι ότι πρέπει να εξαχθούν τα δεδομένα «χειροκίνητα» από το moodle, να περάσουν σε αρχεία, και στη συνέχεια να εισαχθούν και πάλι «χειροκίνηστα» στο κάθε εργαλείο, με την κατάλληλη για το καθένα μορφοποίηση. Αυτά τα βήματα δεν απαιτούνται για τα «εσωτερικά» ως προς το moodle εργαλεία (Κεφάλαιο 6), διότι αυτά έχουν ενσωματωθεί στο moodle server και αντλούν τα δεδομένα από εκεί αυτομάτως.

Αφού εξάχθηκαν τα δεδομένα από το moodle, διαπιστώθηκε ότι προκειμένου να αξιοποιηθούν οι δυνατότητες των εργαλείων αυτών, ήταν απαραίτητο να γίνει **προ-επεξεργασία** των δεδομένων σε υπολογιστικό φύλλο ή και σε αρχείο συμβατό με τις απαιτήσεις κάθε εργαλείου. Αρχικά παρουσιάζονται συνοπτικοί πίνακες πληροφοριών, που αναδείχθηκαν κατόπιν εφαρμογής της διαδικασίας EDM στο περιβάλλον του μαθήματος και ακολούθως παρουσιάζονται τα ευρήματα ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων στα δεδομένα μέσω οπτικοποίησης.

7.1 Προ-Επεξεργασία Εκπαιδευτικών Δεδομένων

Το Moodle καταγράφει αυτόματα σε βάση δεδομένων κάθε ενέργεια / αλληλεπίδραση των χρηστών με το ψηφιακό υλικό της πλατφόρμας. Για το πειραματικό μέρος της παρούσας μελέτης, έγινε εξαγωγή των δεδομένων ενδιαφέροντος από το moodle και προετοιμασία τους προκειμένου να εισαχθούν στα εξωτερικά εργαλεία, για ανάλυση και οπτικοποίηση.

Ο αριθμός των φοιτητών που παρακολούθησαν το μάθημα, όπως έχει προαναφερθεί, ήταν 19. Το μάθημα περιλαμβάνει δέκα (10) θεματικές ενότητες, καθμία με το δικό της μαθησιακό υλικό. Οι έξι (6) πρώτες ενότητες συνοδεύονται από υποχρεωτική και βαθμολογούμενη εργασία. Ο μέσος όρος των βαθμών των έξι (6) εργασιών διαμορφώνει την τελική βαθμολογία του κάθε φοιτητή στο μάθημα.

Στους Πίνακες 7.1, 7.2 και 7.3 που ακολουθούν συνοψίζονται όλα τα εκπαιδευτικά δεδομένα και οι τιμές τους, όπως εξάχθηκαν από το moodle και τοποθετήθηκαν σε αρχεία excel ώστε να εισαχθούν στη συνέχεια στα «εξωτερικά» εργαλεία.

Πίνακας 7.1: Πλήθος προσβάσεων στους μαθησιακούς πόρους του μαθήματος, για κάθε φοιτητή (ΘΕ: Θεματική Ενότητα, ΕΡΓ: Εργασία). Δεκαέξι (16) μεταβλητές συνολικά.

Student	ΘΕ #1	ΕΡΓ #1	ΘΕ #2	ΕΡΓ #2	ΘΕ #3	ΕΡΓ #3	ΘΕ #4	ΕΡΓ #4	ΘΕ #5	ΕΡΓ #5	ΘΕ #6	ΕΡΓ #6	ΘΕ #7	ΘΕ #8	ΘΕ #9	ΘΕ #10
Student #1	5	19	8	135	6	45	10	31	8	15	8	36	4	3	5	5
Student #2	4	36	3	350	13	82	19	62	6	70	9	103	3	2	2	3
Student #3	10	19	7	17	5	14	2	10	3	8	4	6	5	6	0	0
Student #4	5	17	5	57	3	16	3	13	5	17	7	21	3	2	2	2
Student #5	3	19	6	31	3	13	5	12	10	9	8	6	2	2	2	0
Student #6	4	9	6	24	7	10	4	16	3	6	3	5	0	0	0	0
Student #7	1	11	5	21	3	8	3	4	5	7	3	5	0	0	0	0
Student #8	12	14	28	39	4	14	9	22	6	8	3	7	0	0	0	0
Student #9	7	18	3	35	2	24	1	27	1	17	2	9	1	1	1	1
Student #10	4	18	9	62	6	24	6	17	5	11	5	12	3	2	2	3
Student #11	2	15	6	19	8	9	1	12	3	5	4	5	0	0	0	0
Student #12	11	14	10	30	4	25	10	18	10	25	8	26	0	0	0	0
Student #13	3	26	6	58	2	19	4	11	5	7	5	6	1	0	0	0
Student #14	11	26	13	70	5	24	3	19	1	11	4	10	6	5	7	6
Student #15	6	20	9	26	6	13	8	10	5	12	9	8	0	0	0	0
Student #16	3	14	2	42	2	19	2	9	11	21	7	16	2	2	2	2
Student #17	11	19	12	49	3	25	3	14	11	16	8	14	0	1	0	0
Student #18	5	14	3	53	2	21	2	15	2	10	2	14	0	0	0	0
Student #19	7	8	8	22	5	5	9	12	9	11	13	7	0	0	0	0

Πίνακας 7.2: Βαθμοί στις 6 εργασίες και τελική βαθμολογία μαθήματος, για κάθε φοιτητή. Επτά (7) μεταβλητές συνολικά.

Student	ΒΘΜ#1 (Βαθμός#1)	ΒΘΜ#2 (Βαθμός#2)	ΒΘΜ#3 (Βαθμός#3)	ΒΘΜ#4 (Βαθμός#4)	ΒΘΜ#5 (Βαθμός#5)	ΒΘΜ#6 (Βαθμός#6)	Τελική Βαθμολογία (Final Grade)
Student #1	8,0	9,5	7,5	9,5	9,5	9,5	9,5
Student #2	10	8,0	10,0	10,0	10,0	9,5	9,8
Student #3	7,5	7,0	9,5	8,5	9,0	9,0	9,3
Student #4	8,5	7,5	8,5	9,5	9,5	10,0	9,5
Student #5	8,0	6,5	7,0	7,5	9,5	8,0	8,4
Student #6	9,0	8,0	7,5	10,0	10,0	8,0	9,4
Student #7	8,5	6,5	7,0	9,5	8,0	8,0	9,0
Student #8	9,0	9,5	8,0	9,5	10,0	8,5	9,1
Student #9	9,5	9,5	8,5	9,5	10,0	10,0	9,8
Student #10	9,0	9,8	8,0	9,5	10,0	9,5	9,2
Student #11	9,0	7,5	8,0	9,5	7,0	7,5	8,6
Student #12	9,5	8,5	10,0	10,0	10,0	10,0	9,9
Student #13	7,5	7,0	7,5	7,5	9,0	8,5	8,5
Student #14	8,5	7,5	9,5	10,0	10,0	10,0	9,7
Student #15	8,0	10,0	8,0	9,5	10,0	10,0	9,7

Student #16	8,5	8,5	8,5	9,5	10,0	10,0	9,6
Student #17	8,5	8,5	8,0	10,0	9,0	8,5	9,4
Student #18	9,0	8,5	7,5	8,0	10,0	8,5	9,3
Student #19	6,5	7,5	8,0	10,0	9,5	9,5	9,3

Πίνακας 7.3: Συμμετοχή στο μάθημα (διάρκεια σύνδεσης σε λεπτά), συνολικά στο εξάμηνο και ανά ημέρα, για κάθε φοιτητή. Δύο (2) μεταβλητές συνολικά.

Student	Διάρκεια Σύνδεσης (συνολικά στο εξάμηνο) Course Dedication (min)	Διάρκεια Σύνδεσης ανά Ημέρα Connection per Day (min)
Student #1	1339	34,8
Student #2	2658	43,8
Student #3	191	8,4
Student #4	447	22,2
Student #5	349	10,2
Student #6	401	8,4
Student #7	156	8,4
Student #8	936	14,4
Student #9	829	12,6
Student #10	778	24,6
Student #11	96	7,8
Student #12	729	12,6
Student #13	426	16,8
Student #14	490	19,2
Student #15	539	9,6
Student #16	185	16,8
Student #17	258	12,6
Student #18	318	12,6
Student #19	326	10,8

7.2 Οπτικοποίηση με χρήση του Εξωτερικού Εργαλείου Gephi.

Στην ενότητα αυτή γίνεται εφαρμογή του εργαλείου Gephi σε εκπαιδευτικά δεδομένα που αφορούν

- στην αλληλεπίδραση του κάθε φοιτητή με κάθε πόρο του μαθήματος (αριθμός προσβάσεων του κάθε φοιτητή στον κάθε μαθησιακό πόρο – 16 πόροι συνολικά, **Πίνακας 7.1**), και
- στην τελική επίδοση των φοιτητών στις υποχρεωτικές εργασίες του μαθήματος (έξι επιμέρους βαθμοί σε κάθε εργασία και τελικός βαθμός μαθήματος, **Πίνακας 7.2**).
- στη συμμετοχή των φοιτητών στο μάθημα (συνολικός χρόνος σύνδεσης στη διάρκεια του εξαμήνου, **Πίνακας 7.3**),

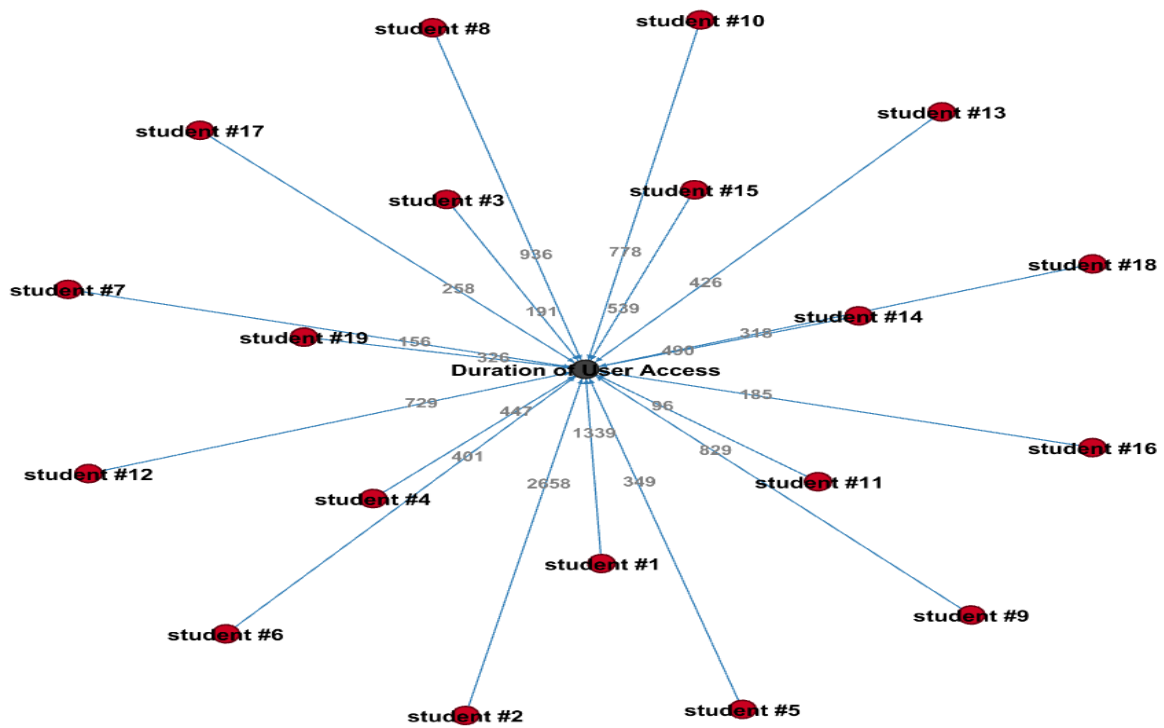
Για την επίτευξη των ανωτέρω στόχων πραγματοποιήθηκαν τα εξής βήματα (Bastian et al., 2009):

- Εξαγωγή αρχείων καταγραφής από το σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle με τα ονόματα χρηστών, τις βαθμολογίες τους στις υποχρεωτικές εργασίες και δεδομένων που αφορούσαν σε συμμετοχή τους στο μάθημα. Τα δεδομένα αυτά περιελάμβαναν στοιχεία ως προς το χρόνο πρόσβασης στο μάθημα και ως προς το πλήθος προσβάσεων στους μαθησιακούς πόρους θεματικών ενοτήτων και εργασιών, για κάθε φοιτητή.
- Προ-επεξεργασία των αναφορών σε μορφή κατάλληλων αρχείων για την εισαγωγή τους στο εργαλείο.
- Εισαγωγή του κάθε αρχείου στο περιβάλλον του εξωτερικού εργαλείου λογισμικού με καθορισμό των κόμβων και ακμών του γραφήματος.
- Δημιουργία των γραφικών απεικονίσεων και παραμετροποίηση της εμφάνισης των σχημάτων.

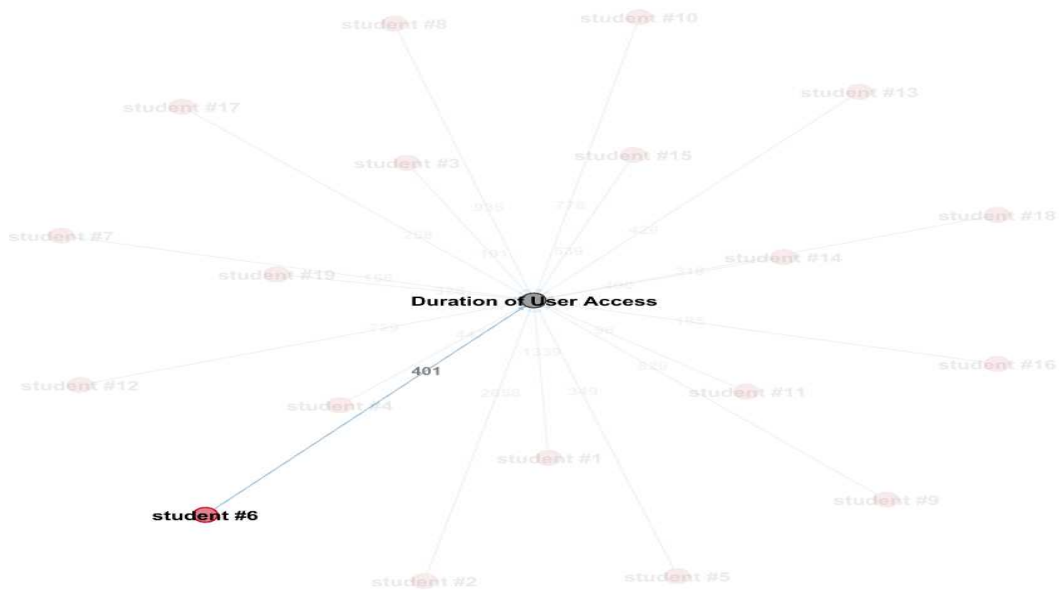
Ο στόχος κατά την εισαγωγή των δεδομένων στο Gephi είναι αποκλειστικά η οπτικοποίηση, καθώς το συγκεκριμένο εργαλείο δεν περιλαμβάνει λειτουργίες ανάλυσης / επεξεργασίας των δεδομένων.

Τα αποτελέσματα φαίνονται στις Εικόνες 7.1, 7.2, 7.3, 7.4, 7.5, 7.6, 7.7 και 7.8 που ακολουθούν:

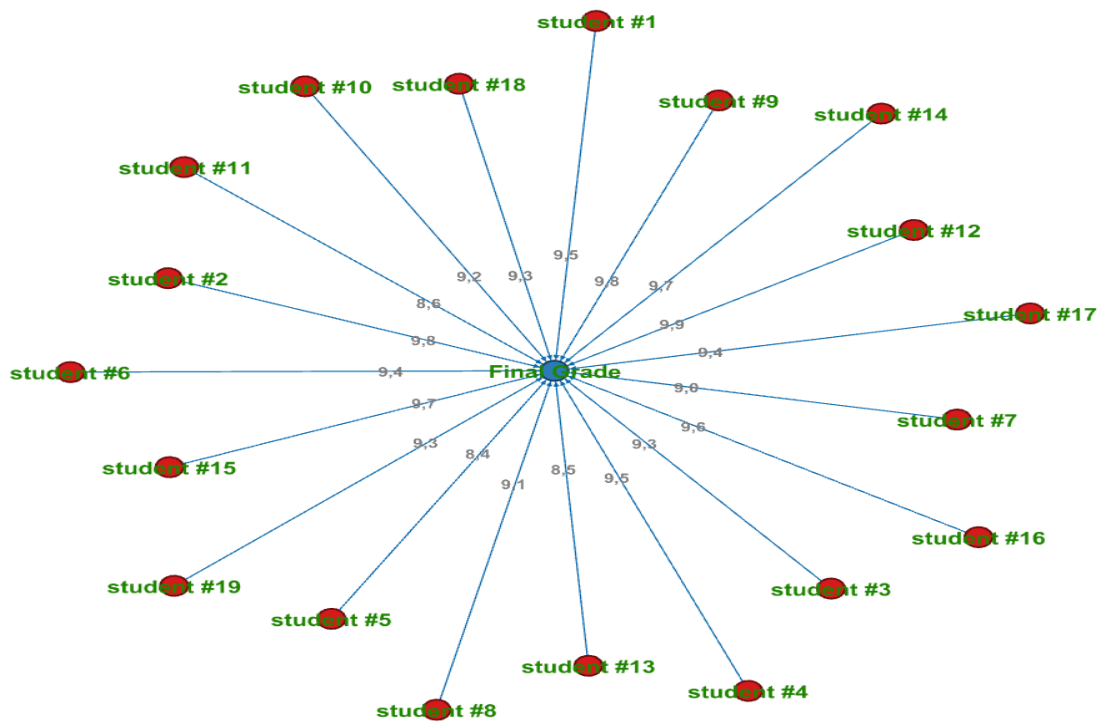
- (a) οπτικοποίηση μίας μεταβλητής (‘χρόνος σύνδεσης στο μάθημα’): Εικόνα 7.1 για όλους τους φοιτητές και Εικόνα 7.2 για έναν φοιτητή,
- (b) οπτικοποίηση μίας μεταβλητής (‘τελική βαθμολογία στο μάθημα’): Εικόνα 7.3 για όλους τους φοιτητές και Εικόνα 7.4 για έναν φοιτητή,
- (c) οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα (‘πλήθος προσβάσεων σε κάθε μαθησιακό πόρο’ – συνολικά 16 πόροι): Εικόνα 7.5 για όλους τους φοιτητές και Εικόνα 7.6 για έναν φοιτητή, και
- (d) οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα (‘πλήθος προσβάσεων σε κάθε μαθησιακό πόρο’ και ‘τελική βαθμολογία στο μάθημα’ – συνολικά 16 πόροι και 1 βαθμολογία = 17 μεταβλητές): Εικόνα 7.7 για όλους τους φοιτητές και Εικόνα 7.8 για έναν φοιτητή.



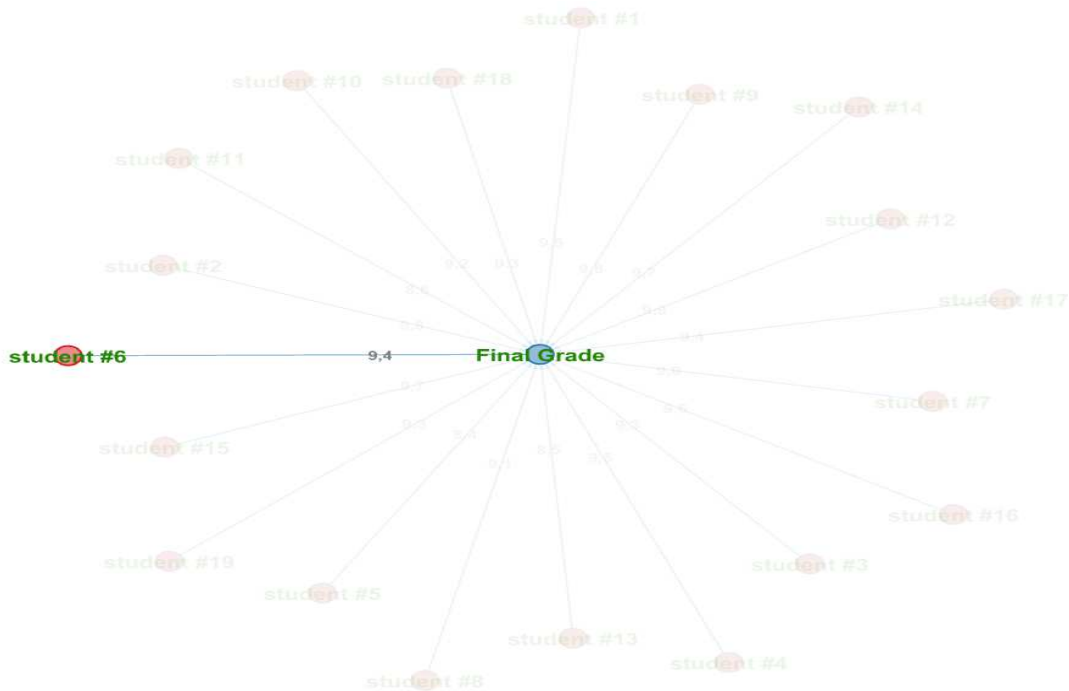
Εικόνα 7.1: **Gephi**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {ακτίνα R: συμμετοχή (χρόνος σύνδεσης στο μάθημα)} για όλους τους φοιτητές (19).



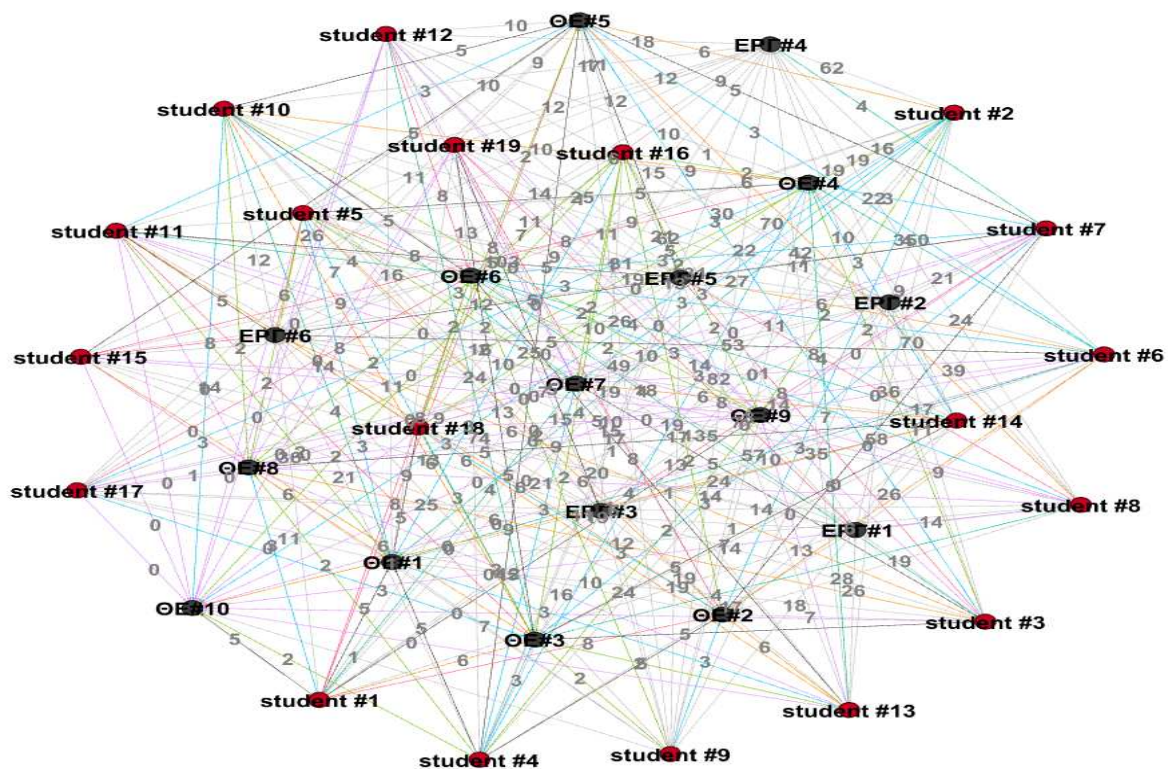
Εικόνα 7.2: **Gephi**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {ακτίνα R: συμμετοχή (χρόνος σύνδεσης στο μάθημα)} για έναν φοιτητή (student#6).



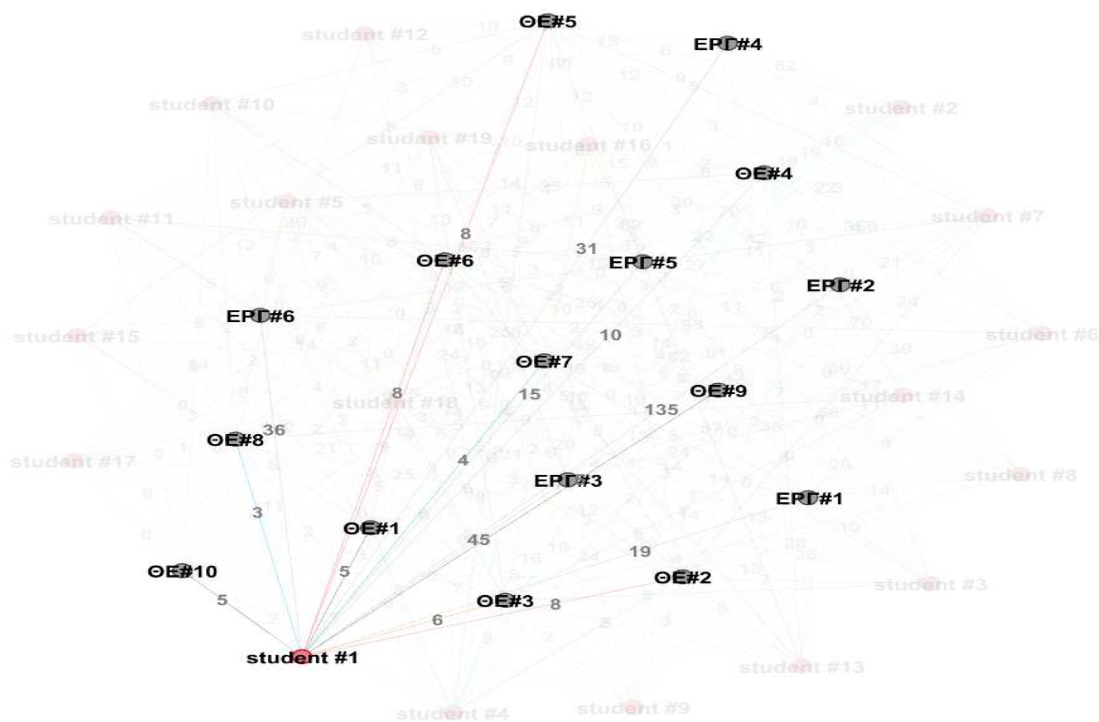
Εικόνα 7.3: **Gephi**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {ακτίνα R: τελική βαθμολογία στο μάθημα} για όλους τους φοιτητές (19).



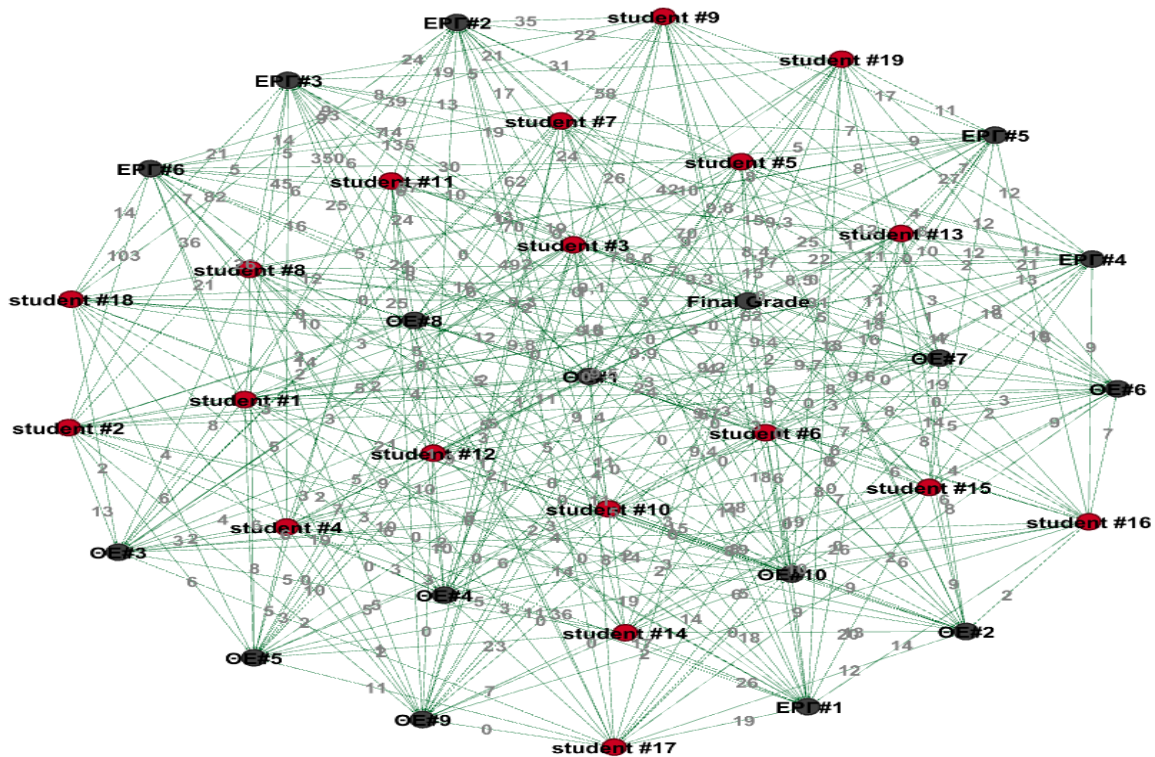
Εικόνα 7.4: **Gephi**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {ακτίνα R: τελική βαθμολογία στο μάθημα} για 1 φοιτητή (student#6).



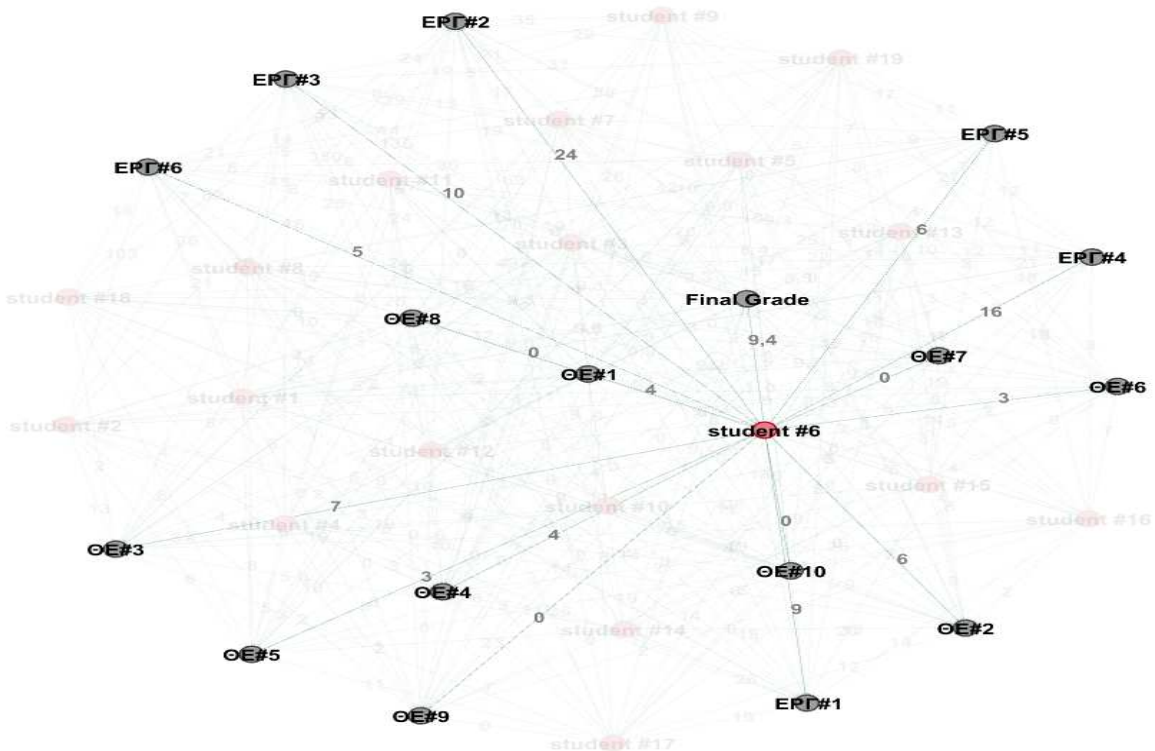
Εικόνα 7.5: **Gephi**: Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα: {ακτίνες R : πλήθος προσβάσεων στους πόρους του μαθήματος (16 μεταβλητές)} για όλους τους φοιτητές (19).



Εικόνα 7.6: **Gephi**: Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα: {ακτίνες R : πλήθος προσβάσεων στους πόρους του μαθήματος (16 μεταβλητές)} για 1 φοιτητή (student#1).



Εικόνα 7.7: **Gephi**: Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα: {ακτίνες R: πλήθος προσβάσεων στους πόρους του μαθήματος (16 μεταβλητές) και τελική βαθμολογία (1 μεταβλητή)} για όλους τους φοιτητές (19).



Εικόνα 7.8: **Gephi**: Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα: {ακτίνες R: πλήθος προσβάσεων στους πόρους του μαθήματος (16 μεταβλητές) και τελική βαθμολογία (1 μεταβλητή)} για 1 φοιτητή (student#6).

7.3 Ανάλυση και Οπτικοποίηση με χρήση του Εξωτερικού Εργαλείου WEKA.

Στην ενότητα αυτή τα εκπαιδευτικά δεδομένα που εξάγονται από το moodle, εισάγονται στο λογισμικό WEKA. Η εφαρμογή του εργαλείου έχει διττό στόχο:

- (α) την επεξεργασία των δεδομένων για εξαγωγή ενός **μοντέλου πρόβλεψης** της τελικής βαθμολογίας κάθε φοιτητή στο μάθημα βάσει συγκεκριμένων (ανεξάρτητων) μεταβλητών που σχετίζονται με τη συμμετοχή του στο ηλεκτρονικό μάθημα, και
- (β) την **οπτικοποίηση των δεδομένων** αλληλεπίδρασης των φοιτητών με τους μαθησιακούς πόρους και δραστηριότητες του ηλεκτρονικού μαθήματος στο Moodle.

7.3.1 Πρόβλεψη μέσω WEKA

Πιο συγκεκριμένα ως προς τον πρώτο στόχο, της πρόβλεψης τελικού βαθμού, τα μαθησιακά αντικείμενα (πόροι) στα οποία έχουν πρόσβαση και με τα οποία αλληλεπιδρούν οι φοιτητές είναι:

- αρχεία (files),
- φάκελοι (folders) και
- υποβολές εργασιών (assignments).

Για να εισαχθούν στο WEKA χρειάστηκε να προχωρήσουμε σε προβολή και εξόρυξη δεδομένων (αρχείων καταγραφής) από το περιβάλλον του μαθήματος. Η εξαγωγή των αρχείων έγινε σε μορφή υπολογιστικών φύλλων τα οποία περιελάμβαναν στοιχεία για τις ενέργειες των φοιτητών, για τη χρονική διάρκεια σύνδεσής τους στο μάθημα και για την επίδοσή τους. Κατόπιν έγινε προ-επεξεργασία των αρχείων και συγχώνευσή τους.

Το σύνολο των δεδομένων μας περιελάμβανε δύο τύπους στοιχείων:

- αριθμητικά και
- περιγραφικά.

Μετά το στάδιο της προ-επεξεργασίας δημιουργήθηκαν τρία (3) τελικά αρχεία δεδομένων, ανάλογα με το ποσοστό της διάρκειας του εξαμήνου που κάλυπτε το καθένα:

1. **Αρχείο 1 «Πρώτο Τρίτο Εξαμήνου»:** καλύπτει περίπου το 33% της διάρκειας του εξαμήνου και περιλαμβάνει όλες τις τιμές των μεταβλητών των πινάκων 7.1, 7.2, 7.3 μέχρι και την Εργασία 3.
2. **Αρχείο 2 «Μέσο Εξαμήνου»:** καλύπτει περίπου το 50% της διάρκειας του εξαμήνου και περιλαμβάνει όλες τις τιμές των μεταβλητών των πινάκων 7.1, 7.2, 7.3 μέχρι και την Εργασία 6 και το βαθμό της.
3. **Αρχείο 3 «Τέλος Εξαμήνου»:** καλύπτει το 100% της διάρκειας του εξαμήνου και περιλαμβάνει όλες τις τιμές των μεταβλητών των πινάκων 7.1, 7.2, 7.3 για όλο το εξάμηνο.

Αρχείο 1^ο “ΠΡΩΤΟ ΤΡΙΤΟ ΕΞΑΜΗΝΟΥ”: Περιλαμβάνει το υποσύνολο των δεδομένων που συγκεντρώθηκαν στο moodle από την αρχή μέχρι και περίπου το πρώτο τρίτο του εξαμήνου διδασκαλίας του μαθήματος, άρα αντιστοιχεί στη χρονική στιγμή «Πρώτο Τρίτο Εξαμήνου».

Αποτελείται από 7 μεταβλητές ή ‘χαρακτηριστικά’ (attributes) και 19 περιπτώσεις (instances) δηλαδή 19 φοιτητές. Συγκεκριμένα περιλαμβάνει το πλήθος προσβάσεων στους πόρους της πρώτης και δεύτερης θεματικής ενότητας του μαθήματος και των αντίστοιχων εργασιών, με τους οποίους αλληλεπίδρασε κάθε φοιτητής (ΘΕ#1, ΘΕ#2, ΕΡΓ#1, ΕΡΓ#2), τους βαθμούς των δύο πρώτων εργασιών (ΒΘΜ#1, ΒΘΜ#2) και την τελική βαθμολογία (Final Grade) στο μάθημα, στο ρόλο της εξαρτημένης μεταβλητής.

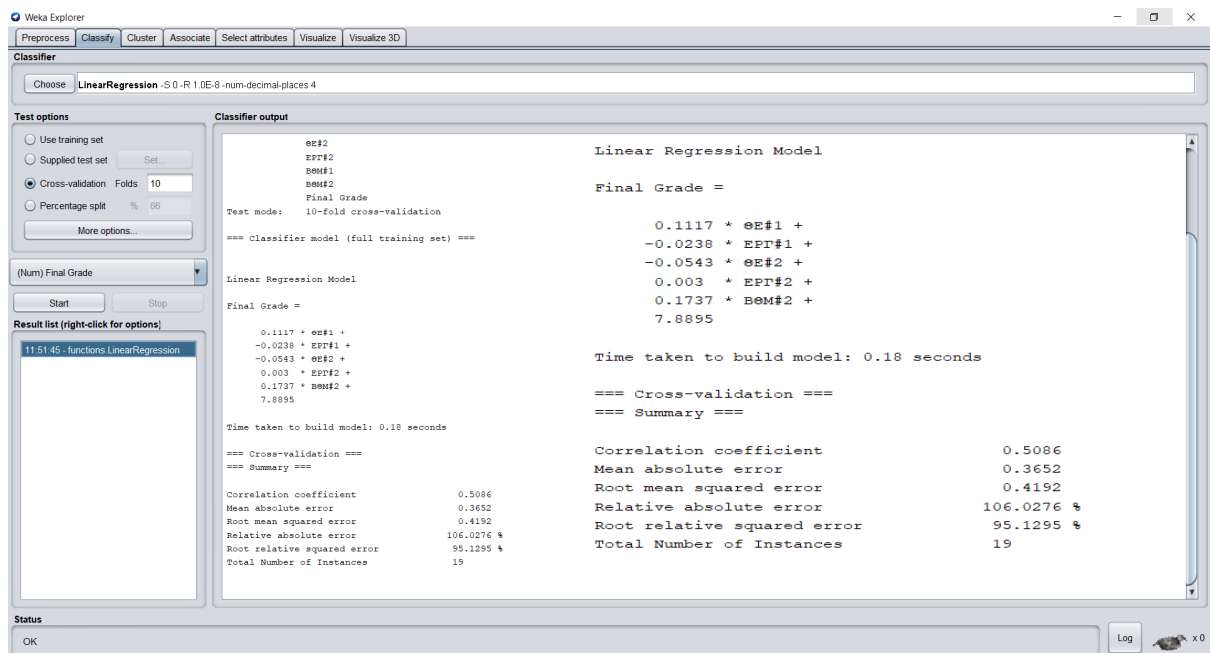
Έγινε εισαγωγή του αρχείου στο WEKA και εφαρμογή της μεθόδου Γραμμικής Παλινδρόμησης (Linear Regression). Η επιλογή εφαρμογής της τεχνικής αυτής στα δεδομένα μας στηρίχθηκε στα εξής κριτήρια (Kumar et al., 2018; Frank et al., 2004):

- παρέχει ακρίβεια σε μικρό πλήθος παρατηρήσεων,
- αιτιολογεί επαρκώς τα αποτελέσματα που εξάγει,
- υποστηρίζει την ενημέρωση / ανανέωση της πρόβλεψης καθώς γίνονται διαθέσιμα νέα δεδομένα,
- διαθέτει φυσική αναπαραστατική δυναμική (η γραμμή που ‘ταιριάζει’ καλύτερα στις παρατηρήσεις, με βάση το κριτήριο των ελαχίστων τετραγώνων).

Η γραμμική παλινδρόμηση υποστηρίζει τους σκοπούς της κατηγοριοποίησης στις περιπτώσεις αριθμητικών χαρακτηριστικών, γεγονός που εξυπηρετεί την εξαγωγή γραμμικών μοντέλων πρόβλεψης επιτυχούς έκβασης των φοιτητών. Η εφαρμογή της στα δεδομένα του 1^{ου} αρχείου έδωσε το παρακάτω μοντέλο πρόβλεψης της τελικής επίδοσης των φοιτητών στο μάθημα, όπου η εσωτερική διαδικασία βελτιστοποίησης του WEKA επέλεξε να χρησιμοποιήσει τις 5 από τις 6 προτεινόμενες ανεξάρτητες μεταβλητές (ΘΕ#1, ΕΡΓ#1, ΘΕ#2, ΕΡΓ#2, ΒΘΜ#2):

$$\text{Final Grade} = 0,1117 * \Theta E \# 1 - 0,0238 * E P \Gamma \# 1 - 0,0543 * \Theta E \# 2 + 0,003 * E P \Gamma \# 2 + 0,1737 * B \Theta M \# 2 + 7,8895 \quad (1)$$

Τα πλήρη αποτελέσματα της παλινδρόμησης φαίνονται στην Εικόνα 7.9. Παρατηρούμε ότι η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου υπολογίζεται σε 50,86% (Correlation Coefficient $r = 0,5086$) με εκτίμηση σφάλματος (Mean Absolute Error) 0,3652. Επίσης τα βάρη του ψηφιακού πόρου ΘΕ#1 και του βαθμού ΒΘΜ#2 δείχνουν ότι αυτές οι δύο είναι οι σημαντικότερες ανεξάρτητες μεταβλητές του μοντέλου πρόβλεψης. Συνεπώς η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως **μέτρια**, αν αναλογιστεί κανείς το γεγονός ότι ο διδάσκων μπορεί σχετικά νωρίς (πριν τα μέσα του εξαμήνου και γνωρίζοντας τους βαθμούς μόλις δύο (2) εκ των έξι (6) εργασιών) να προβλέψει με ποσοστό επιτυχίας 50,86% τον τελικό βαθμό του κάθε φοιτητή.



Εικόνα 7.9: WEKA: Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης του τελικού βαθμού μαθήματος από 6 ανεξάρτητες μεταβλητές στο πρώτο τρίτο του εξαμήνου, μέσω της μεθόδου Linear Regression (6 attributes και 19 instances).

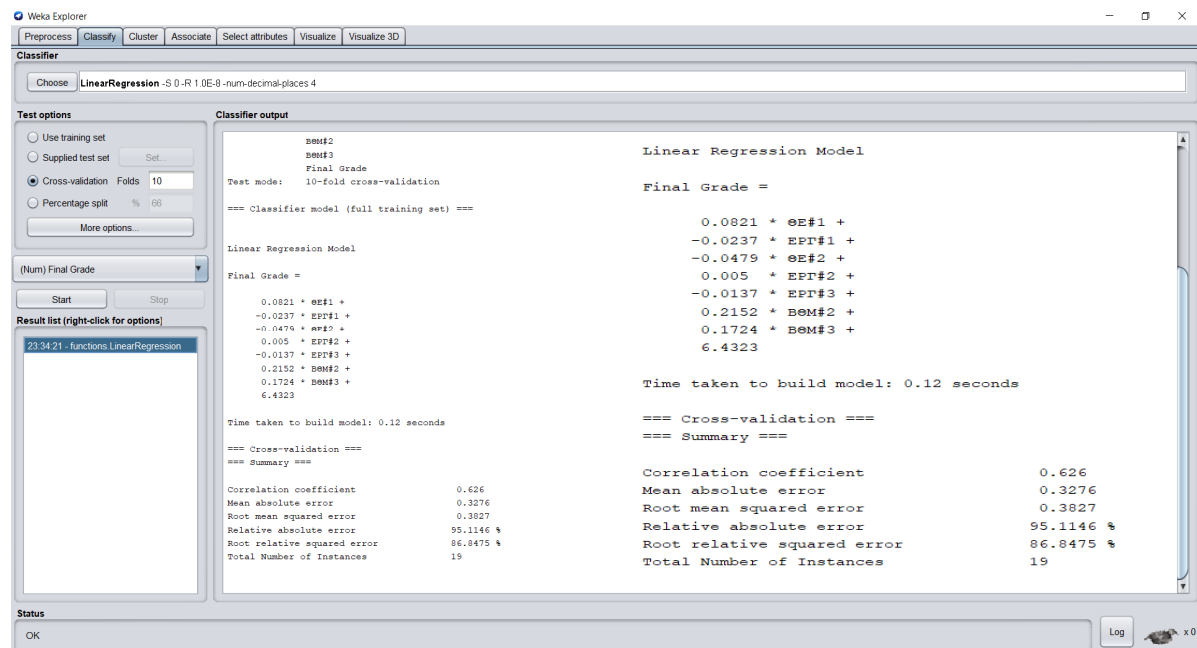
Αρχείο 2^ο “ΜΕΣΟ ΕΞΑΜΗΝΟΥ”: Ωστόσο αντικειμενικά ο συντελεστής $r = 0,5086$ είναι χαμηλός, γεγονός που μας οδηγεί στη δημιουργία του 2^{ου} αρχείου δεδομένων εισόδου, με επέκταση του 1^{ου} αρχείου. Το 2^ο αρχείο αντιστοιχεί στο υποσύνολο των δεδομένων που συγκεντρώθηκαν στο moodle από την αρχή μέχρι και τη μέση περίπου του εξαμήνου διδασκαλίας του μαθήματος, άρα αντιστοιχεί στη χρονική στιγμή «Μέση Εξαμήνου».

Αποτελείται από 10 μεταβλητές ή ‘χαρακτηριστικά’ (attributes) και 19 περιπτώσεις (instances) δηλαδή 19 φοιτητές. Συγκεκριμένα περιλαμβάνει το πλήθος προσβάσεων στους πόρους της πρώτης, δεύτερης και τρίτης θεματικής ενότητας του μαθήματος με τους οποίους αλληλεπίδρασε κάθε φοιτητής, το πλήθος προσβάσεων στους πόρους των αντίστοιχων τριών εργασιών, (ΘΕ#1, ΘΕ#2, ΘΕ#3, ΕΡΓ#1, ΕΡΓ#2, ΕΡΓ#3), τους βαθμούς των τριών εργασιών (ΒΘΜ#1, ΒΘΜ#2, ΒΘΜ#3) και την τελική βαθμολογία (Final Grade) στο μάθημα, στο ρόλο της εξαρτημένης μεταβλητής.

Έγινε εισαγωγή του αρχείου στο WEKA και εφαρμογή της μεθόδου Linear Regression για να προκύψει το παρακάτω μοντέλο πρόβλεψης, όπου η εσωτερική διαδικασία βελτιστοποίησης του WEKA επέλεξε να χρησιμοποιήσει τις 7 από τις 9 προτεινόμενες ανεξάρτητες μεταβλητές (ΘΕ#1, ΕΡΓ#1, ΘΕ#2, ΕΡΓ#2, ΕΡΓ#3, ΒΘΜ#2, ΒΘΜ#3):

$$\text{Final Grade} = 0,0821 * \Theta E \# 1 - 0,0237 * \text{ΕΡΓ} \# 1 - 0,0479 * \Theta E \# 2 + 0,005 * \text{ΕΡΓ} \# 2 - 0,0137 * \text{ΕΡΓ} \# 3 + 0,2152 * \text{ΒΘΜ} \# 2 + 0,1724 * \text{ΒΘΜ} \# 3 + 6,4323 \quad (2)$$

Τα πλήρη αποτελέσματα της γραμμικής παλινδρόμησης φαίνονται στην Εικόνα 7.10. Παρατηρούμε ότι η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου βελτιώθηκε σημαντικά φτάνοντας σε ποσοστό 62,6% (Correlation Coefficient $r = 0,626$) με εκτίμηση σφάλματος (Mean Absolute Error) 0,3276. Ως τις πλέον καθοριστικές μεταβλητές για την πρόβλεψη τελικής επίδοσης το μοντέλο αναδεικνύει τους βαθμούς των φοιτητών στη δεύτερη και τρίτη εργασία του μαθήματος. Η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως **ικανοποιητική**, διότι ο διδάσκων μπορεί στα μέσα του εξαμήνου και γνωρίζοντας τη δραστηριότητα και τους βαθμούς των φοιτητών σε τρεις (3) από τις έξι (6) εργασίες, να προβλέψει με επιτυχία 62,6% τους τελικούς βαθμούς των φοιτητών στο μάθημα



Εικόνα 7.10: WEKA: Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης του τελικού βαθμού μαθήματος από 9 ανεξάρτητες μεταβλητές στη μέση του εξαμήνου, μέσω της μεθόδου Linear Regression (9 attributes και 19 instances).

Αρχείο 3 “ΤΕΛΟΣ ΕΞΑΜΗΝΟΥ”: Το 3^ο αρχείο περιλαμβάνει το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων που συγκεντρώθηκαν στο moodle καθ’ όλη τη διάρκεια του εξαμήνου διδασκαλίας του μαθήματος, άρα αντιστοιχεί στη χρονική στιγμή «Τέλος Εξαμήνου».

Αποτελείται από τις 25 μεταβλητές ή ‘χαρακτηριστικά’ (attributes) που αναφέρονται συνολικά στους Πίνακες 7.1, 7.2 και 7.3, και τις τιμές των χαρακτηριστικών αυτών για τις 19 περιπτώσεις (instances) δηλαδή τους 19 φοιτητές.

Αν χρησιμοποιηθούν σχεδόν όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές ή ‘χαρακτηριστικά’ (attributes), ήτοι 20 από τις 24, η γραμμική παλινδρόμηση προβλέπει την εξαρτημένη μεταβλητή του τελικού βαθμού **πολύ ικανοποιητικά**, με συντελεστή συσχέτισης $r = 0,7821$ (επιτυχής πρόβλεψη κατά 78,21%).

Στο σημείο αυτό κρίθηκε απαραίτητη η συνοπτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων υπολογισμού της προβλεπτικής ικανότητας του μοντέλου με βάση διαφορετικές

συνθέσεις του αρχικού συνόλου δεδομένων εισόδου, ως συμβολή στην τεκμηρίωση των παρατηρήσεων που διατυπώθηκαν νωρίτερα. Στον Πίνακα 7.4 παρουσιάζονται διαδοχικές προσπάθειες πρόβλεψης του τελικού βαθμού καθώς αυξάνει προοδευτικά ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών ή χαρακτηριστικών (attributes) που περιελάμβανε κάθε προσπάθεια. Η αύξηση αυτή ακολουθεί την χρονική εξέλιξη του ακαδημαϊκού εξαμήνου και την πρόοδο μέσα στην ύλη. Για κάθε προσπάθεια, ο Πίνακας 7.4 παρουσιάζει τις ανεξάρτητες μεταβλητές, την εξίσωση παλινδρόμησης του μοντέλου πρόβλεψης του τελικού βαθμού, καθώς και την προβλεπτική ικανότητα (Correlation Coefficient r).

*Πίνακας 7.4: WEKA: Πρόβλεψη του τελικού βαθμού μαθήματος με τη μέθοδο **Linear Regression**, με βάση προοδευτικά αυξανόμενο πλήθος χαρακτηριστικών (ανεξάρτητων μεταβλητών): εξίσωση παλινδρόμησης και συντελεστής συσχέτισης r.*

Χαρακτηριστικά	3 χαρακτηριστικά (attributes): ΘΕ#1, ΕΡΓ#1, ΒΘΜ#1. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade
Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	Final Grade = 0,0557*ΘΕ#1 + 0,1891*Βαθμός#1 + 7,3692
Προβλεπτική ικανότητα	r = 0,0952 (9,52%)
Χαρακτηριστικά	6 χαρακτηριστικά (attributes): ΘΕ#1, ΘΕ#2, ΕΡΓ#1, ΕΡΓ#2, ΒΘΜ#1, ΒΘΜ#2. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade
Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	Final Grade = 0,1117*ΘΕ#1 - 0,0238*ΕΡΓ#1 - 0,0543*ΘΕ#2 + 0,003*ΕΡΓ#2 + 0,1737*ΒΘΜ#2 + 7,8895
Προβλεπτική ικανότητα	r = 0,5086 (50,86%)
Χαρακτηριστικά	9 χαρακτηριστικά (attributes): ΘΕ#1, ΘΕ#2, ΘΕ#3, ΕΡΓ#1, ΕΡΓ#2, ΕΡΓ#3, ΒΘΜ#1, ΒΘΜ#2, ΒΘΜ#3. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade
Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	Final Grade = 0,0821*ΘΕ#1 - 0,0237*ΕΡΓ#1 - 0,0479*ΘΕ#2 + 0,005*ΕΡΓ#2 - 0,0137*ΕΡΓ#3 + 0,2152*ΒΘΜ#2 + 0,1724*ΒΘΜ#3 + 6,4323
Προβλεπτική ικανότητα	r = 0,6260 (62,60%)
Χαρακτηριστικά	12 χαρακτηριστικά (attributes): ΘΕ#1, ΘΕ#2, ΘΕ#3, ΘΕ#4, ΕΡΓ#1, ΕΡΓ#2, ΕΡΓ#3, ΕΡΓ#4, ΒΘΜ#1, ΒΘΜ#2, ΒΘΜ#3, ΒΘΜ#4. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade

Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	$Final\ Grade = 0,0853 * \Theta E\#1 - 0,0541 * \Theta E\#2 + 0,1481 * B\Theta M\#2 + 0,255 * B\Theta M\#4 + 5,6421$
Προβλεπτική ικανότητα	$r = 0,6322$ (63,22%)
Χαρακτηριστικά	15 χαρακτηριστικά (attributes): $\Theta E\#1, \Theta E\#2, \Theta E\#3, \Theta E\#4, \Theta E\#5, EPG\#1, EPG\#2, EPG\#3, EPG\#4, EPG\#5, B\Theta M\#1, B\Theta M\#2, B\Theta M\#3, B\Theta M\#4, B\Theta M\#5$. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade
Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	$Final\ Grade = - 0,0087 * EPG\#2 + 0,0383 * EPG\#3 - 0,0178 * EPG\#4 - 0,0562 * \Theta E\#5 + 0,0254 * EPG\#5 - 0,1388 * B\Theta M\#1 + 0,3165 * B\Theta M\#4 + 0,228 * B\Theta M\#5 + 6,3399$
Προβλεπτική ικανότητα	$r = 0,6935$ (69,35%)
Χαρακτηριστικά	18 χαρακτηριστικά (attributes): $\Theta E\#1, \Theta E\#2, \Theta E\#3, \Theta E\#4, \Theta E\#5, \Theta E\#6, EPG\#1, EPG\#2, EPG\#3, EPG\#4, EPG\#5, EPG\#6, B\Theta M\#1, B\Theta M\#2, B\Theta M\#3, B\Theta M\#4, B\Theta M\#5, B\Theta M\#6$. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade
Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	$Final\ Grade = 0,1005 * \Theta E\#1 - 0,0503 * \Theta E\#2 + 0,0421 * \Theta E\#4 - 0,0141 * EPG\#4 - 0,0741 * \Theta E\#6 + 0,0086 * EPG\#6 - 0,1861 * B\Theta M\#3 + 0,2634 * B\Theta M\#4 + 0,2903 * B\Theta M\#6 + 5,8616$
Προβλεπτική ικανότητα	$r = 0,7681$ (76,81%)
Χαρακτηριστικά	20 χαρακτηριστικά (attributes): $\Theta E\#1, \Theta E\#2, \Theta E\#3, \Theta E\#4, \Theta E\#5, \Theta E\#6, EPG\#1, EPG\#2, EPG\#3, EPG\#4, EPG\#5, EPG\#6, \Delta\acute{\iota}\alpha\rho\kappa\epsilon\iota\alpha\ \Sigma\acute{\upsilon}\nu\delta\epsilon\sigma\eta\varsigma\ (min), \Delta\acute{\iota}\alpha\rho\kappa\epsilon\iota\alpha\ \alpha\nu\acute{\alpha}\ \text{H}\mu\acute{\epsilon}\rho\alpha\ (min), B\Theta M\#1, B\Theta M\#2, B\Theta M\#3, B\Theta M\#4, B\Theta M\#5, B\Theta M\#6$. Εξαρτημένη μεταβλητή: Final Grade
Εξίσωση προβλεπτικού μοντέλου	$Final\ Grade = -0,0281 * EPG\#1 + 0,0348 * EPG\#3 - 0,0107 * EPG\#4 - 0,0303 * \Theta E\#5 - 0,0316 * \Delta\acute{\iota}\alpha\rho\kappa\epsilon\iota\alpha\ \alpha\nu\acute{\alpha}\ \text{H}\mu\acute{\epsilon}\rho\alpha\ (min) + 0,1676 * B\Theta M\#4 + 0,366 * B\Theta M\#6 + 5,0478$
Προβλεπτική ικανότητα	$r = 0,7821$ (78,21%)

Από την παραπάνω ανάλυση προκύπτουν οι εξής παρατηρήσεις αναφορικά με τη συμπεριφορά του προβλεπτικού μοντέλου που προκύπτει από κάθε σύνολο δεδομένων:

α) το μικρό πλήθος παρατηρήσεων (19 instances = φοιτητές) περιορίζει σε σημαντικό βαθμό την απόδοση του μοντέλου,

β) η επιλογή των χαρακτηριστικών (ανεξάρτητων μεταβλητών) που τελικά αξιοποιεί το WEKA μεταξύ όλων των εισαγόμενων χαρακτηριστικών, γίνεται από το ίδιο το λογισμικό WEKA με εσωτερική αδιαφανή διαδικασία βελτιστοποίησης όπου δεν επεμβαίνει ο χρήστης,

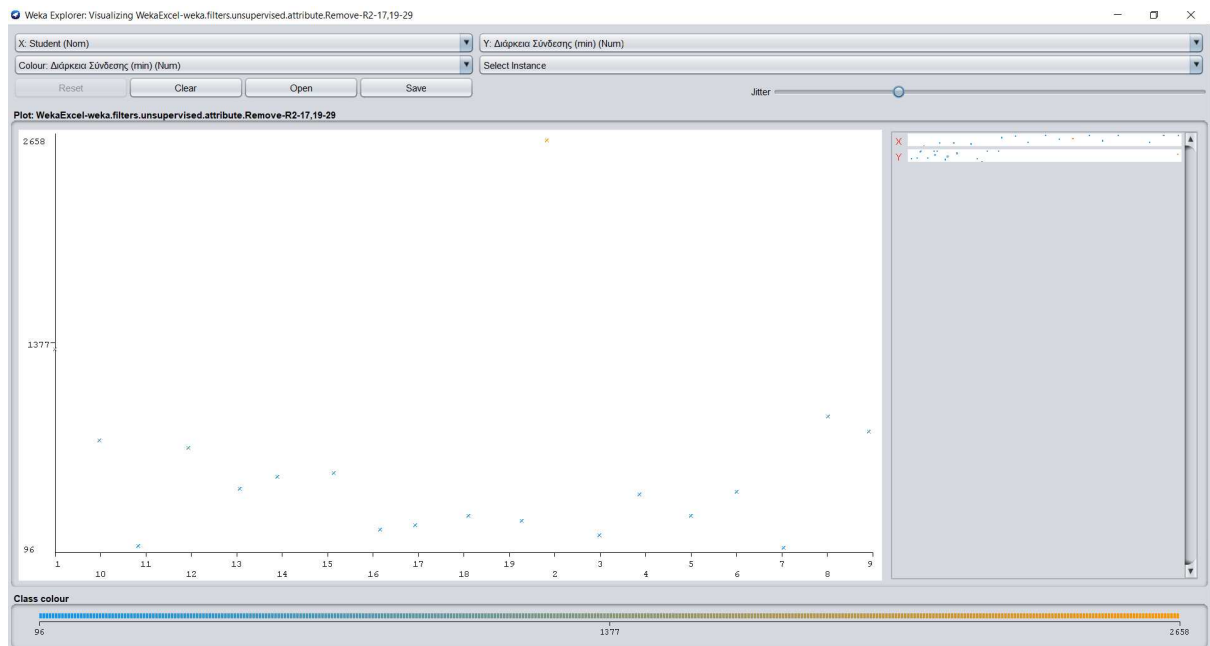
γ) η ύπαρξη «προβληματικών» καταστάσεων στα δεδομένα (outliers) συμβάλλει σε περιορισμό της ακρίβειας και σε αύξηση του σφάλματος πρόβλεψης,

δ) η στοχευμένη αναθεώρηση των χαρακτηριστικών, που επιλέγει να εισάγει στο WEKA ο χρήστης ως ανεξάρτητες μεταβλητές για συσχέτιση με την εξαρτημένη μεταβλητή, συμβάλλει στη βελτίωση του προβλεπτικού μοντέλου.

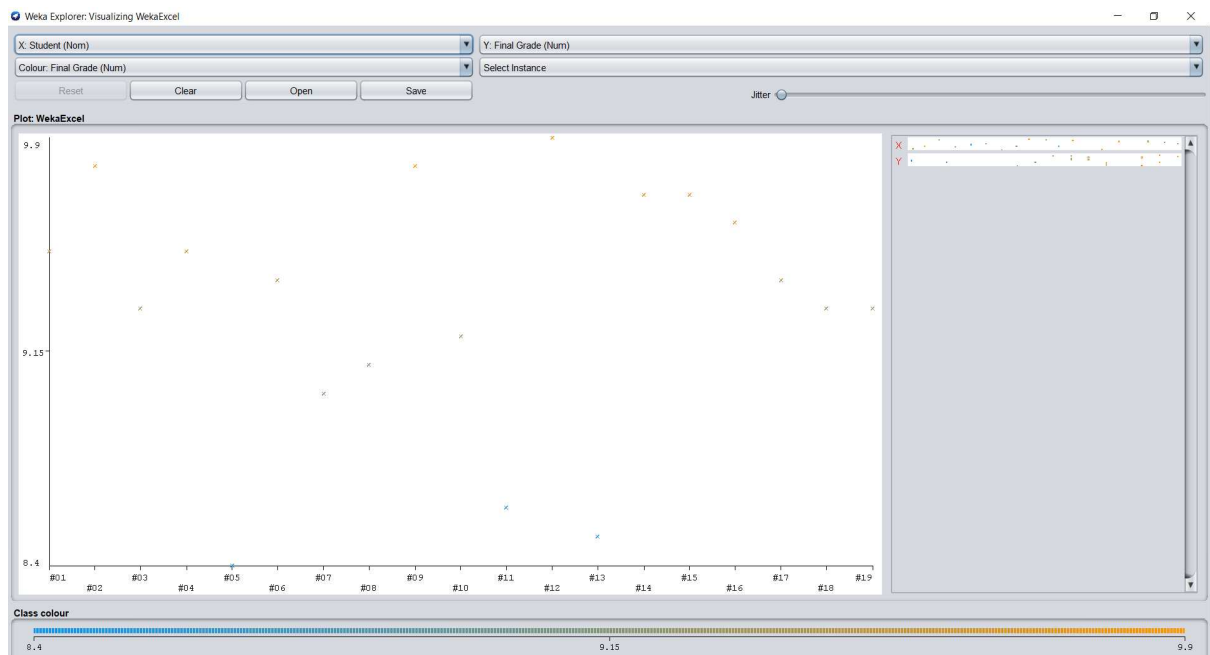
7.3.2 Οπτικοποίηση με το WEKA

Έγινε εισαγωγή του αρχείου στο WEKA και εφαρμογή του αλγορίθμου ομαδοποίησης EM (Expectation - Maximisation) του WEKA, για να καταλήξουμε στα αντιπροσωπευτικά αποτελέσματα οπτικοποίησης των εξής μεταβλητών ή σχέσεων μεταξύ μεταβλητών:

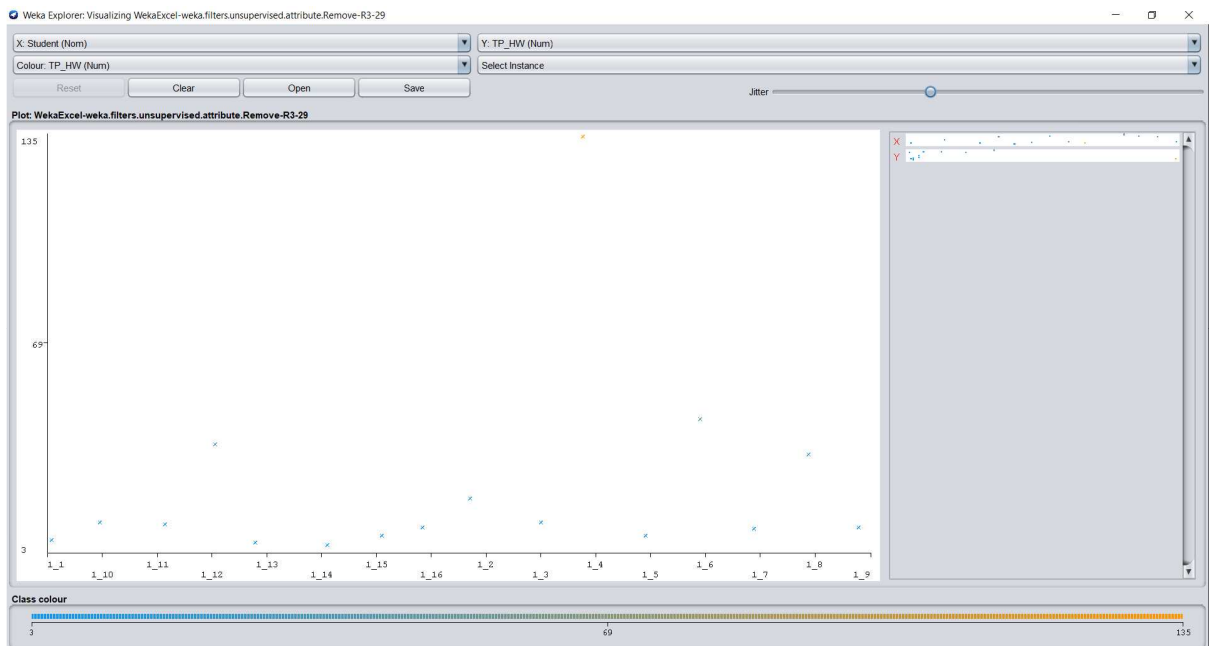
- Εικόνα 7.11: *Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Y: συνολική διάρκεια σύνδεσης} για κάθε φοιτητή {X: α/α φοιτητή}.*
- Εικόνα 7.12: *Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Y: τελική βαθμολογία στο μάθημα} για κάθε φοιτητή {X: α/α φοιτητή}.*
- Εικόνα 7.13: *Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Y: πλήθος προσβάσεων αθροιστικά σε όλους τους πόρους του μαθήματος} για κάθε φοιτητή {X: α/α φοιτητή}.*
- Εικόνα 7.14: *Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στο μαθησιακό υλικό της εργασίας}, για όλους τους φοιτητές (19), σε 6 χωριστά διαγράμματα για καθένα από τους 6 πόρους EPG#1 έως EPG#6 και τις 6 αντίστοιχες βαθμολογίες Βαθμός#1 έως Βαθμός#6.*
- Εικόνα 7.15: *Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Τελική Επίδοση στο μάθημα} ως προς {X: Διάρκεια σύνδεσης}, για όλους τους φοιτητές (19).*
- Εικόνα 7.16: *Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στο μαθησιακό υλικό της εργασίας}, για όλους τους φοιτητές (19), για την EPG#2.*
- Εικόνα 7.17: *Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στο μαθησιακό υλικό της αντίστοιχης Θεματικής Ενότητας} για όλους τους φοιτητές (19), για τη Θεματική Ενότητα ΘΕ#2.*
- Εικόνα 7.18: *Τρισδιάστατη οπτικοποίηση τριών μεταβλητών {Διάρκεια σύνδεσης, τελικής βαθμολογίας και πλήθους προσβάσεων στον πόρο EPG#2}}, για όλους τους φοιτητές (19).*



Εικόνα 7.11: **WEKA**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Y: συνολική διάρκεια σύνδεσης} για κάθε φοιτητή {X: α/α φοιτητή}.



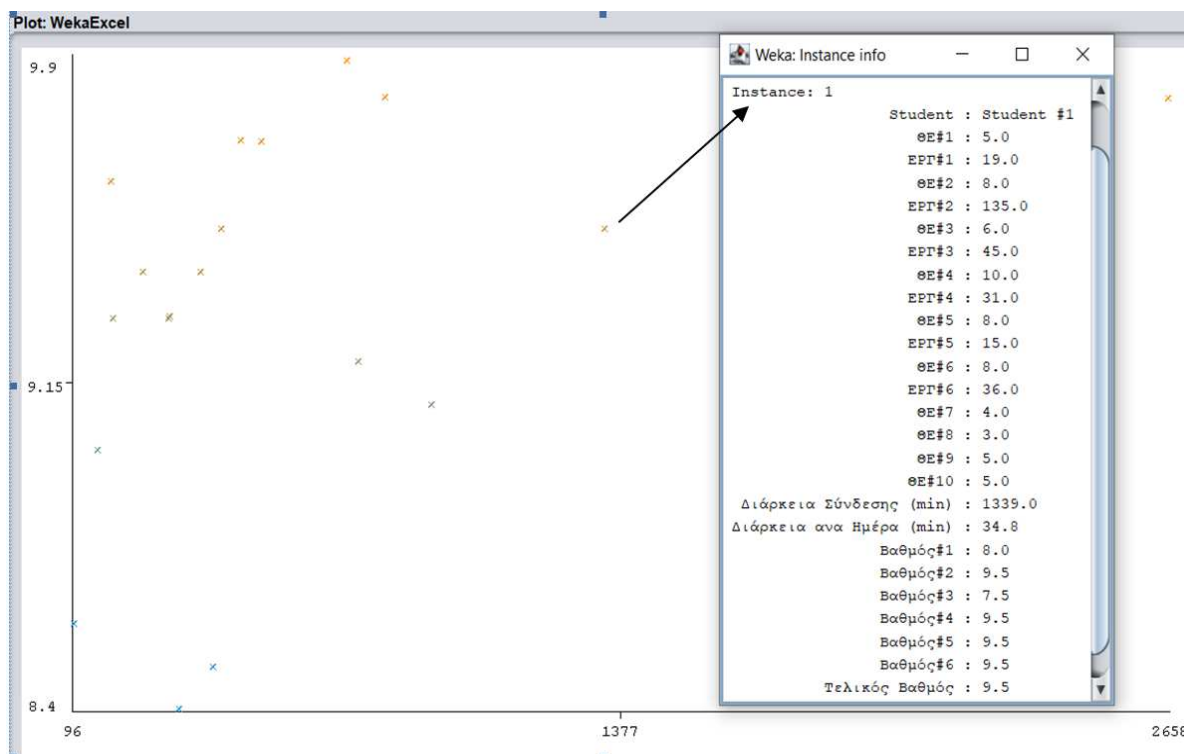
Εικόνα 7.12: **WEKA**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Y: τελική βαθμολογία στο μάθημα} για κάθε φοιτητή {X: α/α φοιτητή}.



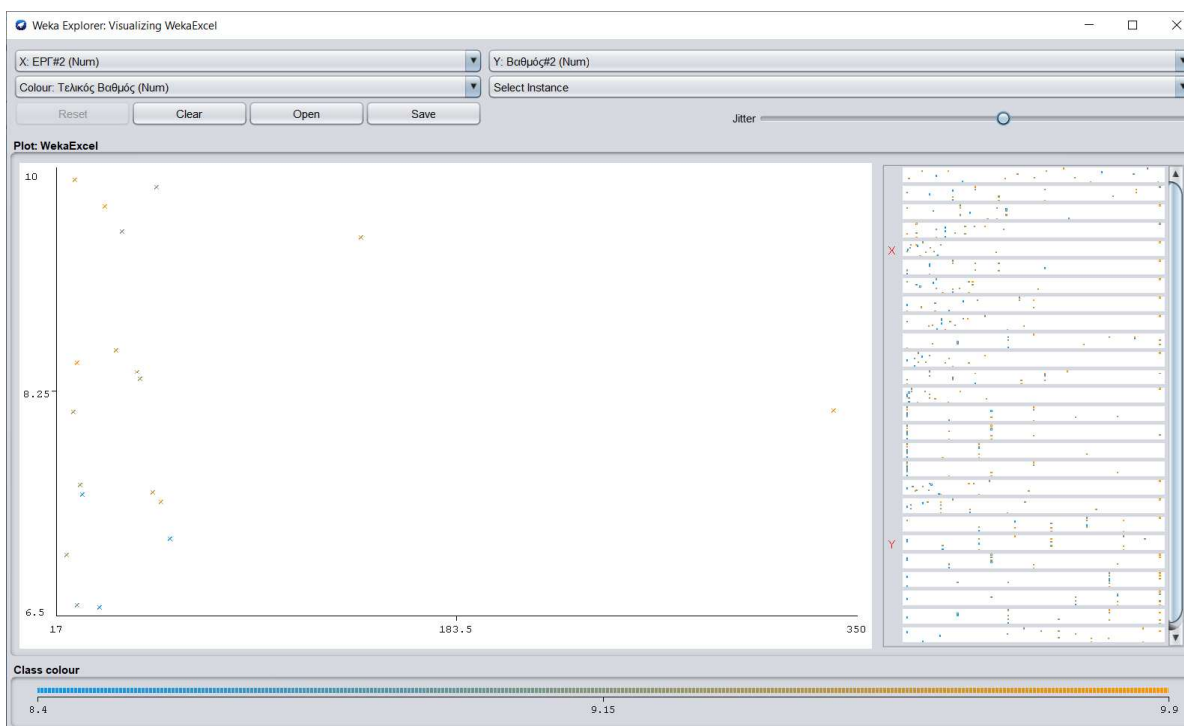
Εικόνα 7.13: **WEKA**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Y: πλήθος προσβάσεων αθροιστικά σε όλους τους πόρους του μαθήματος} για κάθε φοιτητή {X: α/α φοιτητή}.



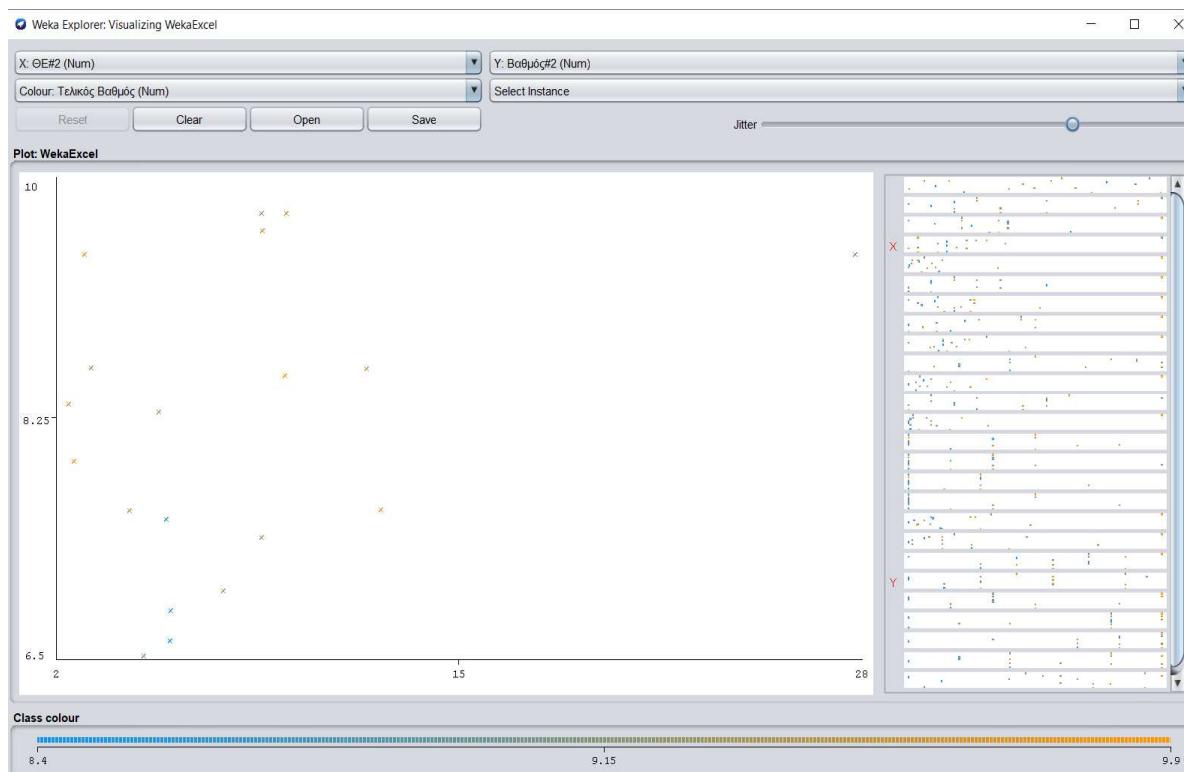
Εικόνα 7.14: **WEKA**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στο μαθησιακό υλικό της εργασίας}, για όλους τους φοιτητές (19), σε 6 χωριστά διαγράμματα για καθένα από τους 6 πόρους EPΓ#1 έως EPΓ#6 και τις 6 αντίστοιχες βαθμολογίες Βαθμός#1 έως Βαθμός#6.



Εικόνα 7.15: **WEKA**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Τελική Επίδοση στο μάθημα} ως προς {X: Διάρκεια σύνδεσης}, για όλους τους φοιτητές (19).

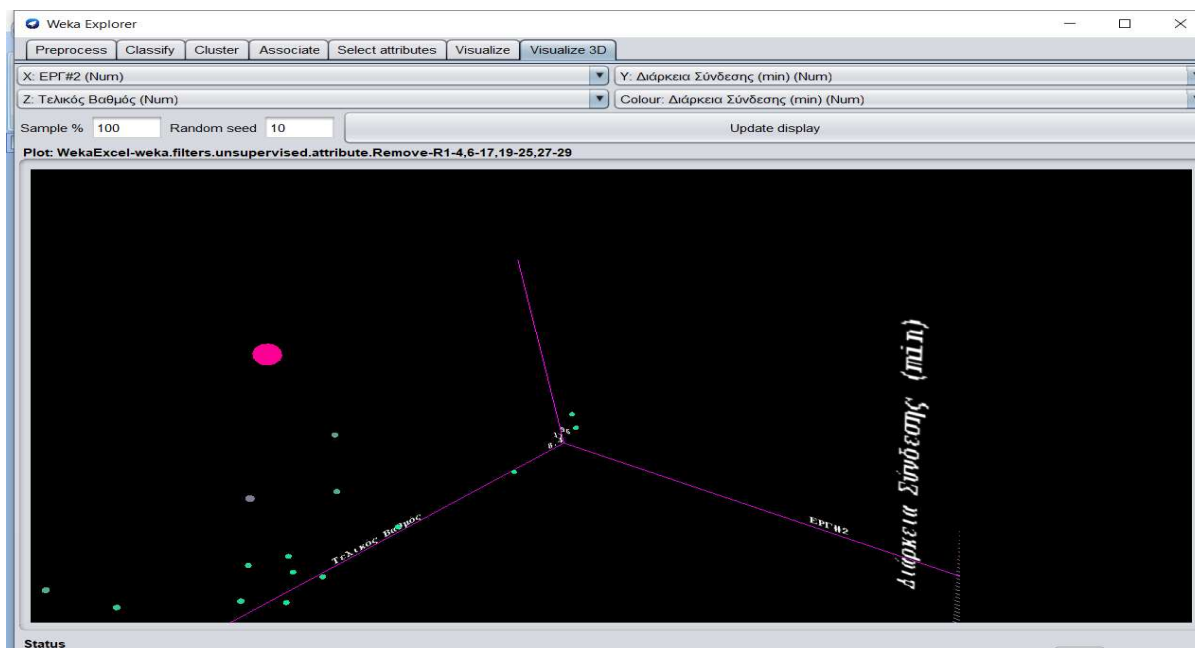


Εικόνα 7.16: **WEKA**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στο μαθησιακό υλικό της εργασίας}, για όλους τους φοιτητές (19), για την ΕΡΓ#2.



Εικόνα 7.17: WEKA: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στο μαθησιακό υλικό της αντίστοιχης Θεματικής Ενότητας} για όλους τους φοιτητές (19), για τη Θεματική Ενότητα ΘΕ#2.

Η Εικόνα 7.18 αναφέρεται σε μια πρόσθετη δυνατότητα οπτικοποίησης που παρέχεται από το εργαλείο Weka και αφορά σε τρισδιάστατη απεικόνιση τριών μεταβλητών (διάρκεια σύνδεσης, τελική βαθμολογία και αριθμός εμφανίσεων του μαθησιακού πόρου ΕΡΓ#2) για όλους τους φοιτητές στο μάθημα. Η δυνατότητα αυτή θα μπορούσε να βοηθήσει στη εξαγωγή σημαντικών γραφημάτων για το διδάσκοντα του μαθήματος, εξαιτίας της γραφικής υπεροχής και της συσχέτισης των μεταβλητών που θα υποστήριζε. Ωστόσο η εφαρμογή αυτής της δυνατότητας στα δεδομένα του μαθήματος δεν προέκυψε ότι συμβάλλει ουσιαστικά προς αυτή την κατεύθυνση.



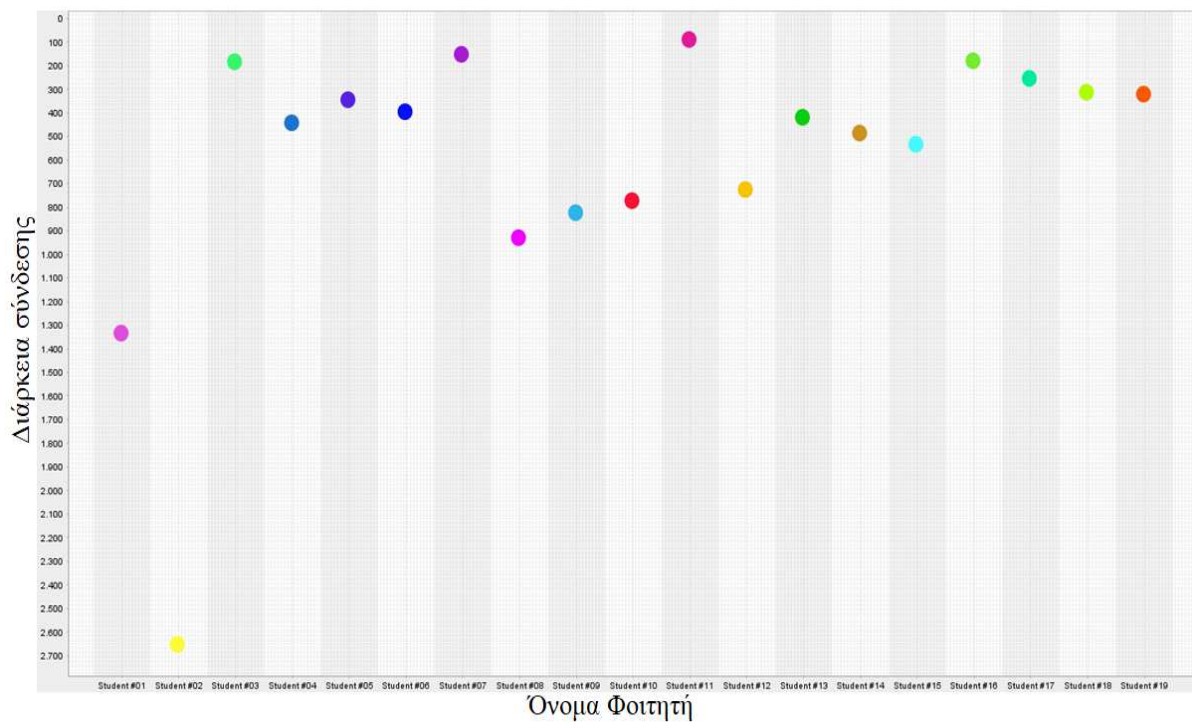
Εικόνα 7.18: **WEKA**: Τρισδιάστατη οπτικοποίηση τριών μεταβλητών $\{X: \text{Διάρκεια σύνδεσης}, Y: \text{τελική βαθμολογία}, Z: \text{πλήθος προσβάσεων στον πόρο ΕΡΓ#2}\}$, για όλους τους φοιτητές (19).

7.4 Οπτικοποίηση με χρήση του Εξωτερικού Εργαλείου ProM 6.7.

Τα δεδομένα που εισήχθησαν στο περιβάλλον της εφαρμογής αφορούσαν σε αρχεία καταγραφής συμβάντων (μορφής CSV) συμμετοχής και επίδοσης των φοιτητών στις εργασίες του μαθήματος και ελήφθησαν από το περιβάλλον του μαθήματος στο Moodle. Η εξαγωγή των αρχείων έγινε αρχικά σε μορφή υπολογιστικών φύλλων τα οποία περιελάμβαναν στοιχεία για τις ενέργειες των φοιτητών, για τη χρονική διάρκεια σύνδεσής τους στο μάθημα και για την επίδοσή τους. Για τις ανάγκες εμφάνισης των αποτελεσμάτων χρήσης του εργαλείου χρειάστηκε να γίνει σύνθεση δύο αρχείων των οποίων τα δεδομένα υποβλήθηκαν σε προ-επεξεργασία και φιλτράρισμα.

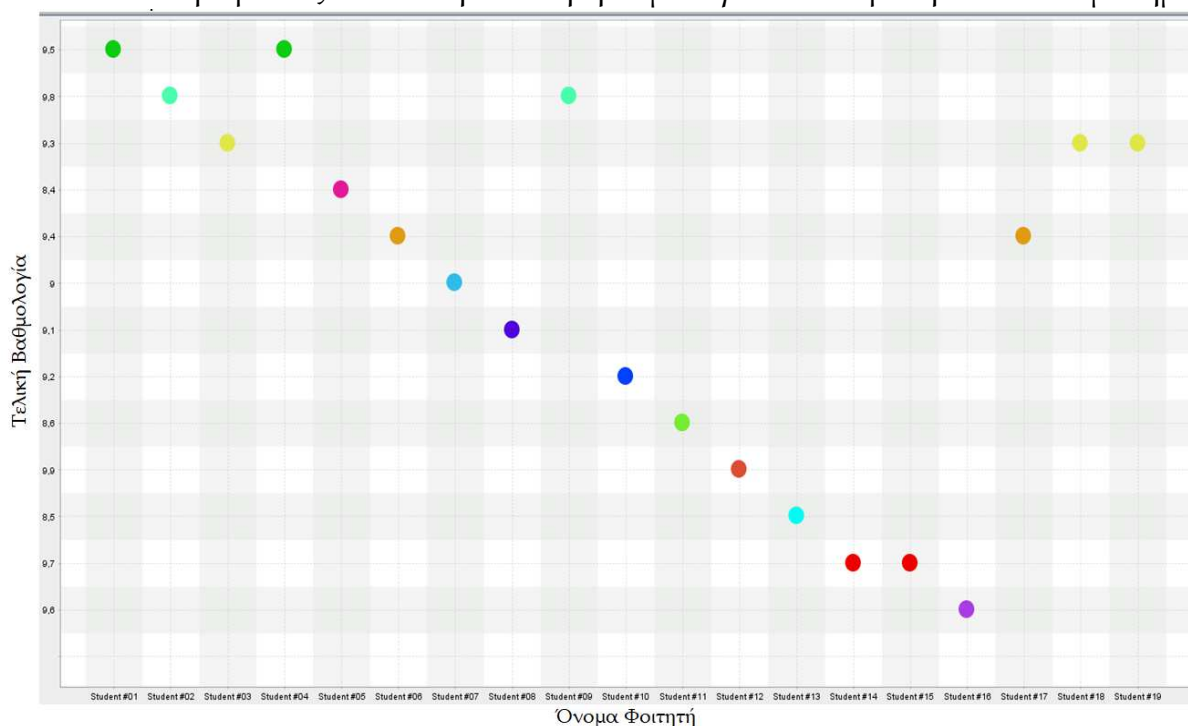
Το 1^ο αρχείο αφορά σε σύνθεση των δεδομένων των Πινάκων 7.1, 7.2 και 7.3 και αποτελείται από 25 χαρακτηριστικά (attributes) και 19 περιπτώσεις (instances). Έγινε εισαγωγή του αρχείου στο ProM και ελήφθησαν τα αντιπροσωπευτικά αποτελέσματα οπτικοποίησης των Εικόνων 7.19, 7.20 και 7.21.

Στην Εικόνα 7.19 αναπαρίστανται στον οριζόντιο άξονα X οι α/α των φοιτητών (Student#1 έως Student#19) και στον κατακόρυφο άξονα Y η συνολική διάρκεια σύνδεσης κάθε φοιτητή στο μάθημα.



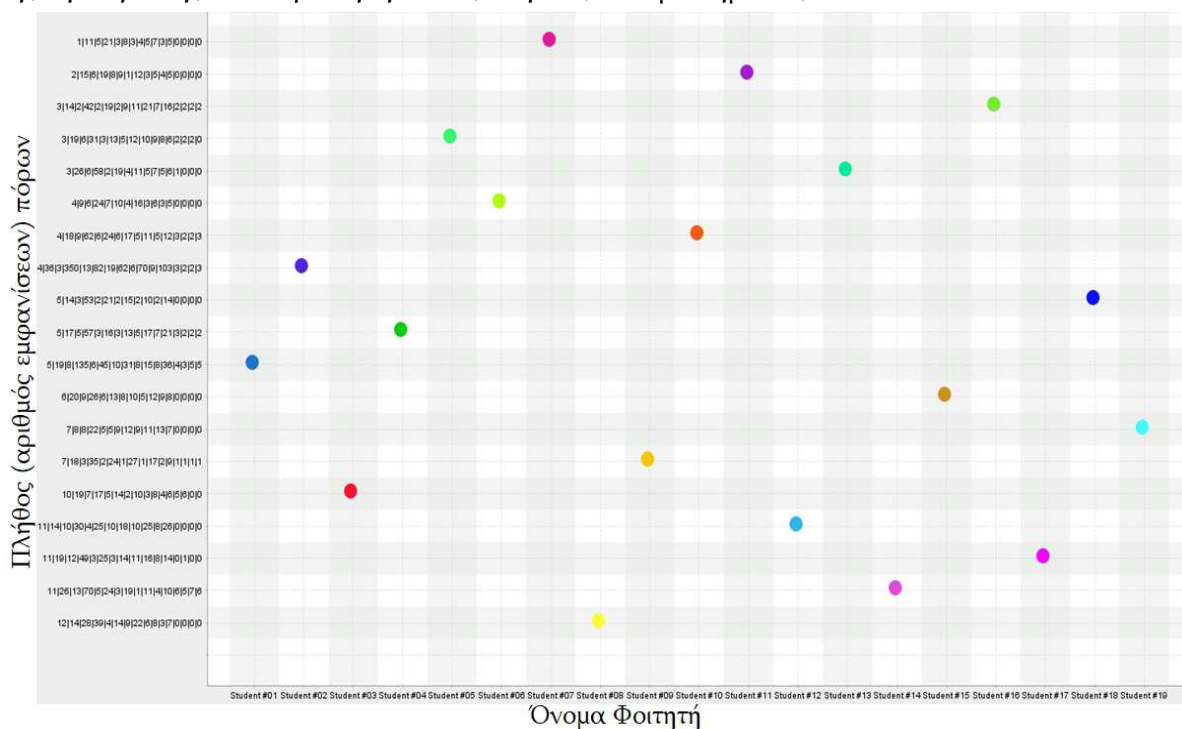
Εικόνα 7.19: **ProM**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής $\{Y: \text{συνολική διάρκεια σύνδεσης (φθίνουσα)}\}$ ως προς $\{X: \text{α/α φοιτητή}\}$.

Στην Εικόνα 7.20 αναπαρίστανται στον οριζόντιο άξονα X οι α/α των φοιτητών και στον κατακόρυφο άξονα Y η τελική βαθμολογία των φοιτητών στο μάθημα.



Εικόνα 7.20: **ProM**: Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής $\{Y: \text{τελική βαθμολογία στο μάθημα}\}$ ως προς $\{X: \text{α/α φοιτητή}\}$.

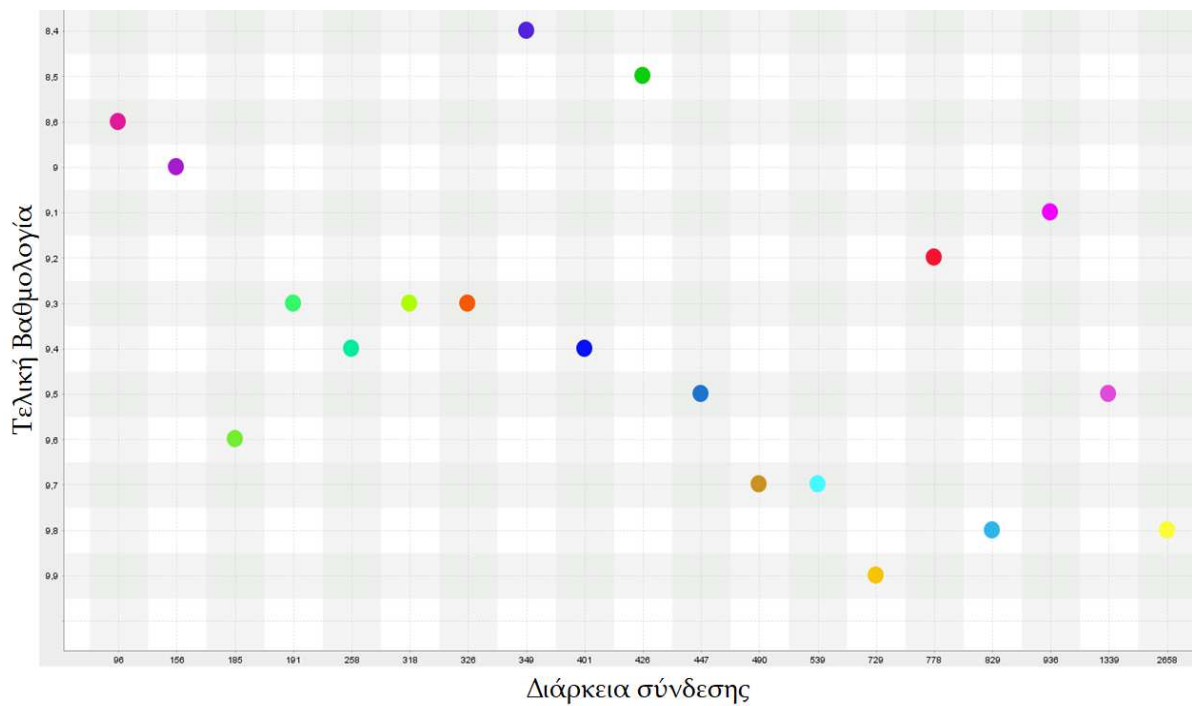
Η Εικόνα 7.21 αφορά σε πιο σύνθετο, αλλά συνάμα πολύ σημαντικό γράφημα για το διδάσκοντα του μαθήματος. Στον κατακόρυφο άξονα αντιστοιχούν 16 μεταβλητές ταυτόχρονα, αλλά σε άθροισμα μεταξύ τους. Ο οριζόντιος άξονας X δείχνει τους α/α των φοιτητών και ο κατακόρυφος άξονας Y αντιπροσωπεύει το άθροισμα των προσβάσεων του κάθε φοιτητή σε όλους τους 16 πόρους του μαθήματος. Αυτή η συγκεντρωτική οπτικοποίηση επιτρέπει στο διδάσκοντα να έχει μια συνοπτική εικόνα της πρόσβασής κάθε φοιτητή στους πόρους του μαθήματος.



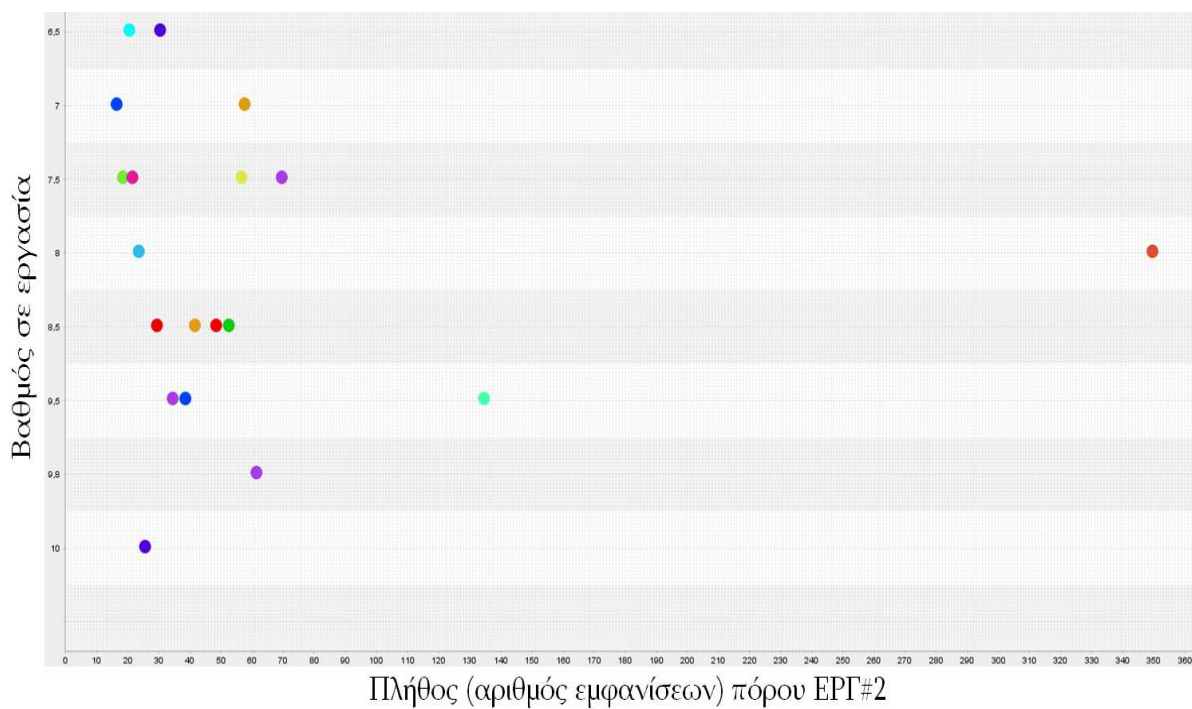
Εικόνα 7.21: ProM: Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα {Y: πλήθος προσβάσεων στους 16 πόρους του μαθήματος, αλλά σε ΑΘΡΟΙΣΜΑ μεταξύ τους} ως προς {X: α/α φοιτητή}.

Οι επόμενες τρεις Εικόνες 7.22, 7.23 και 7.24 οπτικοποιούν σχέσεις δύο μεταβλητών μεταξύ τους (X-Y άξονες). Έτσι,

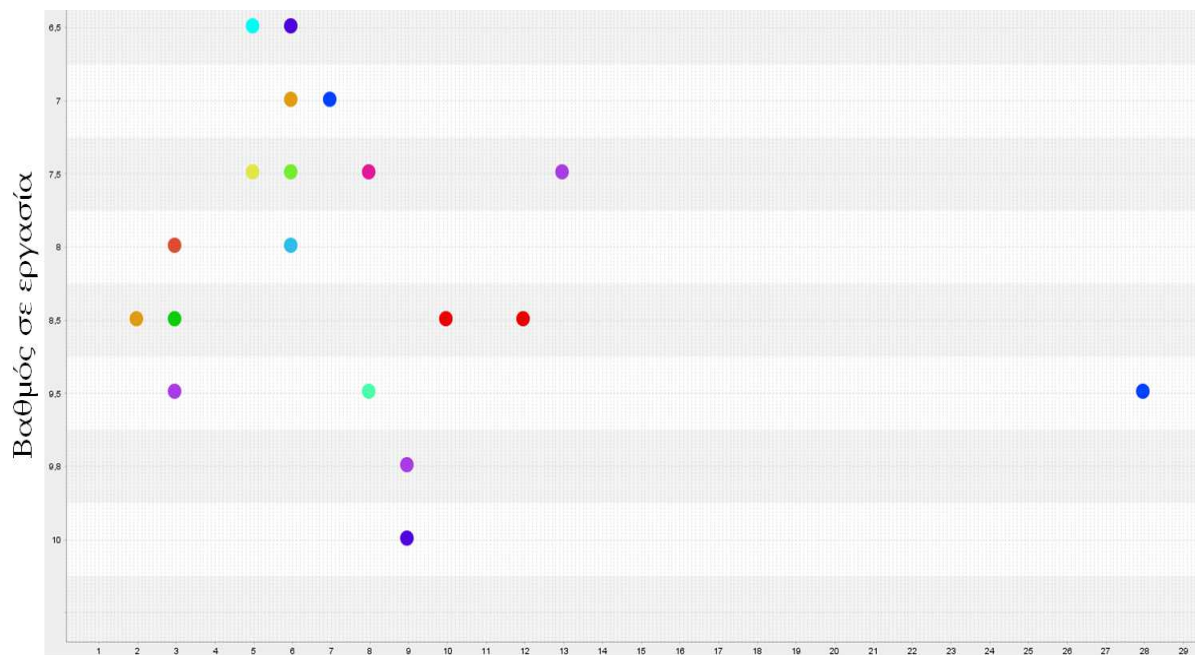
- η Εικόνα 7.22 οπτικοποιεί τη σχέση «Τελική Βαθμολογία» ως προς «Διάρκεια σύνδεσης» στο μάθημα, για κάθε φοιτητή,
- η Εικόνα 7.23 οπτικοποιεί τη σχέση «Βαθμός σε εργασία» ως προς «Πλήθος προσβάσεων στον πόρο της εργασίας» (για την ΕΡΓ#2)
- η Εικόνα 7.24 οπτικοποιεί τη σχέση «Βαθμός σε εργασία» ως προς «Πλήθος προσβάσεων στον πόρο της αντίστοιχης θεματικής ενότητας» (για τη ΘΕ#2)



Εικόνα 7.22: **ProM**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών $\{Y: \text{Τελική Βαθμολογία στο μάθημα}\}$ ως προς $\{X: \text{Διάρκεια σύνδεσης}\}$ για όλους τους φοιτητές (19).



Εικόνα 7.23: **ProM**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών $\{Y: \text{Βαθμός σε εργασία}\}$ ως προς $\{X: \text{Πλήθος προσβάσεων στον πόρο της εργασίας, για την EPG#2}\}$, για όλους τους φοιτητές (19).



Πλήθος (αριθμός εμφανίσεων) πόρου ΘΕ#2

Εικόνα 7.24: **ProM**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμός σε εργασία} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στον πόρο της αντίστοιχης Θεματικής Ενότητας, για την ΘΕ#2}, για όλους τους φοιτητές (19).

Το 2^ο αρχείο που αξιοποιήθηκε μέσω αυτής της εφαρμογής δημιουργήθηκε επίσης από τα ίδια δεδομένα καταγραφής συμβάντων (μορφής CSV) του μαθήματος. Το πλήθος χαρακτηριστικών που απαιτούνται για την χρήση της εφαρμογής δεν έχει μέγιστο όριο με τον Van der Aalst (Van der Aalst, 2016) να προκρίνει τη χρήση τουλάχιστον τριών (αναγνωριστικό περίπτωσης, συμβάν και χρονική σήμανση). Η επεξήγηση και ο αριθμός των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν στην περίπτωσή μας συνοψίζονται στον παρακάτω Πίνακα 7.5.

Πίνακας 7.5: Περιγραφή των χαρακτηριστικών των δεδομένων που αντλήθηκαν από αρχεία καταγραφής συμβάντων του Moodle

Χαρακτηριστικά (Attributes)	Περιγραφή (Description)
Case_id	Περίπτωση εγγραφής
Time	Καταγραφή της χρονικής στιγμής που συνέβη το συμβάν
User full name	Πλήρες όνομα χρήστη
Event context	Δείκτης του γεγονότος που συνέβη
Component	Γενικός δείκτης τύπου συμβάντων
Event name	Όνομα συμβάντος

Ακολούθως προς διευκόλυνση της διαδικασίας ανάγνωσης των δεδομένων κρίθηκε απαραίτητη η χρήση ψευδωνύμων σε συγκεκριμένες στήλες. Η στήλη του ονόματος

χρήστη, όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις, διατηρεί την εμπιστευτικότητα της ταυτότητας των συμμετεχόντων στις εργασίες. Λεπτομέρειες σχετικά με τα ψευδώνυμα της στήλης ονόματος συμβάντος παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.6.

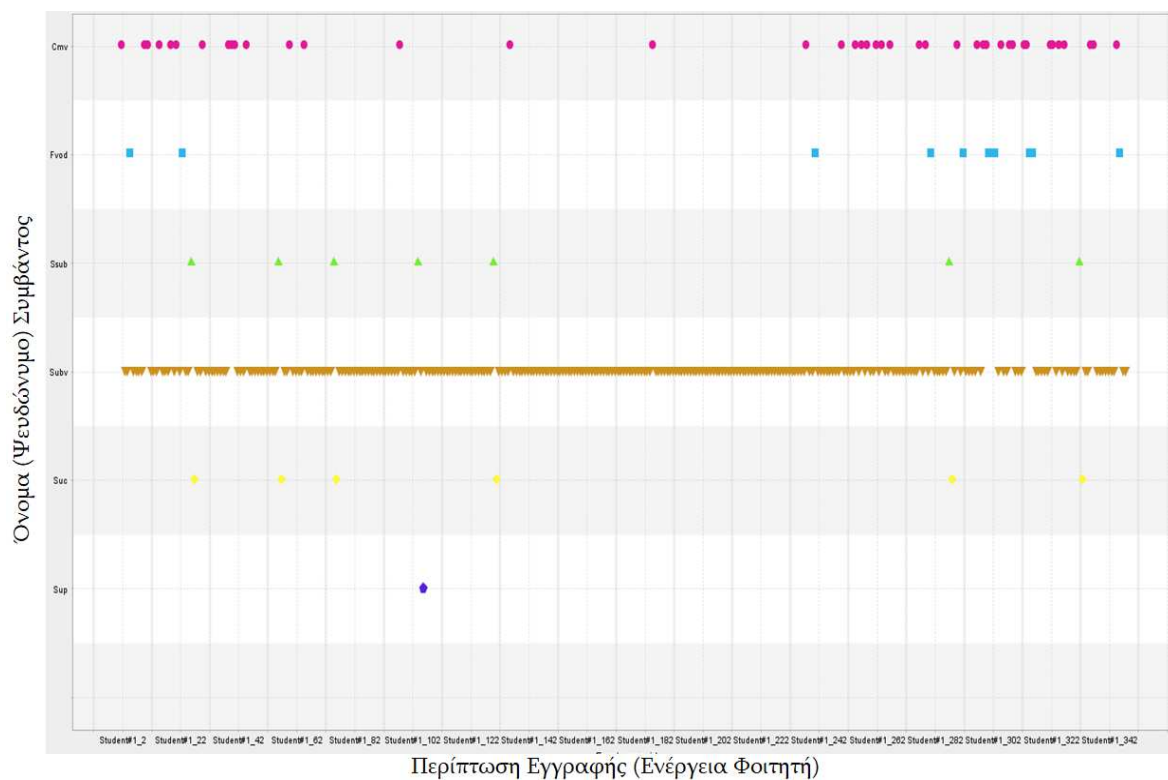
Πίνακας 7.6: Πίνακας ψευδωνύμων της στήλης «Event Name» του αρχείου καταγραφής συμβάντων του Moodle

Όνομα Συμβάντος (Event Name)	Ψευδώνυμο	Περιγραφή (Description)
Submission viewed	Subv	Η υποβολή προβλήθηκε.
Course module viewed	Cmv	Η σελίδα του μαθήματος προβλήθηκε.
Submission updated	Sup	Η υποβολή ενημερώθηκε.
Submission created	Suc	Η υποβολή δημιουργήθηκε.
A submission has been submitted	Ssub	Η υποβολή πραγματοποιήθηκε.
The status of the submission has been viewed	Ssbv	Η κατάσταση της υποβολής έχει προβληθεί.
File viewed or Downloaded	Fvod	Το αρχείο προβλήθηκε ή ανακτήθηκε.

Πίνακας 7.7: Δείγμα μετασηματισμένου αρχείου καταγραφής για χρήση από το εργαλείο ProM.

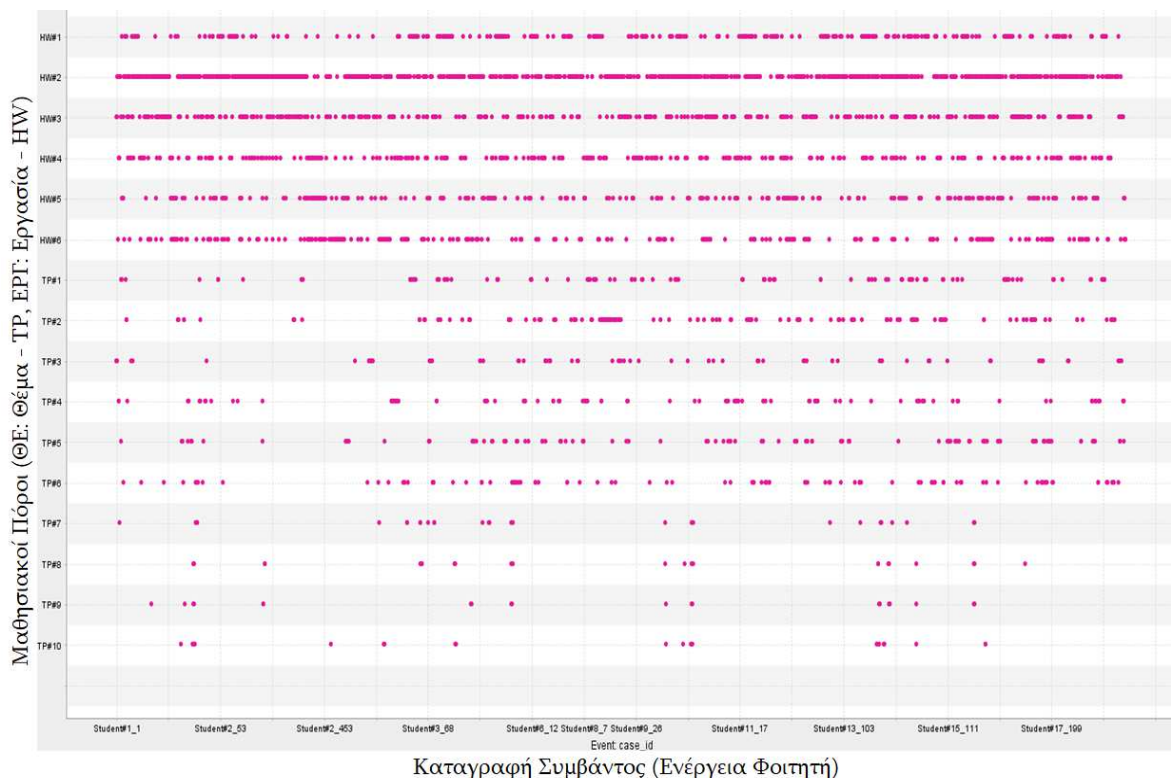
Case_id	Time	User full name	Event context	Component	Event name
Student#1_1	1/04/20, 20:42	Student#1	ΘΕ#3	Folder	Cmv
Student#1_2	1/04/20, 20:42	Student#1	ΘΕ#3	Folder	Cmv
Student#1_3	1/04/20, 20:42	Student#1	ΕΡΓ#3	Assignment	Subv
Student#1_4	1/04/20, 20:42	Student#1	ΕΡΓ#3	Assignment	Subv
Student#1_5	1/04/20, 20:42	Student#1	ΘΕ#3	Folder	Fvod
Student#2_1	1/04/20, 15:10	Student#2	ΕΡΓ#3	Assignment	Ssbv
Student#2_2	1/04/20, 16:17	Student#2	ΘΕ#3	Folder	Cmv
Student#2_3	1/05/20, 08:02	Student#2	ΕΡΓ#2	Assignment	Ssbv
Student#2_4	1/05/20, 20:17	Student#2	ΕΡΓ#3	Assignment	Ssbv
Student#2_5	1/05/20, 20:17	Student#2	ΕΡΓ#2	Assignment	Ssbv

Τα αποτελέσματα της γραφικής απεικόνισης των χαρακτηριστικών «Case_id» και «Event name» των δεδομένων που αναπαρίστανται με το συγκεκριμένο εργαλείο παρουσιάζονται στην Εικόνα 7.25 (Aulia & Waspada, 2019). Σύμφωνα με αυτή ο οριζόντιος άξονας x αναφέρεται στις ενέργειες (αλληλεπιδράσεις) των φοιτητών και ο κάθετος άξονας y αντιπροσωπεύει τις ονομασίες (ψευδώνυμα) των συμβάντων με τα οποία αλληλεπίδρασε.



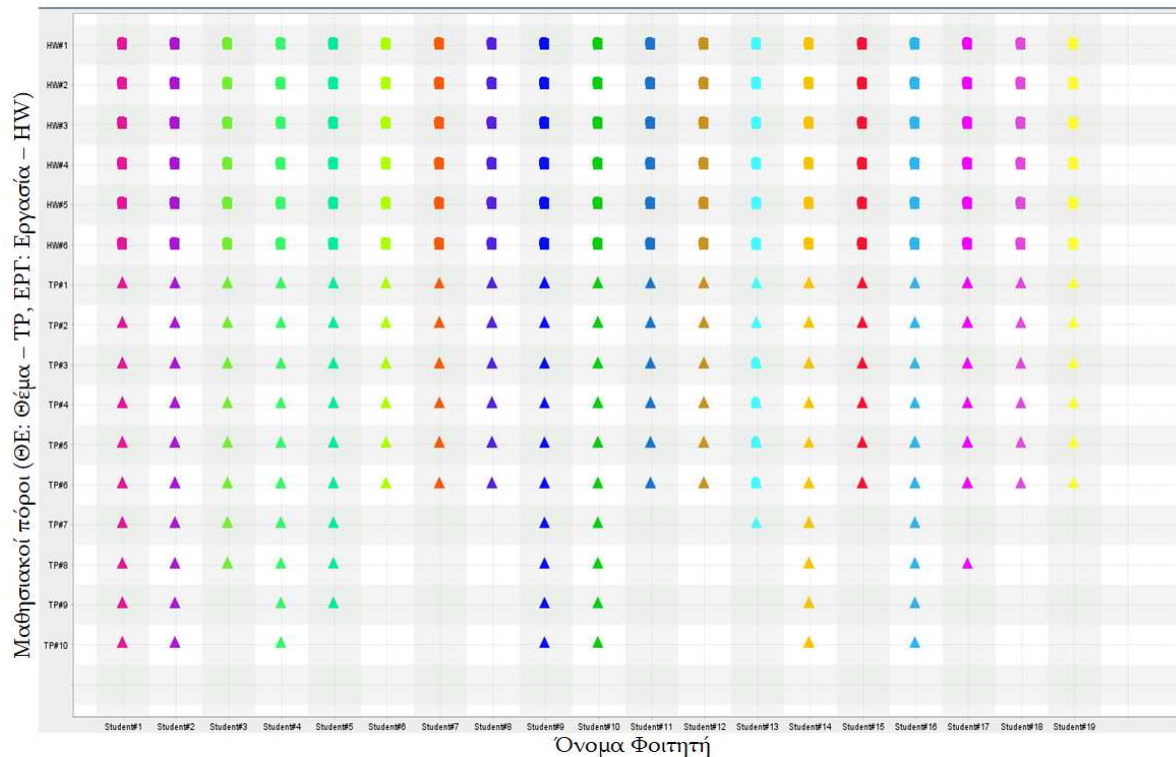
Εικόνα 7.25: **ProM**: Οπτικοποίηση των χαρακτηριστικών «*Case_id*» και «*Event name*». Το χαρακτηριστικό «*Case_id*» αφορά σε ενέργειες των φοιτητών στο μάθημα και το χαρακτηριστικό «*Event name*» στο όνομα (ψευδώνυμο) του συμβάντος.

Ακολούθως κατόπιν εφαρμογής του αντίστοιχου αρχείου καταγραφών στο περιβάλλον του ProM, όπου χρειάστηκε να γίνει μετονομασία των ονομάτων των μαθησιακών πόρων του μαθήματος από ΘΕ (Θέμα) σε TP και της ΕΡΓ (Εργασία) σε HW, διότι δεν υποστηρίζεται η ελληνική γλώσσα από το εργαλείο, προέκυψε η περίπτωση οπτικής αναπαράστασης της Εικόνας 7.26. Στο γράφημα αυτό συσχετίζονται οι καταγραφές συμβάντων (ενέργειες φοιτητών) με τους μαθησιακούς πόρους (ΘΕ: Θέμα – TP, ΕΡΓ: Εργασία – HW) του μαθήματος με το εργαλείο ProM. Οι κουκίδες στο γράφημα αντιπροσωπεύουν το πλήθος (αριθμός εμφανίσεων) κάθε μαθησιακού πόρου στο μάθημα.



Εικόνα 7.26: **ProM**: Οπτικοποίηση της καταγραφής συμβάντων (ενέργειες φοιτητών) με τους μαθησιακούς πόρους του μαθήματος. Οι κουκίδες στο γράφημα αντιπροσωπεύουν το πλήθος (αριθμός προσβάσεων) κάθε μαθησιακού πόρου.

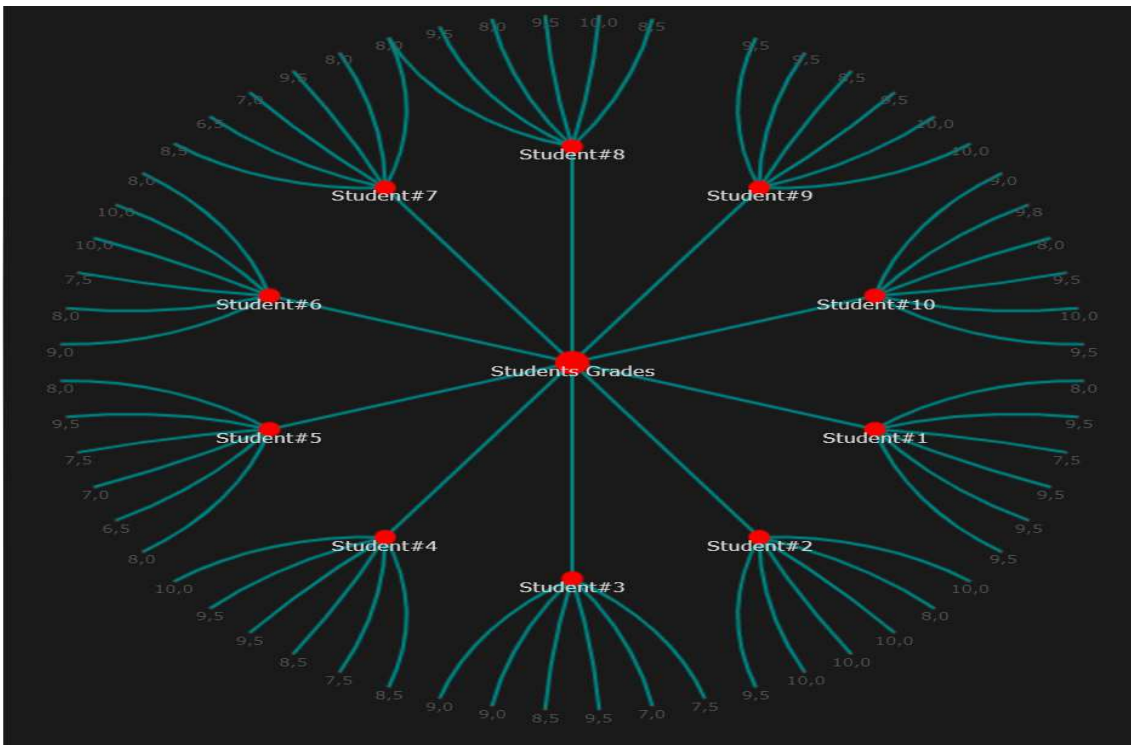
Η γραφική παράσταση της Εικόνας 7.27 αποτελεί σύνοψη της αλληλεπίδρασης κάθε φοιτητή με τους μαθησιακούς πόρους του μαθήματος. Μέσω αυτής της απεικόνισης δίνεται στο διδάσκοντα η δυνατότητα να έχει μια επισκόπηση με ποιους μαθησιακούς πόρους αλληλεπίδρασε κάθε φοιτητής. Μέσω του διαφορετικού χρωματισμού και του σχήματος των κουκίδων ο διδάσκοντας μπορεί να διακρίνει τους πόρους εκείνους με τους οποίους δεν υπήρξε καμία αλληλεπίδραση εκ μέρους των φοιτητών επανεκτιμώντας την εκπαιδευτική του στρατηγική. Υπό αυτό το πρίσμα δύναται να προβεί είτε σε αλλαγή των μαθησιακών πόρων γιατί παρουσιάζουν χαμηλό ενδιαφέρον είτε να επινοήσει εκείνες τις εκπαιδευτικές τεχνικές που θα τους κάνουν περισσότερο ελκυστικούς.



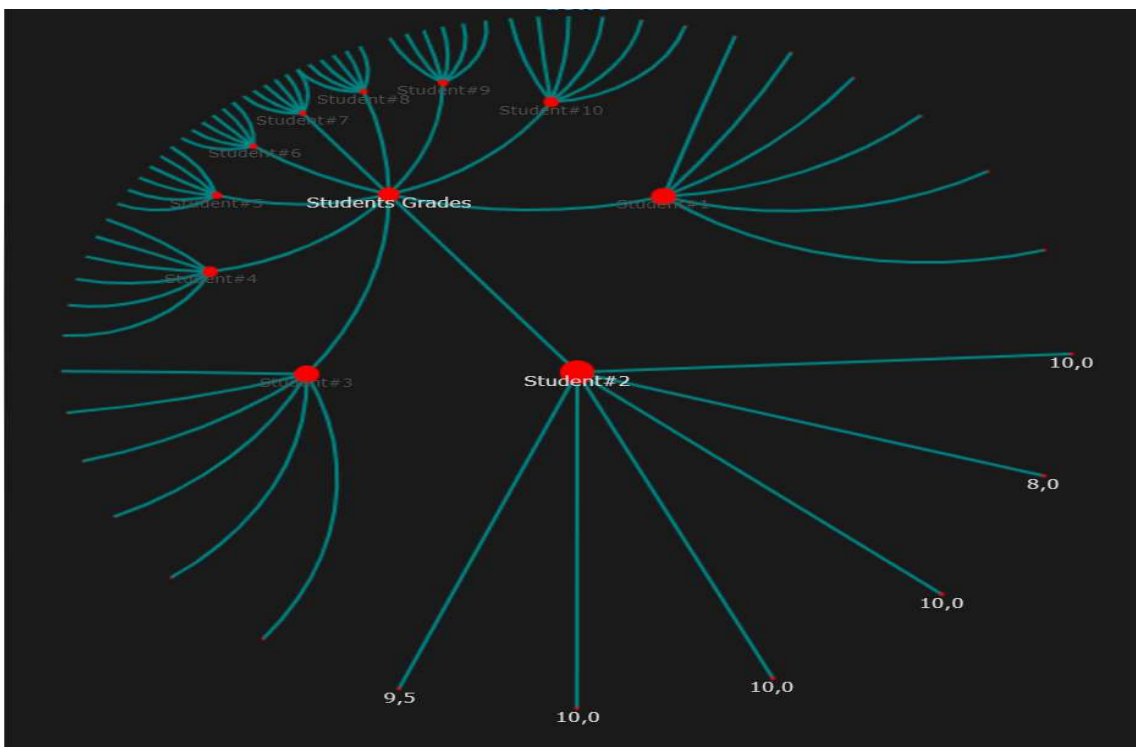
Εικόνα 7.27: **ProM**: Γραφική απεικόνιση της αλληλεπίδρασης κάθε φοιτητή με τους μαθησιακούς πόρους του μαθήματος.

7.5 Οπτικοποίηση με χρήση της Εργαλειοθήκης Javascript Infovis.

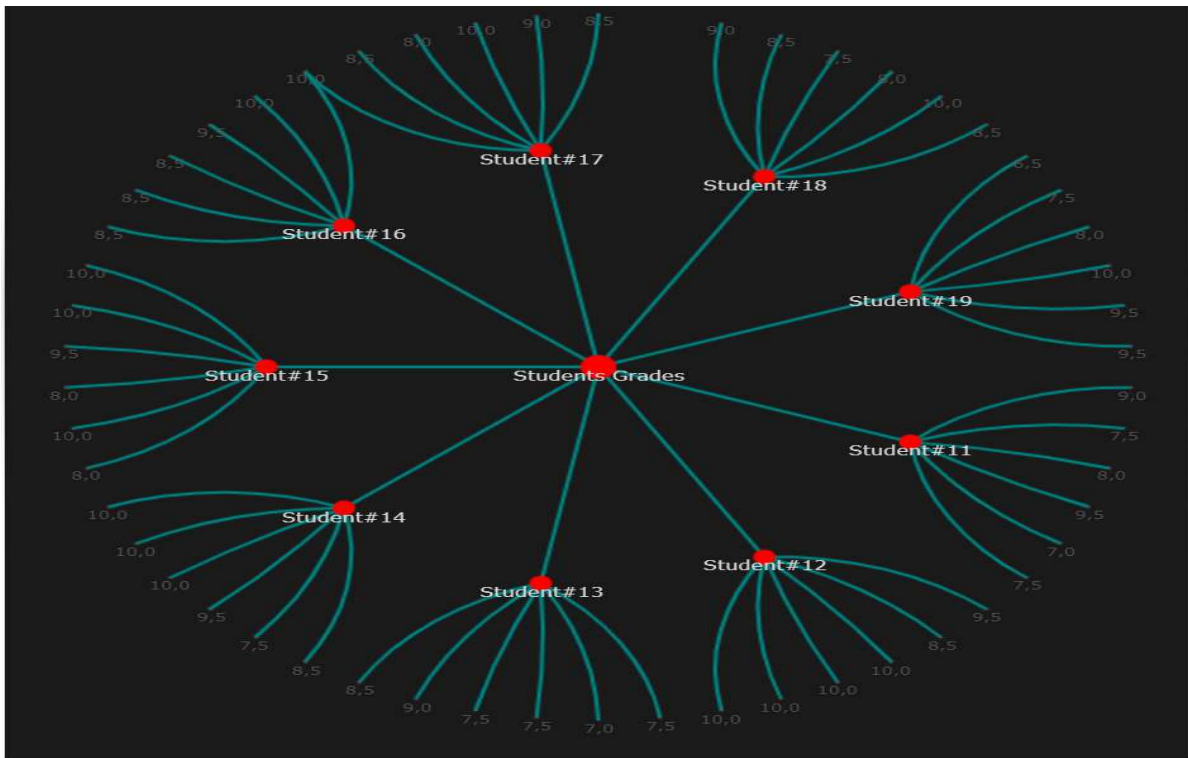
Στην ενότητα αυτή χρησιμοποιούμε την εργαλειοθήκη JavaScript InfoVis η οποία περιλαμβάνει εργαλεία δημιουργίας διαδραστικών οπτικοποιήσεων δεδομένων προς αξιοποίηση τους από τον ιστό. Οι τύποι οπτικοποιήσεων που υποστηρίζει είναι αρκετοί μεταξύ των οποίων αυτή της οπτικοποίησης δένδρου (Tree Animation). Η συγκεκριμένη γραφική απεικόνιση εξυπηρετεί τις ανάγκες της έρευνάς μας και τα αποτελέσματα που προέκυψαν παρουσιάζονται στις Εικόνες 7.28 έως 7.31. Ο κώδικας που χρησιμοποιείται για την γραφική αναπαράσταση των δεδομένων μας διατίθεται ελεύθερα προς χρήση, αλλά χρειάστηκε να υποβληθεί σε μετασχηματισμό προκειμένου να ανταποκρίνεται κάθε φορά στα εκπαιδευτικά δεδομένα της περίπτωσης μας. Οι γραφικές απεικονίσεις δένδρου που προέκυψαν συσχετίζουν τους βαθμούς των φοιτητών στις εργασίες του μαθήματος χρησιμοποιώντας μια στατική δομή JSON Tree ως είσοδο για την κίνηση του σχεδίου. Κάνοντας κλικ σε έναν από τους κόμβους του γραφήματος (π.χ. Student#2, Student#18, κ.ο.κ.) εμφανίζεται σε μορφή δένδρου η βαθμολογία τους στις εργασίες του μαθήματος (Belmonte, 2013).



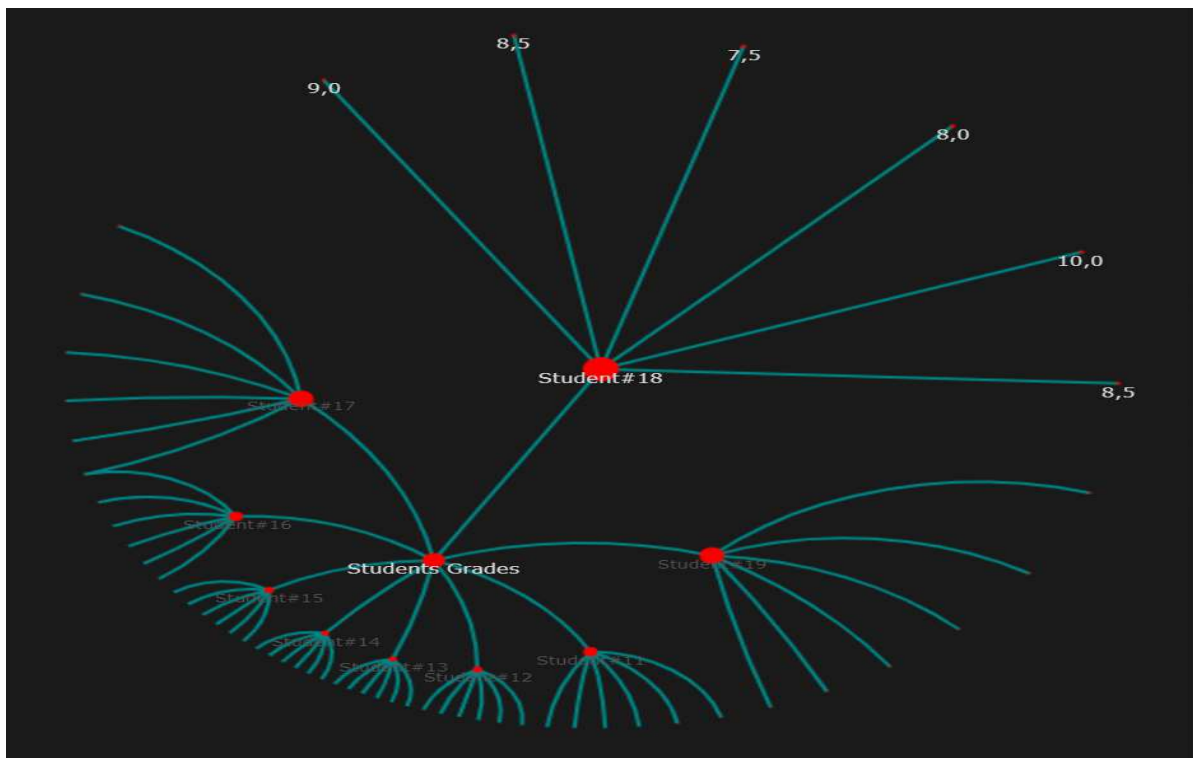
Εικόνα 7.28: JavaScript Infovis Toolkit: Οπτικοποίηση της βαθμολογίας των δέκα πρώτων φοιτητών (Student#1 – Student#10) στις εργασίες του μαθήματος.



Εικόνα 7.29: JavaScript Infovis Toolkit: Οπτικοποίηση της βαθμολογίας του φοιτητή Student#2 στις εργασίες του μαθήματος. Πατώντας πάνω στον κόμβο Student#2 της Εικόνας 7.28 εμφανίζονται οι βαθμοί του φοιτητή στις εργασίες του μαθήματος.



Εικόνα 7.30: *JavaScript Infovis Toolkit*: Οπτικοποίηση της βαθμολογίας των υπολοίπων εννέα φοιτητών (Student#11 – Student#19) στις εργασίες του μαθήματος.



Εικόνα 7.31: *JavaScript Infovis Toolkit*: Οπτικοποίηση της βαθμολογίας του φοιτητή *Student#18* στις εργασίες του μαθήματος. Πατώντας πάνω στον κόμβο *Student#18* της Εικόνας 7.30, εμφανίζονται οι βαθμοί του φοιτητή στις εργασίες.

7.6 Συγκριτική Αξιολόγηση των δυνατοτήτων Οπτικοποίησης των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM.

Στις διαδικασίες EDM τα ζητήματα της ευχρηστίας, της εκφραστικότητας και της ποιότητας της οπτικής αναπαράστασης είναι εξαιρετικής σημασίας, για την παροχή σημαντικών πληροφοριών στους χρήστες με εύληπτο και ακριβή τρόπο, αναφορικά με τα δεδομένα που αναλύουν. Προκειμένου λοιπόν να αξιολογηθεί το σύστημα οπτικοποίησης ενός εργαλείου EDM, χρειάζεται να πραγματοποιηθεί μια σειρά δοκιμών σε τυπικά σύνολα δεδομένων με διαφορετικά χαρακτηριστικά (Pickett & Grinstein, 2002). Αυτά τα τυποποιημένα σύνολα δεδομένων μπορούν κατόπιν να αξιοποιηθούν προς σύγκριση της απόδοσης των τεχνικών οπτικοποίησης βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων. Σε προηγούμενα κεφάλαια της εργασίας αυτής, έγινε επισκόπηση της εφαρμογής ορισμένων μόνο δυνατοτήτων των εξωτερικών εργαλείων Gephi, Weka, ProM και Javascript Infonis Toolkit σε πραγματικά δεδομένα που αντλήθηκαν από το περιβάλλον ηλεκτρονικής μάθησης moodle στο πλαίσιο εξαμηνιαίας διδασκαλίας μεταπτυχιακού μαθήματος.

Η σύγκριση μεταξύ αυτών των εργαλείων, παραθέτοντας τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της εφαρμογής τους στα εκπαιδευτικά δεδομένα της περίπτωσης μας, θα μπορούσε να βοηθήσει τους ερευνητές στην επιλογή των κατάλληλων για την περίπτωση τους δυνατοτήτων κάθε εργαλείου. Στις ενότητες που ακολουθούν εξετάζουμε τα γενικά χαρακτηριστικά και τις οπτικές αναπαραστάσεις με τους αντίστοιχους μηχανισμούς αλληλεπίδρασης κάθε εργαλείου, προκειμένου να αξιολογήσουμε συγκριτικά τις δυνατότητές του.

7.6.1 Κριτήρια Αξιολόγησης της Οπτικοποίησης των δυνατοτήτων των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM.

Η σύγκριση μεταξύ διαφορετικών εργαλείων οπτικοποίησης προϋποθέτει τον καθορισμό κατάλληλων κριτηρίων. Κατόπιν διερεύνησης της σχετικής βιβλιογραφίας προέκυψαν οι εξής δύο ομάδες κριτηρίων (Freitas et al., 2002; Redpath & Srinivasan, 2003; Alodibat & Jordan, 2017; Pena-Ayla, 2013):

Ομάδα 1^η: Περιλαμβάνει τέσσερις (4) κατηγορίες κριτηρίων για τη δοκιμή της χρηστικότητας των οπτικών αναπαραστάσεων που είναι

1. **Η πληρότητα (completeness):** Η πληρότητα αφορά σε αναπαράσταση όλων των δεδομένων που θα εμφανίζονται στην οπτικοποίηση. Αυτή επηρεάζεται είτε από οπτικούς περιορισμούς (όπως μέγεθος οθόνης, μέγιστος αριθμός αναπαράστασης δεδομένων κ.ά.) που επιβάλλονται από το μέσο ή/ και το εργαλείο, είτε από την πολυπλοκότητα των δεδομένων (πυκνότητα, διάσταση και συνάφεια των δεδομένων). Οι Tufte (Tufte, 1983) και Bertin (Bertin, 1981) αναφέρουν στα έργα τους συγκεκριμένες παραμορφώσεις υποκειμένων δεδομένων και λανθασμένων ερμηνειών που οφείλονται σε εμφάνιση μεγάλου μέρους των δεδομένων σε ένα περιορισμένο χώρο. Η παροχή δυνατοτήτων προσδιορισμού, διαμόρφωσης και

περιήγησης των δεδομένων που παρουσιάζουν ενδιαφέρον για το χρήστη καθορίζουν την επιτυχία ή αποτυχία της οπτικής αναπαράστασης.

2. **Η χωρική οργάνωση (spatial organization):** Η χωρική οργάνωση (spatial organization) αναφέρεται στη συνολική διάταξη της οπτικής αναπαράστασης. Ο Manovich (Manovich, 2010) υποστήριξε ότι η αναπαράσταση της πληροφορίας βασίζεται σε δύο αρχές: τη μείωση (reduction) και τις χωρικές μεταβλητές (spatial variables) οι οποίες συμβάλλουν στο να αποκτούν οι άνθρωποι γρήγορα γνώση, ως αποτέλεσμα της χωρικής σαφήνειας. Η επίγνωση της συνολικής κατανομής των στοιχείων πληροφοριών της αναπαράστασης και η ευκολία εύρεσης ενός στοιχείου πληροφοριών στην οθόνη είναι εξαιρετικής σημασίας ζητήματα. Ο εντοπισμός ενός στοιχείου πληροφοριών μπορεί να μετατραπεί σε μια δύσκολη υπόθεση είτε λόγω αλληλοκάλυψης των δεδομένων, είτε λόγω μη λογικής οργάνωσης της διάταξης των δεδομένων στο χώρο. Η κατανομή των στοιχείων πληροφοριών στο χώρο εξυπηρετεί το χρήστη όταν προάγει την ομαδοποίηση πληροφοριών με τρόπο που δεν αυξάνει σημαντικά το χρόνο αναζήτησης και που υποστηρίζει την εξαγωγή σημαντικού αριθμού αντιληπτικών συμπερασμάτων.
3. **Η κωδικοποίηση πληροφοριών (information coding):** Η κωδικοποίηση πληροφοριών αναφέρεται στη χρήση επιπρόσθετων συμβόλων ή/ και χαρακτηριστικών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατασκευή εναλλακτικών αναπαραστάσεων (όπως ομάδες στοιχείων σε ομαδοποιημένες αναπαραστάσεις), κατά τη χαρτογράφηση στοιχείων δεδομένων σε οπτικά στοιχεία. Οι Card, Mackinlay και Shneiderman (Card et al., 1999) υποστηρίζουν ότι η κωδικοποίηση πληροφοριών μέσω δυνατότητας χειρισμού τους συμβάλλει στη μείωση του χρόνου αναζήτησης και στην ενίσχυση των αντιληπτικών μηχανισμών παρακολούθησης των στοιχείων πληροφοριών από τους χρήστες.
4. **Η μετάβαση κατάστασης (state transition):** Η μετάβαση κατάστασης αφορά στο αποτέλεσμα της διαμόρφωσης της οπτικής αναπαράστασης έπειτα από μια ενέργεια του χρήστη. Ο Shneiderman (Shneiderman, 1996) εξέτασε τις λειτουργίες που θα πρέπει να διαθέτει μια τεχνική οπτικοποίησης, αναλύοντας τους μηχανισμούς αλληλεπίδρασης μεταξύ χρήστη και εργαλείου. Οι λειτουργίες αυτές αφορούν στα εξής: α) υποστήριξη του χρήστη ως προς τον έλεγχο του επιπέδου λεπτομερειών, β) δυνατότητα επανάληψης ή/ και αναίρεσης των ενεργειών των χρηστών, γ) αναπαράσταση πρόσθετων πληροφοριών όπως του διαγράμματος ροής μιας σύνθετης δομής.

Ομάδα 2^η: Αφορά στον προσδιορισμό τριών (3) τάξεων δοκιμής των μηχανισμών αλληλεπίδρασης, των εξής:

1. **Προσανατολισμός και βοήθεια (help and orientation features):** Οι έννοιες του προσανατολισμού και της βοήθειας σχετίζονται με τις επιλογές συγκεκριμένων χαρακτηριστικών των δεδομένων όπως: τη θέση, το μέγεθος, το σχήμα και το χρώμα, προκειμένου ο χρήστης να είναι σε θέση να προχωρήσει σε αποτελεσματικότερη οπτική αναπαράσταση των δεδομένων. Τα περισσότερα

εργαλεία οπτικοποίησης υποστηρίζουν λειτουργίες διαχείρισης και αναδιάταξης των δεδομένων διευκολύνοντας με τον τρόπο αυτό τις ενέργειες των χρηστών. Σημαντική ωστόσο θεωρείται και η συμβολή των κοινοτήτων που έχουν αναπτυχθεί και υποστηρίζουν τις κύριες ή/ και πρόσθετες λειτουργίες των εργαλείων αυτών.

2. **Πλοήγηση – αναζήτηση (navigation and browsing features):** Ως προς τις δυνατότητες πλοήγησης και περιήγησης, οι τεχνικές οπτικοποίησης θα πρέπει να υποστηρίζουν διαδικασίες όπως: αλλαγής της οπτικής του χρήστη, επέκτασης και προσαρμογής των δεδομένων, αναζήτησης συγκεκριμένων πληροφοριών, ευκολίας επιλογής στοιχείων, χειρισμού των γεωμετρικών αναπαραστάσεων των δεδομένων κ.ά.
3. **Μείωση συνόλων δεδομένων (data set reduction):** Ένα επίσης σημαντικό κριτήριο αποτελεί η μείωση του συνόλου των δεδομένων. Τα εργαλεία χρειάζεται περιλαμβάνουν φίλτρα για τη μείωση του όγκου πληροφοριών όταν κρίνεται απαραίτητο. Η ενσωμάτωση φίλτρων οδηγεί σε γρήγορη προσαρμογή των δεδομένων εστιάζοντας σε αυτά που ενδιαφέρουν το χρήστη. Σε αρκετές περιπτώσεις η ομαδοποίηση επιτρέπει την αναπαράσταση ενός υποσυνόλου δεδομένων μέσω ειδικών συμβόλων με αποκοπή των περιττών πληροφοριών προς κατανόηση της οπτικής αναπαράστασης.

7.6.2 Σύγκριση των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM ως προς τα γενικά τους χαρακτηριστικά.

Η σύγκριση μεταξύ εργαλείων προϋποθέτει αρχικά τον προσδιορισμό και τη σύγκριση των γενικών τους χαρακτηριστικών. Ένα σύνολο τέτοιων γενικών χαρακτηριστικών, που διευκολύνουν τους χρήστες στην επιλογή του κατάλληλου εργαλείου για την περίπτωση τους, είναι το εξής:

- ❖ δημιουργός / προγραμματιστής,
- ❖ ημερομηνία κυκλοφορίας,
- ❖ άδεια χρήσης,
- ❖ πρόσφατη έκδοση,
- ❖ κύριος σκοπός,
- ❖ γλώσσα προγραμματισμού,
- ❖ χρηστικότητα,
- ❖ κοινότητα υποστήριξης.

Στον Πίνακα 7.8 που ακολουθεί συνοψίζονται τα γενικά χαρακτηριστικά κάθε εργαλείου βάσει των προδιαγραφών τους (Bastian et al., 2009; Hall et al., 2009; Verbeek & Bose, 2010).

Πίνακας 7.8: Γενικά χαρακτηριστικά εργαλείων Gephi, Weka και ProM.

Χαρακτηριστικό	Gephi	Weka	ProM
Δημιουργός/ προγραμματιστής	Mathieu Bastian Team	University of Waikato	Process Mining Group, Eindhoven Technical University
Ημερομηνία κυκλοφορίας	2009	1997	2010

Άδεια χρήσης	GNU	GNU	GNU
Πρόσφατη έκδοση	0.9.2	3.8	6.10
Κύριος σκοπός	Ακαδημαϊκός & Επιχειρηματικός	Ακαδημαϊκός & Επιχειρηματικός	Ακαδημαϊκός & Επιχειρηματικός
Γλώσσα προγραμματισμού	Java	Java	Java
Χρηστικότητα	Σχετικά εύκολο	Εύκολο	Μέτριας δυσκολίας
Κοινότητα υποστήριξης	Ναι	Ναι	Ναι
Τύποι αρχείων εισαγωγής που υποστηρίζει	Αρχεία CSV, GEXF, GraphML, Pajek Net, GDF, GML, Tulip TLP, Compressed ZIP.	Αρχεία μορφής ARFF, CSV, C4.5, Binary serialized instances, libsvm, XRFF, JDBC databases.	Αρχεία καταγραφής (σε μορφή XES, CSV), Μοντέλα διεργασίας Petri Net, Διαγράμματα BPMN.
Τύποι αρχείων εξαγωγής που υποστηρίζει	Αρχεία PDF, SVG και PNG.	Αρχεία BMP, JPEG, PNG, EPS.	Αρχεία εικόνας, αρχεία PDF και τύπους αρχείων εισαγωγής.

7.6.3 Σύγκριση των εργαλείων Gephi, Weka και ProM ως προς τις τεχνικές οπτικοποίησης.

Η οπτικοποίηση αφορά σε χρήση εργαλείων αναπαράστασης δεδομένων μέσω αριθμών, διαγραμμάτων, γραφημάτων κ.ά. Διαφορετικά εργαλεία EDM επιτυγχάνουν την αναπαράσταση δεδομένων εμφανίζοντας τα αποτελέσματα σε οπτικοποιημένα διαγράμματα (Uhlmann et al., 2013). Η ενότητα αυτή αναφέρεται σε μια συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ των τριών αυτών εργαλείων EDM ανοιχτού κώδικα όσον αφορά τις τεχνικές οπτικοποίησης των δεδομένων.

❖ **Gephi:** Αφορά σε εργαλείο οπτικοποίησης και εξερεύνησης όλων των ειδών γραφημάτων και δικτύων και είναι κατάλληλο για αναλυτές δεδομένων και επιστήμονες που επιθυμούν να εξερευνήσουν και να κατανοήσουν διάφορα γραφήματα. Στόχος του είναι η εξερευνητική ανάλυση δεδομένων μέσω της εμπλοκής του με το ερευνητικό πεδίο Visual Analytics. Μπορεί να αξιοποιηθεί ως συμπληρωματικό εργαλείο στατιστικής ανάλυσης δεδομένων και δημιουργίας διαδραστικών οπτικοποιήσεων, για την υποστήριξη εξαγωγής συμπερασμάτων. Ως προς τις τεχνικές οπτικοποίησης υποστηρίζει αρκετές λειτουργίες όπως (Bastian et al., 2009; Cherven, 2013):

- αλληλεπίδραση των χρηστών με την αναπαράσταση μέσω χειρισμού και δυναμικού φιλτραρίσματος των χαρακτηριστικών των γραφημάτων,
- οπτικοποίηση σε πραγματικό χρόνο δικτύων με περισσότερους από 100.000 κόμβους και 1.000.000 ακμές,
- διαθέτει υποστηρικτικά εργαλεία διάταξης και χαρτογράφησης όπως αλγορίθμους και εργαλειοθήκη προσαρμογής (χρωμάτων, μεγέθους,

ετικετών κ.ά.), για τη βελτιστοποίηση της αναπαράστασης των γραφημάτων,

- προσφέρει στατιστικές μετρήσεις ανάλυσης κοινωνικών δικτύων,
- επιτρέπει την αναπροσαρμογή της οπτικοποίησης σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιώντας ενσωματωμένο χρονολόγιο,
- διαθέτει διεπαφή μορφής λογιστικού φύλλου για το χειρισμό, την αναζήτηση και τη μετατροπή των δεδομένων,
- διαβάζει την πλειονότητα γραφημάτων και υποστηρίζει την εισαγωγή αρχείων μορφής CSV και σχεσιακών βάσεων δεδομένων,
- είναι επεκτάσιμο καθώς επιτρέπει την ενσωμάτωση προσθέτων, μέσω της πύλης Gephi plugin και της δυνατότητας ενημέρωσης του λογισμικού,
- επιτρέπει την προεπισκόπηση και την εξατομικευμένη εξαγωγή γραφημάτων σε αρχεία PDF, SVG και PNG.

Μέσω αυτού ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να αλληλεπιδρά με την αναπαράσταση, να χειρίζεται τις δομές, τα σχήματα και τα χρώματα αποκαλύπτοντας κρυμμένα μοτίβα, να κάνει υποθέσεις και να ανακαλύπτει διαισθητικά μοτίβα και να απομονώνει τις ιδιαιτερότητες της δομής ή τα σφάλματα κατά την εισαγωγή των δεδομένων. Στην έρευνά μας το εργαλείο χρησιμοποιήθηκε για την οπτικοποίηση της συμμετοχής (χρόνου πρόσβασης) και τη γραφική απεικόνιση της τελικής βαθμολογίας όλων των φοιτητών στο μάθημα, όπου τα αποτελέσματα ήταν αρκετά ικανοποιητικά, αξιοποιώντας ορισμένες μόνο από τις πολλές δυνατότητες οπτικοποίησης που προσφέρει.

❖ **Weka:** Περιλαμβάνει ένα σύνολο εργαλείων ανάλυσης δεδομένων, προγνωστικής μοντελοποίησης και οπτικοποίησης που υποστηρίζεται από ένα εύχρηστο γραφικό περιβάλλον εργασίας χρήστη (Rangra & Bansa, 2014). Διαθέτει αρκετές τεχνικές οπτικοποίησης όπως:

- μονοδιάστατη (1D) απεικόνιση ενός μονό χαρακτηριστικού,
- δυσδιάστατη απεικόνιση (2D),
- τρισδιάστατη απεικόνιση (3D) και τρισδιάστατη περιστρεφόμενη οπτικοποίηση (rotate 3D visualization),
- ROC καμπύλες για την απεικόνιση της διαγνωστικής ικανότητας συστημάτων δυαδικού ταξινομητή,
- οπτικοποίηση δένδροειδούς μορφής,
- οπτικοποιήσεις γράφων Bayesian δικτύων,
- οπτικοποίηση των ορίων απόφασης ταξινομητή σε δύο διαστάσεις.
- επιτρέπει την απεικόνιση των γραφημάτων σε διαφορετικές μορφές όπως: XML, DOT και BIF (Srivastava, 2014).
- υποστηρίζει την παράλληλη οπτικοποίηση πολλαπλών διαγραμμάτων, με δυνατότητες προσαρμογής των χαρακτηριστικών και της παρουσίασης των δεδομένων τους.
- υποστηρίζει την εμφάνιση δεδομένων κειμένου και εξαγωγής στατιστικών στοιχείων.
- είναι επεκτάσιμο καθώς επιτρέπει την ενσωμάτωση προσθέτων (plugins).

- περιλαμβάνει αλγορίθμους ταξινόμησης, ομαδοποίησης και δυναμικού φιλτραρίσματος των δεδομένων.
- επιτρέπει την εξαγωγή γραφημάτων σε αρχεία BMP, JPEG, PNG και EPS (Encapsulated Postscript).

Στις ενότητες που προηγήθηκαν η οπτικοποίηση των χαρακτηριστικών των δεδομένων της έρευνάς μας αξιοποίησε τις δυσδιάστατες δυνατότητες αναπαράστασης των δεδομένων σε άξονες x, y όπου τα αποτελέσματα οπτικοποίησης μπορούν να χαρακτηριστούν ως ικανοποιητικά. Ωστόσο, η τρισδιάστατη οπτικοποίηση των δεδομένων στο WEKA ανέδειξε κάποιες περιορισμένες δυνατότητες. Παράλληλα σημαντικές ιδιότητες που αφορούσαν στη διασύνδεσή του με άλλα λογισμικά φάνηκε ότι δεν υποστηρίζονται (Chauhan & Gautam, 2015), ενώ η μοντελοποίηση μιας ακολουθίας δεν υποστηρίχθηκε από τους υφιστάμενους αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων του WEKA (Bouckaert et al., 2013).

- ❖ **ProM:** Το εργαλείο ProM έχει ως στόχο την ανακάλυψη γνώσης από αρχεία καταγραφής. Η γνώση αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη νέων συστημάτων ή ως εργαλείο ανατροφοδότησης για τον έλεγχο, την ανάλυση και τη βελτίωση ήδη εφαρμοσμένων διαδικασιών. Οι τεχνικές οπτικοποίησης είναι εξαιρετικά χρήσιμες διότι μπορούν να αναπαραστήσουν σημαντικές πληροφορίες ως προς το τι συμβαίνει βάσει ενός αρχείου καταγραφής συμβάντων (Verbeek & Bose, 2010). Ορισμένες μόνο από τις τεχνικές οπτικοποίησης που υποστηρίζει είναι οι εξής (Verbeek & Bose, 2010; Leemans et al., 2014; Leemans, 2017):
 - διαθέτει πρόσθετα εργαλεία δημιουργίας διαγραμμάτων ροής συσχέτισης των δεδομένων,
 - περιλαμβάνει αλγορίθμους δυναμικού φιλτραρίσματος, ταξινόμησης και ομαδοποίησης των δεδομένων,
 - υποστηρίζει διαδικασίες εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης κοινωνικών δικτύων,
 - αναπαριστά σε διάγραμμα ροής και σε γράφημα μέσω χρονοσήμανσης της σειράς εκτέλεσης και τις εξαρτήσεις μεταξύ των εργασιών σε ένα αρχείο καταγραφής,
 - υποστηρίζει την παράλληλη οπτικοποίηση πολλαπλών διαγραμμάτων με δυνατότητες προσαρμογής των δεδομένων σε άξονες x και y,
 - επιτρέπει την προσαρμογή χρωμάτων, μεγέθους, σχήματος για βελτιστοποίηση των γραφημάτων,
 - εξάγει στατιστικές μετρήσεις εξέλιξης της ροής δεδομένων μέσω χρονοσήμανσης,
 - υποστηρίζει την οπτικοποίηση δενδροειδούς μορφής για τον εντοπισμό ανωμαλιών ή/ και ασύνδετων μερών στα δεδομένα,
 - επιτρέπει την εξαγωγή της οπτικοποίησης σε αρχείο εικόνας.

7.6.4 Σύγκριση μεταξύ των Εργαλείων Gephi, Weka και ProM βάσει συγκεκριμένων καθηκόντων Οπτικοποίησης (Visualization Tasks).

Η οπτικοποίηση στον τομέα της EDM είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με το σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την εφαρμογή εργαλείων προσανατολισμένων για την εκτέλεση συγκεκριμένων εργασιών αναπαράστασης των δεδομένων σε ολόκληρο το πλαίσιο της ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων (KDD). Ως συνέπεια της ποικιλομορφίας των λειτουργιών που προσφέρουν διάφορα εργαλεία με παρόμοια υποστήριξη, ξεχωρίζουν τα εργαλεία Gephi, Weka και ProM. Στόχος της εφαρμογής των εργαλείων αυτών στα εκπαιδευτικά δεδομένα της έρευνάς μας, που υλοποιήθηκε στις προηγούμενες ενότητες, είναι η συγκριτική αξιολόγησή τους ως προς τις τεχνικές οπτικοποίησης των δεδομένων βάσει συγκεκριμένων ‘καθηκόντων οπτικοποίησης’ (visualization tasks) που τους ανατέθηκαν. Η επιλογή αυτών των αναπαραστάσεων έγινε με γνώμονα την παρακολούθηση της πορείας και της επίδοσης των φοιτητών στο μάθημα προς διευκόλυνση άντλησης επωφελούς γνώσης από τους διδάσκοντες. Οι οπτικές αναπαραστάσεις που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση αυτών των εργαλείων αφορούσαν στα εξής:

Πίνακας 7.9: Σύγκριση των «εξωτερικών» ως προς το moodle εργαλείων ως προς τα 5 tasks.

Visualization Task	GEPHI	WEKA	ProM	MS-EXCEL
1. Οπτικοποίηση μίας μεταβλητής (χρόνος σύνδεσης στο μάθημα)	Εικόνα 7.1 Εικόνα 7.2 (για ένα φοιτητή)	Εικόνα 7.11	Εικόνα 7.19	Εικόνα 7.32
2. Οπτικοποίηση μιας μεταβλητής (τελική βαθμολογία των φοιτητών στο μάθημα)	Εικόνα 7.3 Εικόνα 7.4 (για ένα φοιτητή)	Εικόνα 7.12	Εικόνα 7.20	Εικόνα 7.33
3. Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών παράλληλα (πλήθος - αριθμός εμφανίσεων όλων των πόρων του μαθήματος με τους οποίους αλληλεπίδρασε κάθε φοιτητής) – 16 πόροι-μεταβλητές	Εικόνα 7.5 Εικόνα 7.6 (για ένα φοιτητή)	Εικόνα 7.13 (*)	Εικόνα 7.21 (*)	Εικόνα 7.34
4. Οπτικοποίηση συσχέτισης δύο μεταβλητών (άξονες X-Y) • τελική επίδοση ως προς διάρκεια σύνδεσης • βαθμός σε εργασία ως προς προσβάσεις στον πόρο εργασίας (EPΓ#2) • βαθμός σε εργασία ως προς προσβάσεις στον	(-)	Εικόνα 7.15 Εικόνα 7.16 Εικόνα 7.17 & Εικόνα 7.14 (όλα τα δυνατά ζεύγη μεταβλητών)	Εικόνα 7.22 Εικόνα 7.23 Εικόνα 7.24	Εικόνα 7.35 Εικόνα 7.36 Εικόνα 7.37

πόρο υλικού θεματικής ενότητας (ΘΕ#2)				
5.Τρισδιάστατη οπτικοποίηση (3 μεταβλητές στους άξονες X-Y-Z)	(-)	Εικόνα 7.18	(-)	(-)

(* Μπορεί μόνο να αθροίσει τις τιμές των πολλών (εδώ, 16) μεταβλητών, τοποθετώντας τελικά μία τιμή (το άθροισμα) στον κατακόρυφο άξονα.

Τα αποτελέσματα οπτικοποίησης που προέκυψαν παρουσιάστηκαν εκτενώς στις προηγούμενες ενότητες, στις αναφερόμενες Εικόνες στον ανωτέρω Πίνακα 7.9. Σύμφωνα λοιπόν με τα παραπάνω κριτήρια και κατόπιν εφαρμογής των εργαλείων αυτών στα δεδομένα του μαθήματος μας καταλήξαμε στα εξής συγκριτικά συμπεράσματα:

Ως προς την 1η ομάδα κριτηρίων που αφορούν στην *πληρότητα (completeness)*, τη *χωρική οργάνωση (spatial organization)*, την *κωδικοποίηση πληροφοριών (information coding)* και τη *μετάβαση κατάστασης (state transition)*:

❖ **Πληρότητα (completeness):**

Η αναπαράσταση όλων των δεδομένων που χρειάστηκε να εμφανιστούν στην οπτικοποίηση κατά την εφαρμογή και των τριών εργαλείων δεν φάνηκε να επηρεάζεται από οπτικούς περιορισμούς. Το μικρό πλήθος παρατηρήσεων μας ανταποκρίθηκε ικανοποιητικά στον αριθμό αναπαράστασης των δεδομένων και στο μέγεθος παραθύρου κάθε εργαλείου.

- Το εργαλείο Gephi δείχνει ωστόσο να είναι σε θέση να αποδώσει σε μια εικόνα μεγάλο αριθμό μεταβλητών ταυτόχρονα (task 3 – 16 μεταβλητές). Υπερτερεί συνεπώς έναντι των άλλων δυο κυρίως λόγω της απεικόνισης που χρησιμοποιεί.
- Η πληρότητα των δεδομένων στο εργαλείο Weka υποστηρίζεται κυρίως χάρη στη δυνατότητα να αποδίδει τη σχέση δύο μεταβλητών μέσω δυσδιάστατου γραφήματος x-y (Εικόνες 7.15, 7.16, 7.17) παρέχοντας μια συνοπτική εποπτική εικόνα όλων των δεδομένων για τις δύο αυτές μεταβλητές και τη σχέση τους. Συνεπώς το Weka δεν μπορεί να αποδώσει σε μια εικόνα ταυτόχρονα περισσότερες από δύο μεταβλητές όπως το Gephi (task 3).
- Το εργαλείο ProM παρέχει απεικόνιση είτε μίας είτε περισσότερων μεταβλητών στην ίδια εικόνα, σε δισδιάστατο γράφημα x-y αλλά με την εξής ιδιαιτερότητα ως προς το Gephi: στον κατακόρυφο άξονα μπορεί να αναπαραστήσει μόνο το άθροισμα των τιμών των μεταβλητών. Παράλληλα το εργαλείο ProM μπορεί να αποδώσει σε μια εικόνα με διδιάστατο γράφημα x-y τις σχέσεις δύο οποιωνδήποτε μεταβλητών μεταξύ τους, σε πλήρη αντιστοιχία με το Weka (Εικόνες 7.22, 7.23, 7.24).

Μια γενική παρατήρηση που αφορά και τα τρία εργαλεία είναι ότι αν αυξηθεί η πολυπλοκότητα και το μεγάλο πλήθος δεδομένων θα απαιτούνταν πολύπλοκες

αναπαραστάσεις που θα δυσκόλευαν το χρήστη στην ερμηνεία τους λόγω του περιορισμένου χώρου. Η μεμονωμένη απεικόνιση μίας ή λίγων μεταβλητών θα μπορούσε να επιλύσει ένα τέτοιο πιθανό πρόβλημα.

❖ *Χωρική οργάνωση (spatial organization):*

Η χωρική οργάνωση συμβάλλει στην απόκτηση γρήγορης γνώσης από τους χρήστες.

- Στο εργαλείο Weka κατά την οπτικοποίηση προέκυψε αλληλοκάλυψη των δεδομένων κατά τη διάταξή τους στο χώρο για ίδιες ή για παραπλήσιες τιμές χαρακτηριστικών, γεγονός που μας οδήγησε σε κανονικοποίηση και οργάνωση των δεδομένων στο χώρο.
- Με το εργαλείο Gephi η οπτικοποίηση δεν ανέδειξε αλληλοκάλυψη των δεδομένων αλλά χρειάστηκε να προχωρήσουμε σε λογική οργάνωσή τους στο χώρο προκειμένου να είναι εύκολος ο εντοπισμός των δεδομένων από τους χρήστες. Η δυνατότητα επιλογής του χαρακτηριστικού που μας ενδιαφέρει στη γραφική απεικόνιση στο Gephi, επέτρεψε τη μείωση του χρόνου αναζήτησης και την εξαγωγή χρήσιμων αντιληπτικών συμπερασμάτων.
- Η διάταξη των οπτικών αναπαραστάσεων στο εργαλείο ProM συγκριτικά με αυτών του εργαλείου Weka παρατηρήθηκε να είναι σαφέστερα καλύτερη, με το περιβάλλον οπτικοποίησης του ProM να είναι πιο φιλικό και πιο αντιληπτικό για το χρήστη.

❖ *Κωδικοποίηση πληροφοριών (information coding):*

Ως προς αυτό το κριτήριο το εργαλείο Gephi φάνηκε να είναι κατώτερο των εργαλείων Weka και ProM.

- Τα εργαλεία Weka και ProM λόγω των πρόσθετων εργαλείων που διαθέτουν ήταν σε θέση να υποστηρίξουν εναλλακτικές αναπαραστάσεις των δεδομένων.
- Τα υποστηρικτικά εργαλεία αναπαράστασης των δεδομένων στο Gephi αφορούν κυρίως σε αξιοποίηση των αλγορίθμων χαρτογράφησης, φιλτραρίσματος και προσαρμογής των γραφημάτων προς βελτιστοποίηση τους.
- Αντιθέτως τα εργαλεία Weka και ProM διαθέτουν αλγορίθμους δυναμικού φιλτραρίσματος, ταξινόμησης και ομαδοποίησης των δεδομένων με παράλληλη υποστήριξη της οπτικοποίησης πολλαπλών διαγραμμάτων, με δυνατότητες προσαρμογής των δεδομένων σε άξονες x και y.

❖ *Μετάβαση κατάστασης (state transition):*

Το αποτέλεσμα της διαμόρφωσης της οπτικής αναπαράστασης έπειτα από μια ενέργεια του χρήστη είναι κάτι που χρειάζεται να διαθέτει μια τεχνική οπτικοποίησης.

- Το εργαλείο Gephi διαθέτει εργαλειοθήκη προσαρμογής των γραφημάτων σε επίπεδο λεπτομερειών στο περιβάλλον διεπαφής του εργαλείου. Η δυνατότητα επανάληψης ή/ και αναίρεσης της ενέργειας του χρήστη κατά τη δημιουργία της γραφικής απεικόνισης στο Gephi προϋποθέτει την επιβολή των ρυθμίσεων σε κάθε αλλαγή. Σε επίπεδο αλληλεπίδρασης ο χρήστης μπορεί να παραμετροποιήσει τις επιλογές εμφάνισης των χαρακτηριστικών που τον ενδιαφέρουν μέσω επιλογής του αντίστοιχου κόμβου.

- Το εργαλείο Weka διαθέτει καλύτερο μηχανισμό διαχείρισης του επιπέδου λεπτομερειών. Ο χρήστης μπορεί σε μια δυσδιάστατη οπτικοποίηση να επιλέξει το χαρακτηριστικό της γραφικής παράστασης που τον ενδιαφέρει και ακολούθως εμφανίζει ένα αναδυόμενο παράθυρο με όλες τις τιμές συσχέτισης του με τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά. Αυτό προκύπτει και από την εφαρμογή του στην έρευνά μας όπου πατώντας επάνω στο γράφημα της διάρκειας σύνδεσης κάθε φοιτητή και της τελικής επίδοσης του στο μάθημα με το λογισμικό Weka (Εικόνα 7.15) αναδύεται ένα παράθυρο με όλα τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά που αφορούν τον κάθε φοιτητή, όπως της βαθμολογίας του στις εργασίες του μαθήματος, της διάρκειας σύνδεσής του ανά ημέρα κ.ά.
- Στην ίδια κατεύθυνση με το Weka και το λογισμικό ProM επιτρέπει τη δυσδιάστατη οπτικοποίηση και τον έλεγχο των χαρακτηριστικών της. Σημαντική ωστόσο κρίνεται η δυνατότητα του εργαλείου ProM στην υποστήριξη της αναπαράστασης των πληροφοριών απλών ή και σύνθετων δομών μέσω διαγραμμάτων ροής. Η δυνατότητα επανάληψης ή/ και αναιρέσης μιας ενέργειας στο Weka και στο ProM υλοποιείται μέσω προσαρμογής των χαρακτηριστικών των αξόνων x και y της γραφικής παράστασης, από το μενού επιλογών που υπάρχει στην αριστερή πλευρά κάθε εργαλείου.

Ως προς την 2η ομάδα κριτηρίων που αφορούν στον προσανατολισμό και στη βοήθεια (*help and orientation features*), στην πλοήγηση – αναζήτηση (*navigation and browsing features*) και στη μείωση συνόλων δεδομένων (*data set reduction*):

❖ ***Προσανατολισμός και βοήθεια (help and orientation features):***

Η δυνατότητα επιλογής και τροποποίησης συγκεκριμένων χαρακτηριστικών των δεδομένων σε μια γραφική απεικόνιση είναι κάτι που ενδιαφέρει το χρήστη. Το εργαλείο Gephi προσφέρει αυτή τη δυνατότητα μέσω της εργαλειοθήκης προσαρμογής που διαθέτει. Έτσι ο χρήστης μπορεί στο στάδιο της επεξεργασίας της οπτικοποίησης να προχωρήσει σε τροποποίηση των χαρακτηριστικών της όπως: της θέσης, του μεγέθους, του σχήματος του χρώματος κ.ά. με σκοπό την αποτελεσματικότερη οπτική αναπαράσταση των δεδομένων. Σημαντική ωστόσο θεωρείται, για το εργαλείο Gephi, η συμβολή τόσο των εγχειριδίων που το συνοδεύουν όσο και των κοινοτήτων που έχουν αναπτυχθεί για αυτό. Πιο συγκεκριμένα στον ιστότοπο του εργαλείου αναφέρονται σύνδεσμοι πρόσβασης σε blog, wiki, support και forum που το αφορούν. Στο εργαλείο Weka η τροποποίηση των χαρακτηριστικών της οπτικοποίησης αφορούσε μόνο ορισμένα από τα παραπάνω χαρακτηριστικά, αλλά υποστήριζε την αναδιάταξη των δεδομένων με προσαρμογή των αξόνων x και y . Στα θετικά του ωστόσο πιστώνεται η δισδιάστατη απεικόνιση μέσω γραφημάτων μήτρας (plot matrix). των δεδομένων χωρίς σημαντικές δυνατότητες τροποποίησης των χαρακτηριστικών τους κατά την οπτικοποίηση. Ως προς τις κοινότητες υποστήριξης, για το εργαλείο Weka διαπιστώνεται η ύπαρξη blog, wiki και σημαντικός αριθμός δημοσιεύσεων που το αφορούν, κυρίως ως προς τις άλλες σπουδαίες δυνατότητες που προσφέρει. Οι

οπτικοποιήσεις στο περιβάλλον του ProM διαθέτουν γραφική υπεροχή ως προς αυτές του Weka, ενώ παράλληλα επιτρέπουν τόσο την αναδιάταξη των δεδομένων μέσω προσαρμογής των αξόνων x ,y και τη μερική τροποποίηση των χαρακτηριστικών τους όπως του σχήματος, του χρώματος και του μεγέθους. Στον ιστότοπο του εργαλείου ProM υπάρχουν εγχειρίδια χρήσης του και σύνδεσμος με online μαθήματα. Επίσης αναφέρονται σύνδεσμοι που αφορούν σε forum, πηγές, έγγραφα πρόσβασης, ιστοσελίδες κ.ά.

❖ *Αναζήτηση –πλοήγηση (navigation and browsing features):*

Ως προς τις δυνατότητες πλοήγησης και περιήγησης τα εργαλεία Weka και ProM υποστηρίζουν παρόμοιες διαδικασίες. Σε δισδιάστατες απεικονίσεις δεδομένων επιτρέπουν την αναζήτηση συγκεκριμένων πληροφοριών μέσω προσαρμογής των αξόνων τους x και y. Ωστόσο το εργαλείο Weka προκύπτει να υπερτερεί έναντι του ProM στις περιπτώσεις επέκτασης, επιλογής και προσαρμογής των δεδομένων, αλλά να υστερεί στο χειρισμό των γεωμετρικών αναπαραστάσεων τους. Η πλοήγηση στο περιβάλλον του ProM είναι περισσότερο φιλική και εύχρηστη. Το εργαλείο Gephi διαθέτει δυνατότητες αλλαγής της οπτικής του χρήστη και των δυνατοτήτων επέκτασης και προσαρμογής των δεδομένων. Η γραφική απεικόνιση που προσφέρει το καθιστά ιδανικό για τις περιπτώσεις οπτικοποίησης και εξερεύνησης διαφόρων γραφημάτων και δικτύων.

❖ *Μείωση συνόλων δεδομένων (data set reduction):*

Ως προς αυτό το κριτήριο και τα τρία εργαλεία περιλαμβάνουν φίλτρα για τη μείωση του όγκου πληροφοριών όταν κρίνεται απαραίτητο. Το εργαλείο Gephi διαθέτει διεπαφή μορφής λογιστικού φύλλου για το χειρισμό, την αναζήτηση και τη μετατροπή των δεδομένων. Επίσης παρέχει τη δυνατότητα επιλογής κόμβων ή ακμών βάσει των δεδομένων του δικτύου και της εφαρμογής φίλτρου σε πραγματικό χρόνο. Οι δυνατότητες δημιουργίας νέων δικτύων κατόπιν φιλτραρίσματος και αποθήκευσης των ερωτημάτων προς επαναχρησιμοποίηση αποτελούν σημαντικές ιδιότητες του. Το Weka με τη σειρά του περιλαμβάνει αλγορίθμους ταξινόμησης, ομαδοποίησης και δυναμικού φιλτραρίσματος των δεδομένων, καθιστώντας το μια καλή επιλογή ως προς αυτό το κριτήριο. Το περιβάλλον διεπαφής του είναι πολύ φιλικό και εύχρηστο και διευκολύνει το χειρισμό, την αναζήτηση και τη μετατροπή των δεδομένων. Το εργαλείο ProM περιλαμβάνει αντίστοιχους αλγορίθμους δυναμικού φιλτραρίσματος, ταξινόμησης και ομαδοποίησης των δεδομένων, ενώ παράλληλα υποστηρίζει διαδικασίες εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης κοινωνικών δικτύων. Προϋποθέτει ωστόσο το μετασχηματισμό των δεδομένων εισαγωγής του σε αυτό ως πρόσθετη πρό-επεξεργασία διότι αφορά κατά κύριο λόγο σε εξόρυξη διεργασιών (process mining) Ωστόσο στις περιπτώσεις δεδομένων που χρήζουν ομαδοποίησης ή ταξινόμησης υπερτερεί η επιλογή των εργαλείων Weka και ProM καθώς επιτρέπουν την αναπαράσταση ενός

υποσυνόλου δεδομένων με αποκοπή των περιττών πληροφοριών προς κατανόηση των οπτικών αναπαραστάσεων.

Στον Πίνακα 7.10 που ακολουθεί γίνεται μια κατηγοριοποίηση σε επίπεδο υποστήριξης των εργαλείων Gephi, Weka και ProM βάσει των κριτηρίων που τέθηκαν και της ανάλυσης που προηγήθηκε. Για το σκοπό αυτό επιλέχθηκε η χρήση τριών επιπέδων ως εξής (Boone & Boone, 2012): “Πάρα Πολύ - High”, “Μέτρια - Average” και “Λίγο - Low”.

Πίνακας 7.10: Συγκριτική Αξιολόγηση Εργαλείων Gephi, Weka και ProM σε κατηγορίες – επίπεδα βάσει κριτηρίων.

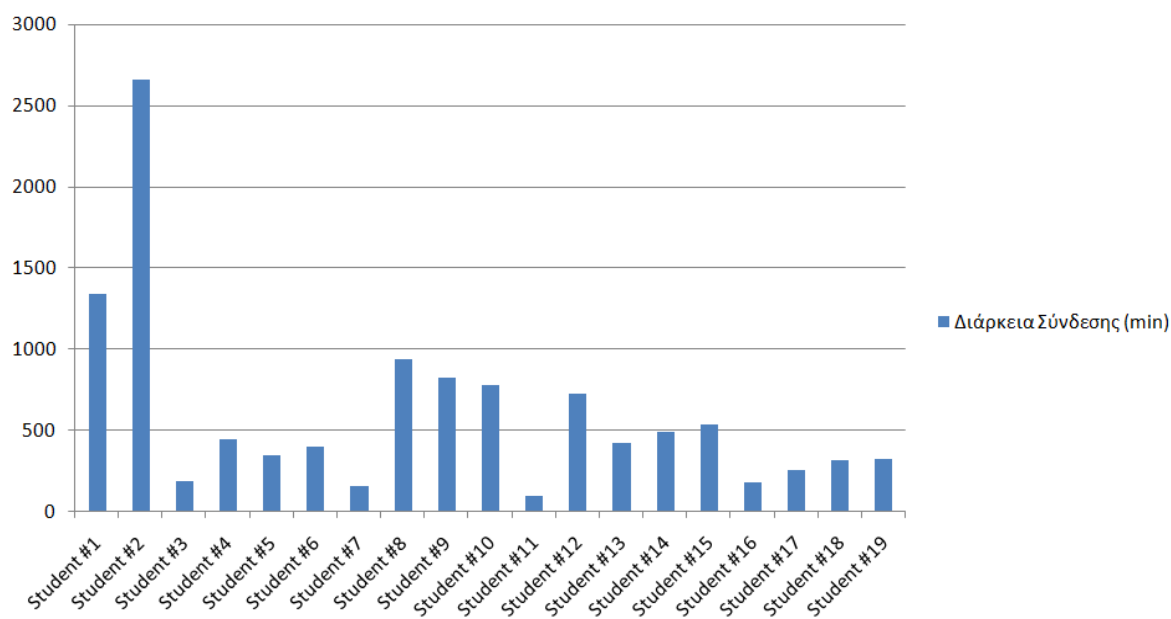
Κριτήριο	Εργαλείο		
	Gephi	Weka	ProM
Πληρότητα	Πάρα πολύ	Μέτρια	Μέτρια
Χωρική οργάνωση	Μέτρια	Μέτρια	Πάρα πολύ
Κωδικοποίηση πληροφοριών	Λίγο	Πάρα πολύ	Πάρα πολύ
Μετάβαση κατάστασης	Μέτρια	Πάρα πολύ	Πάρα πολύ
Προσανατολισμός-Βοήθεια	Πάρα πολύ	Μέτρια	Πάρα πολύ
Αναζήτηση - πλοήγηση	Πάρα πολύ	Μέτρια	Μέτρια
Μείωση συνόλων δεδομένων	Μέτρια	Πάρα πολύ	Πάρα πολύ

Τα εργαλεία Gephi, Weka και ProM αποτελούν μέρος μιας ευρύτερης συλλογής εργαλείων που χρησιμοποιούν οι ερευνητές στον τομέα των EDM και LA. Βασικό συμπέρασμα της ανάλυσης που προηγήθηκε είναι ότι κανένα εργαλείο εξ αυτών δεν δείχνει να είναι ιδανικό για τη διεξαγωγή ολόκληρης της διαδικασίας εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης των δεδομένων. Ειδικότερα ως προς τις τεχνικές οπτικοποίησης, διαφορετικές πτυχές κάθε εργαλείου ταιριάζουν περισσότερο με συγκεκριμένες εργασίες. Κάθε εργαλείο διαθέτει τα δικά του δυνατά και αδύνατα σημεία και είναι στην ευχέρεια του ερευνητή να προχωρήσει στον κατάλληλο συνδυασμό εργαλείων για την περίπτωση του. Η αξιοποίηση των δυνατοτήτων **και των τριών εργαλείων** μπορεί να συμβάλει στην πραγματοποίηση πολύπλοκων αναπαραστάσεων και στην εξαγωγή επωφελούς γνώσης από τα δεδομένα.

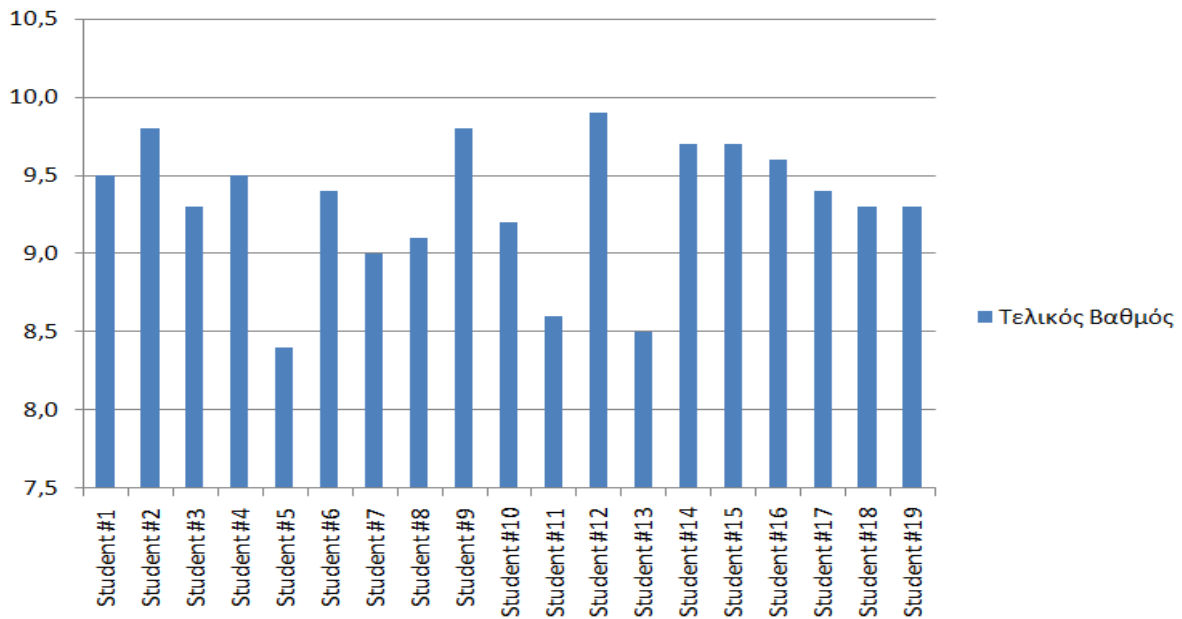
Μία επιπλέον ενδιαφέρουσα σύγκριση αφορά όχι τα «εξωτερικά» εργαλεία μεταξύ τους, αλλά η σύγκρισή τους με τον «παραδοσιακό» τρόπο οπτικοποίησης μεταβλητών και σχέσεων μεταξύ μεταβλητών μέσω spreadsheets, όπως π.χ. το MS Excel. Ένα φύλλο εργασίας του Excel παρέχει τη δυνατότητα δημιουργίας γραφημάτων και οπτικοποίησης των δεδομένων, με τη λειτουργία των γραφημάτων να ενεργοποιείται μέσω της χρήσης του οδηγού γραφημάτων του Excel (Chart Wizard). Επιπλέον το Excel διαθέτει μια πρόσθετη λειτουργία συγκεντρωτικού πίνακα, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη συγκέντρωση πολλαπλών διακριτών δεδομένων και τη δημιουργία διασταυρούμενου πίνακα κατανομής συχνότητας. Η δημιουργία γραφημάτων δύναται να υποστηριχθεί μέσω συναρτήσεων μακροεντολών, με τους συγκεντρωτικούς πίνακες να ενδείκνυνται για τη συγκέντρωση διακριτών δεδομένων και όχι ιδιαίτερα για συνεχή δεδομένα όπως οι χρόνοι.

Τα αρχεία καταγραφής του Moodle αφορούν σε δεδομένα χρονοσειρών, με τα υπόλοιπα δεδομένα να καταγράφονται ως διακριτού χρόνου τιμές. Συνεπώς θα μπορούσαμε με τη διακριτοποίηση των δεδομένων σε κατάλληλα διαστήματα να δημιουργήσουμε πίνακες και να εκτελέσουμε διάφορες αναλύσεις. Η μέθοδος αυτή θα μπορούσε να συμβάλει στην ανάλυση μεμονωμένων μεταβλητών ή/ και ολόκληρου του συνόλου των μεταβλητών και των τιμών τους από το μεταπτυχιακό μάθημα (σύνδεση, πρόσβαση σε πόρους, βαθμολογίες) όλων ή/ και μεμονωμένων φοιτητών στο περιβάλλον του μαθήματος (Dobashi, 2017).

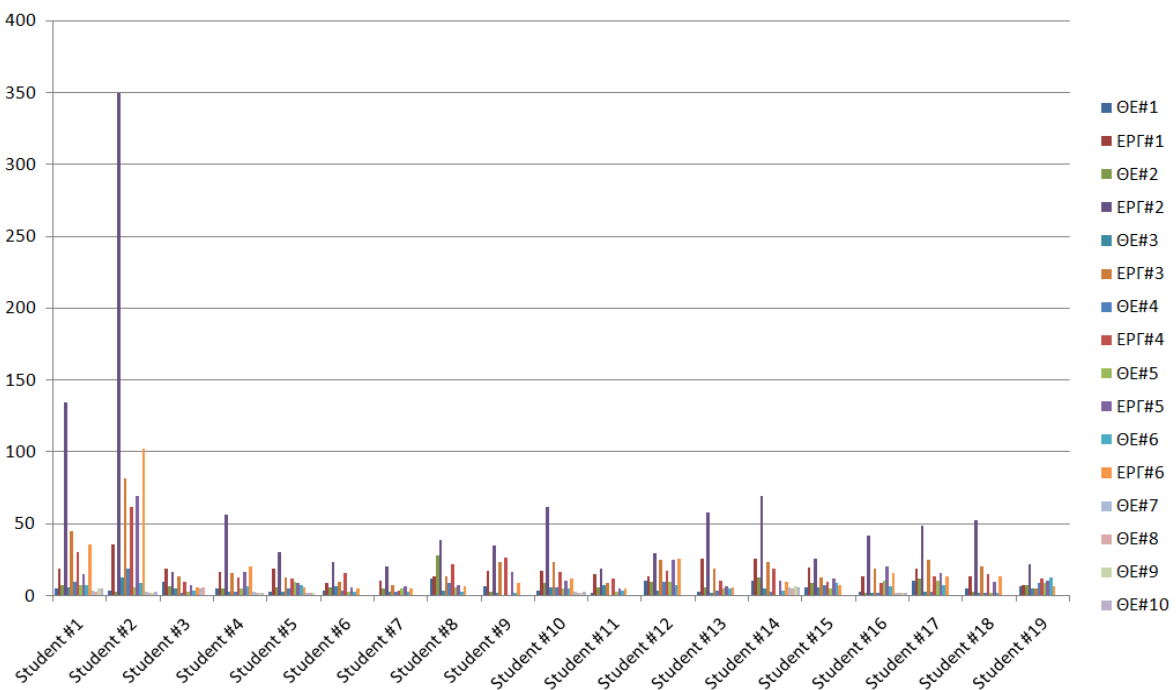
Η χρήση του Excel για οπτικοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων που εξάχθηκαν από το moodle φαίνεται στις Εικόνες 7.32 έως και 7.37.



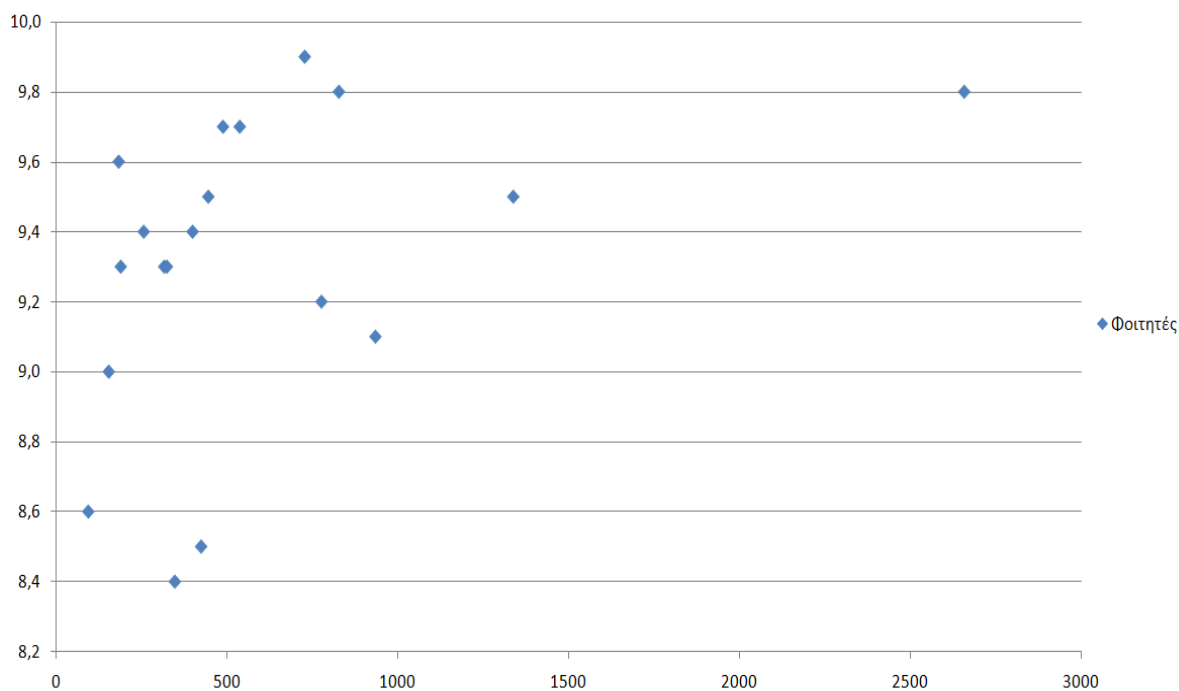
Εικόνα 7.32: **Excel:** Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Υ: συμμετοχή (χρόνος πρόσβασης στο μάθημα)} ως προς {X: α/α φοιτητή}, για όλους τους φοιτητές (19).



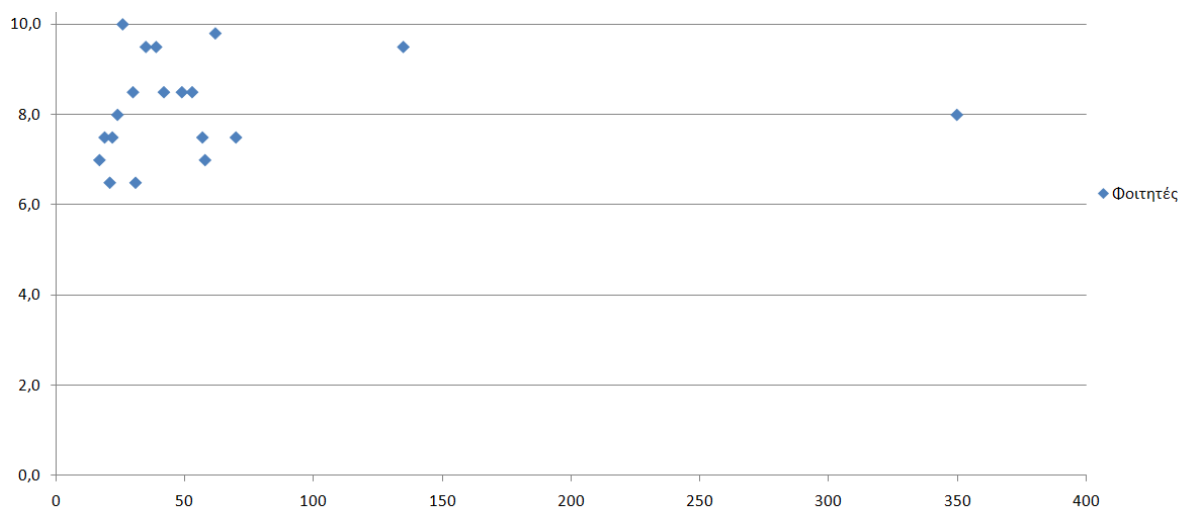
Εικόνα 7.33: **Excel:** Οπτικοποίηση 1 μεταβλητής {Υ: τελική βαθμολογία στο μάθημα} ως προς {X: α/α φοιτητή}, για όλους τους φοιτητές (19).



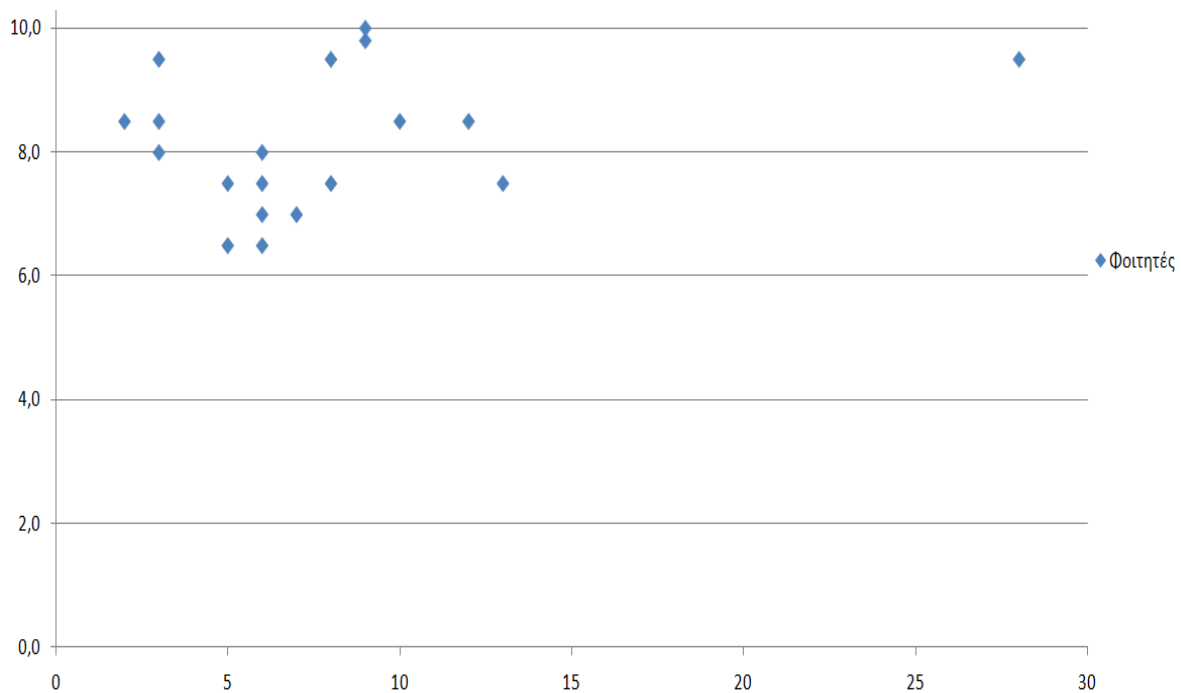
Εικόνα 7.34: **Excel:** Οπτικοποίηση πολλών μεταβλητών ταυτόχρονα {Υ: πλήθος προσβάσεων στους 16 πόρους του μαθήματος} ως προς {X: α/α φοιτητή} για όλους τους φοιτητές (19).



Εικόνα 7.35: **Excel:** Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: τελική βαθμολογία στο μάθημα} ως προς τη {X: διάρκεια σύνδεσης}, για όλους τους φοιτητές (19).



Εικόνα 7.36: **Excel:** Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμολογία στην εργασία EPG#2} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στον μαθησιακό πόρο EPG#2}, για όλους τους φοιτητές (19).



Εικόνα 7.37: **Excel**: Οπτικοποίηση της σχέσης 2 μεταβλητών {Y: Βαθμολογία στην εργασία ΕΡΓ#2} ως προς {X: Πλήθος προσβάσεων στον μαθησιακό πόρο της αντίστοιχης Θεματικής Ενότητας ΘΕ#2}, για όλους τους φοιτητές (19).

Όπως φαίνεται από τις Εικόνες 7.32 έως και 7.37, στα 5 συγκεκριμένα Visualization Tasks του Πίνακα 7.9 το Excel **υπερτερεί** των εξεταζόμενων «εξωτερικών» εργαλείων οπτικοποίησης σε πληρότητα, αλλά όχι σε ευκολία χρήσης για τον μη ειδικό χρήστη. Τα εξεταζόμενα «εξωτερικά» εργαλεία ανάλυσης και οπτικοποίησης πληροφοριών είναι ελκυστικότερα του «παραδοσιακού» Excel κυρίως λόγω της ευκολίας χρήσης και πλοήγησης και όχι λόγω των δυνατοτήτων τους. Πλεονεκτούν έναντι του Excel σε σημεία όπως:

- ❖ είναι διαδραστικά και υποστηρίζουν τη διεξαγωγή διαφορετικών και πολύπλοκων αναλύσεων,
- ❖ υποστηρίζουν την εύκολη μετάβαση μεταξύ διαφορετικών αναπαραστάσεων, σύροντας το ποντίκι του Η/Υ στις διάφορες επιλογές,
- ❖ δεν χρειάζονται προγραμματισμό για να κάνουν ανάλυση δεδομένων και να αποκαλύψουν τάσεις, εξαιρέσεις, ακραίες τιμές και συστάδες μεγάλου όγκου δεδομένων κ.ά.

Ας σημειωθεί εδώ ότι η σύγκριση με το MS-Excel περιορίστηκε στην Οπτικοποίηση και όχι στην Ανάλυση δεδομένων, την οποία επίσης καλύπτει το MS-Excel, αλλά η σύγκριση αυτή εκφεύγει από τους στόχους της παρούσας εργασίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: Συμπεράσματα –Περαιτέρω Έρευνα

8.1 Συμπεράσματα.

Τα υφιστάμενα συστήματα διαχείρισης μάθησης και τα υποστηρικτικά εργαλεία που αναπτύσσονται και βελτιώνονται συνεχώς συνεισφέρουν στην εξόρυξη, ανάλυση και οπτικοποίηση της πληροφορίας που εμπεριέχεται στα εκπαιδευτικά δεδομένα. Η υιοθέτηση, προσαρμογή και αξιοποίηση τεχνολογιών στην εξ αποστάσεως εκπαίδευση καθίσταται απαραίτητη και προϋποθέτει την ενσωμάτωση καινοτομιών στις υπάρχουσες εκπαιδευτικές μεθοδολογίες και παιδαγωγικές πρακτικές. Οι διαδικασίες EDM και LAs που έχουν αναπτυχθεί για το σκοπό αυτό αποτελούν μεγάλο σύμμαχο βελτίωσης της ποιότητας της εκπαίδευσης που βασίζεται σε VLE.

Η συνεισφορά των εργαλείων EDM στα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης διαφαίνεται από την τάση ανάπτυξης υποστηρικτικών μονάδων, επεκτάσεων, εξωτερικών εργαλείων και ειδικών περιβαλλόντων στην κατεύθυνση σύνδεσης των περιοχών της EDM και των LAs. Η αξία και η χρησιμότητα των εργαλείων της EDM έγκειται στην ευχρηστία τους, στην κατανόησή τους και στην εύκολη διαχείριση και υιοθέτησή τους από τον χρήστη. Το πλήθος των εργαλείων σε συνδυασμό με τη μη ύπαρξη ενός γενικού πλαισίου εφαρμογής τους, καθιστά το χρήστη υπεύθυνο να επιλέξει και να εφαρμόσει τα καταλληλότερα εξ αυτών. Μελέτες και έρευνες στο εν λόγω πεδίο έχουν αναπτύξει σημαντικό αριθμό προεκτάσεων που αφορούν το σύστημα διαχείρισης μάθησης Moodle το οποίο επιτρέπει την προσθήκη ορισμένων δομικών μονάδων (plugins) στο περιβάλλον του μαθήματος, ικανές να υποστηρίξουν διαδικασίες εξόρυξης, ανάλυσης και οπτικοποίησης εκπαιδευτικών δεδομένων. Επιπρόσθετα υποστηρίζει τη δημιουργία, προσαρμογή και ανάλυση των αλληλεπιδράσεων των χρηστών με τις διάφορες δραστηριότητες του μαθήματος, όπου σε πολλές περιπτώσεις συνοδεύονται και από τη δημιουργία αντίστοιχων γραφημάτων. Ειδικότερα για το Moodle έχουν αναπτυχθεί διάφορες υποστηρικτικές δομές για το σκοπό αυτό όπως:

- η ενσωμάτωση ειδικών μονάδων (blocks) διεξαγωγής EDM,
- η δημιουργία γραφικών απεικονίσεων από αναφορές μαθημάτων και ιστότοπων,
- η δημιουργία διαδικτυακών εφαρμογών που επιτρέπουν την άντληση και διαχείριση της πληροφορίας σε προγενέστερο ή σε πραγματικό χρόνο,
- η δημιουργία και διάθεση εγχειριδίων ή/ και δημοσιεύσεων υιοθέτησης εφαρμογών και ορθών πρακτικών της EDM και
- η δημιουργία κοινότητας υποστήριξης και ανάπτυξης εργαλείων.

Σε αυτή τη μεταπτυχιακή διατριβή έγινε επισκόπηση του χώρου της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (EDM) και της οπτικοποίησής τους. Εξετάστηκαν οι βασικές έννοιες των περιοχών της KDD, της DM και της EDM, με παράλληλη αναφορά στα

ερευνητικά πεδία και ερωτήματα της EDM. Κατόπιν αναλύθηκαν οι κατηγορίες της και περιγράφηκαν οι μέθοδοι και οι τεχνικές που εφαρμόζονται σε αυτή. Ακολούθως καταγράφηκαν οι διαφορετικοί τύποι δεδομένων που χρησιμοποιούνται κατά τη διαδικασία EDM καθώς επίσης και τα στάδια διεξαγωγής της, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στο βασικό στάδιο της προ-επεξεργασίας δεδομένων. Ως προς το ερευνητικό πεδίο της οπτικοποίησης παρουσιάστηκαν αναλυτικά στοιχεία για τις διάφορες αναπαραστάσεις της EDM που έχουν αναπτυχθεί και παρουσιάστηκαν συγκεκριμένες οπτικοποιήσεις δεδομένων DM που παρουσιάζουν υψηλό ερευνητικό ενδιαφέρον αξιοποίησης τους σε περιπτώσεις EDM. Η μεταπτυχιακή διατριβή εμπλουτίστηκε με την προσθήκη ενός μέρους μιας τεράστιας συλλογής εργαλείων τα οποία αξιοποιούνται σήμερα από τους ερευνητές στους τομείς της EDM και των LAs. Η αναφορά στις διαφορετικές προσεγγίσεις της EDM που έχουν αναπτυχθεί προϋποθέτουν σε αρκετές περιπτώσεις την εφαρμογή συνδυασμού εργαλείων για την πραγματοποίηση πολύπλοκων αναλύσεων ώστε να διεξαχθεί μια ολοκληρωμένη εκπαιδευτική έρευνα.

Τα εσωτερικά εργαλεία EDM του moodle που επιλέχθηκαν σε συνδυασμό με τα εξωτερικά εργαλεία Gephi, Weka, Prom και Javascript Infonis Toolkit που αξιοποιήθηκαν στα εκπαιδευτικά δεδομένα του περιβάλλοντος του μεταπτυχιακού μαθήματος αναδεικνύουν μέσω της εφαρμογής τους την αδιαμφισβήτητη αξία τους. Ωστόσο βασικό συμπέρασμα που προκύπτει είναι ότι κανένα εργαλείο δεν δείχνει να είναι ιδανικό για τη διεξαγωγή ολόκληρης της διαδικασίας (εξόρυξη, ανάλυση, οπτικοποίηση) του συνόλου των δεδομένων από την αρχή της εκπαιδευτικής διαδικασίας μέχρι το τέλος. Παρατηρείται ωστόσο είτε διαφορετικά εργαλεία να είναι κατάλληλα για περισσότερες από μια εργασίες, είτε συγκεκριμένα εργαλεία να διαχειρίζονται με ικανοποιητικό τρόπο το μεγάλο όγκο πληροφοριών παρουσιάζοντας σημαντικές δυνατότητες. Η επιλογή και εφαρμογή του κατάλληλου εργαλείου εξαρτάται από διάφορες παραμέτρους όπως: τα χαρακτηριστικά των εκπαιδευτικών δεδομένων, το αντικείμενο του υπό εξέταση ζητήματος, τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των εκπαιδευομένων, τη διαθεσιμότητα πόρων και αλγορίθμων, το κόστος κ.ά.

8.2 Περαιτέρω Έρευνα

Η EDM αποτελεί έναν αναπτυσσόμενο τομέα έρευνας που έχει ως στόχο την ανακάλυψη γνώσης και την απόκτηση διορατικότητας σε μεγάλα και σύνθετα σύνολα δεδομένων μέσω της ενσωμάτωσης της ανθρώπινης κρίσης στη διαδικασία ανάλυσης των δεδομένων. Συνδυάζει τα δυνατά σημεία της διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων, της συλλογιστικής, της οπτικοποίησης και της αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή. Αυτή η έρευνα παρέχει μια πλήρη εικόνα της εφαρμογής συγκεκριμένων εργαλείων εφαρμογής της EDM σε εκπαιδευτικά δεδομένα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως κατευθυντήρια γραμμή για τη δομή και ανάπτυξη οπτικών συστημάτων ανάλυσης δεδομένων σε περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης. Η σύγχρονη ερευνητική περιοχή της EDM δείχνει να επικεντρώνεται στο πεδίο της οπτικοποίησης, μεταβαίνοντας από την οπτικοποίηση πληροφοριών (Information Visualization) στην οπτική ανάλυση (Visual Analytics). Η έννοια της οπτικής ανάλυσης

(Cui, 2019) στηρίζεται στη συλλογιστική της δημιουργίας γνώσης μέσω διαδικασιών χαρτογράφησης, δημιουργίας και συνδυασμού προβολών και αλληλεπίδρασης του χρήστη με τα δεδομένα. Οι προκλήσεις που δημιουργούνται και η παρούσα έρευνα μπορούν να συνεισφέρουν στη διαμόρφωση ενός πλούσιου συνόλου ιδεών για την ερευνητική κοινότητα.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ - ΠΗΓΕΣ

- Abdous, M., He, W., & Yen, C.-J. (2012). Using data mining for predicting relationships between online question theme and final grade. *Educational Technology & Society*, 15(3), 77–88.
<https://pdfs.semanticscholar.org/2f78/d3a171bdd8b40780473e274ef9dcb2ced3cf.pdf>
- Al-Ajlan, A. & Zedan, H. (2008). Why Moodle. *12th IEEE International Workshop on Future Trends of Distributed Computing Systems*, 58–64.
- Allen, I. E., Seaman, C., & Garrett, R. (2007). Blending in: the extent and promise of blended education in the United States. *Proceedings of The Sloan Consortium*.
http://sloanconsortium.org/sites/default/files/Blending_In.pdf
- Alodibat, S. & Jordan, I. (2017). An overview of the visualization features in open source data mining tools. Middle East Comprehensive Journal of Education and Science Publications (MECSJ), Issue 1.
https://www.mecsaj.com/uploade/images/photo/An_overview_of_the_visualization_features_in_open_source_data_mining_tools_1.pdf
- Alonso, F., López, G., Manrique, D. & Viñes, J.M. (2005). An instructional model for web-based elearningeducation with a blended learning process approach. *British Journal of Educational Technology*, 36, 217–235.
- Anaya, A.R., Boticario, J.G. (2011). Application of machine learning techniques to analyse student interactions and improve the collaboration process. *Expert Syst. Appl.* 38, 1171–1181.
- Aulia, D., & Waspada, I. (2019). The Design of Exploratory Application and Preprocessing of Event Log Data in LMS Moodle-Based Online Learning Activities for Process Mining. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 5(2), 124–133.
<http://journals.ums.ac.id/index.php/khif/article/view/8023/5217>
- Aydin, C. & Tirkes, G. (2010). Open source learning management systems in e-learning and Moodle. *IEEE EDUCON 2010 Conference*. 593–600.
doi: 10.1109/EDUCON.2010.5492522
- Baker, R. S., & Yacef, K. (2009). The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions. *Journal of Educational Data Mining*, 1(1), 3–17. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3554657>
- Baker, R.S. (2010). Data mining for education. In: McGaw, B., Peterson, P., Baker, E. (eds.) *International Encyclopedia of Education*, vol. 7, 3rd edn., (pp. 112–118). Elsevier, Amsterdam.
- Baker, R. S. (2015). *Big data and education (2nd ed.)*. New York, NY: Teachers College, Columbia University. <http://www.columbia.edu/~rsb2162/bigdataeducation.html>
- Barla, M., Bieliková, M., Ezzedinne, A. B., Kramár, T., Šimko, M., & Vozár, O. (2010). On the impact of adaptive test question selection for learning efficiency. *Computers & Education*, 55(2), 846–857.
- Bastian M., Heymann S., Jacomy M. (2009). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*.
<https://gephi.org/publications/gephi-bastian-feb09.pdf>

- Belmonte, G.N. (2013). JavaScript InfoVis Toolkit. Create Interactive Data Visualizations for the Web. *SenchaLabs*. <http://philogb.github.io/jit/>
- Bersin & Associates. (2003). *Blended learning: What works? An industry study of the strategy, implementation, and impact of blended learning*. Oakland, CA: Bersin & Associates.
- Bertin, J. (1981). *Graphics and Graphic Information Processing*. Walter de Gruyter, Berlin, Germany.
- Bienkowski, M., Feng, M., Means, B. (2012). Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: an issue brief. *US Department of Education, Office of Educational Technology*, 1–57.
- Bin, He., & Kevin C. C. (2006). Automatic complex schema matching across web query interfaces: A correlation mining approach. *ACM Transactions on Databases Systems*, 31(1), 1-45.
- Bonk, C. & Graham, C. (2005). *The Handbook of Blended Learning: Global Perspectives, Local Designs*. John Wiley & Sons, 1-21.
- Boone N. Harry & Boone A. Deborah (2012). Analyzing Likert Data. *Journal of Extension*, 50, 2. file:///C:/Users/ARISSI~1/AppData/Local/Temp/JOE_v50_2tt2likertanalysisimp.pdf
- Bouckaert, R. R., Frank, E., Hall, M., Kirkby, R., Reutemann, P., Seewald, A., & Scuse, D. (2013). WEKA Manual for Version 3-7-8. *Hamilton*, New Zealand.
- Branchup (nd). *Level Up*. Retrieved June 17, 2020 from <https://levelup.branchup.tech/>
- Britain, S. & Liber, O. (1999). A Framework for Pedagogical Evaluation of Virtual Learning Environments. *JTAP, JISC Technology Applications*, (41), 3-7.
- Bugnet, E. & Dvorovenko, V. (2015, November 9). *Statistics (Graph Stats) Block*. https://moodle.org/plugins/block_graph_stats
- Buldua, A., & Ucguna, K. (2010). Data mining application on students data. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 2(2), 5251–5259.
- Calders, T., Pechenizkiy, M. (2011). Introduction to the special section on educational data mining. *ACM SIGKDD Explor.*, 13(2), 3–6.
- Card K. S., Mackinlay J. D., and Shneiderman B. (1999). *Readings in Information Visualization, Using Vision to Think*. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA.
- Catmur, C. (2013). Sensorimotor learning and the ontogeny of the mirror neuron system. *Neuroscience Letters*, 540, 21–27.
- Cerezo, R., Sánchez-Santillán, M., Puerto Paule-Ruiz, M., Núñez, C.J. (2016). Students' LMS interaction patterns and their relationship with achievement: A case study in higher education, *Computers & Education*, 96, 42-54. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.02.006>

- Champaign, J., & Cohen, R. (2010). An annotations approach to peer tutoring. *Proceedings of the 3rd international conference on educational data mining*, 231–240.
- Chan, A. (2016, August 12). *Forum Graph Report*.
https://moodle.org/plugins/report_forumgraph
- Chanchary, F.H., Haque, I., Khalid, M.S. (2008). Web usage mining to evaluate the transfer of learning in a web-based learning environment, *International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining, IEEE*, 249–253.
- Chatti, M.A., Dyckhoff, A.L., Schroeder, U., Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *Int. J. Technol. Enhanced Learn.* 4(5–6), 318–331.
- Chau, M., Cheng, R., Kao, B., & Ng, J. (2006). Uncertain data mining: an example in clustering location data. In W. K. Ng, M. Kitsuregawa, J. Li, & K. Chang (Eds.), *Advances in knowledge discovery and data mining, lecture notes in computer science, vol. 3918*, (pp. 199–204). Heidelberg: Springer.
- Chauhan, N., & Gautam, N. (2015). Parametric Comparison of Data Mining Tools. *2nd International conference on recent innovations in science, engineering, and management*.
- Cherven, K. (2013). *Network Graph Analysis and Visualization with Gephi*. Packt Publishing Ltd, Birmingham, UK.
- Chou, S., & Liu, C. (2005). Learning Effectiveness in A Web-Based Virtual Learning Environment: A Learner Control Perspective. *Journal of Computer Assisted Learning*, 21(1), 65-76.
- Cicei Ulpgc & Talavera, A. (2020, April 11). *Course Dedication Block*.
https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_dedication
- Columbia University, USA et al., Eds. (2017). *Handbook of Learning Analytics, First. Society for Learning Analytics Research (SoLAR)*.
- Cooch, M. (2015, May 10). *Activity Results Block*.
https://docs.moodle.org/38/en/Activity_results_block
- Corbett, A.T., Anderson, J.R. (1994). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Model User-Adap Inter* 4, 253–278.
<https://doi.org/10.1007/BF01099821>
- Cui, W. (2019). Visual Analytics: A Comprehensive Overview, *IEEE Access*, 7, 81555-81573. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2923736
- Dawson, S., Tan, J.P.L., McWilliam, E. (2011). Measuring creative potential: using social network analysis to monitor a learners' creative capacity. *Australas. J. Educ. Technol.* 27(6), 924–942.
- Delavari, N., Phon-Amnuaisuk, S., Beikzadeh, M. (2008). Data mining application in higher learning institutions. *Inf. Educ. J.* 7(1), 31–54.

- Desmarais, M.C., Lemieux, F. (2013). Clustering and visualizing study state sequences. In: D’Mello, S.K., Calvo, R.A., Olney, A. (eds.) *Proceedings of 6th International Conference on Educational Data Mining*, 224–227.
- Devasia, T. Vinushree, T.P. & Hegde, V. (2016). Prediction of students performance using Educational Data Mining. *2016 International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE)*, 91-95. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7684167>
- Dias Junior, M. & Mercado, L. (2019). Ações docentes nos Ambientes Virtuais de Aprendizagem proporcionadas pelas ferramentas de Learning Analytics. *Revista Iberoamericana de Educación*, 80(1), 117-137.
- Dierenfeld, H. & Merceron, A. (2012). Learning analytics with excel pivot tables. In: Moodle Research Conference, University of Piraeus, 115–121.
- D’Mello, S., & Graesser, A. (2010). Mining bodily patterns of affective experience during learning. *Proceedings of the 3rd international conference on educational data mining*, 31–40.
- Dobashi, K. (2017). Automatic data integration from Moodle course logs to pivot tables for time series cross section analysis. *Procedia Computer Science*, 112, 1835-1844. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.222>
- Drewitz, I. (2009). Evaluation of e-Learning Platforms, *mSysTech, Version 1.00. eWorks*, Frankfurt. https://www.eworks.de/fileadmin/_migrated/content_uploads/Evaluation_of_e-learning_platforms.pdf
- DualCube Team (2020, June 5). *Quiz Analytics Grade Reports*. https://moodle.org/plugins/gradereport_quizanalytics
- Durand, G., LaPlante, F. & Kop, R. (2011). A learning design recommendation system based on Markov decision processes. *Proceedings of the KDD 2011 workshop: Knowledge discovery in educational data*, 69–76.
- Elbadrawy, A., Polyzou, A., Ren, Z., Sweeney, M., Karypis, G. & Rangwala, H. (2016). Predicting Student Performance Using Personalized Analytics. *Computer*, 49(4), 61-69.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, 17(3), 37-54. <https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230>
- Frank, E., Hall, M., Trigg, L., Holmes, G., Witten, I. (2004). Data mining in bioinformatics using Weka, *Bioinformatics*, 20(15), 2479–2481. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bth261>
- Frawley, W. & Piatetsky-Shapiro, G. (1991). Knowledge discovery in databases. *Menlo Park, Calif, AAAI Press: MIT Press*.
- Freitas, C., Luzzardi, P., Cava, R., Winckler, M., Pimenta, M. & Nedel, L. (2002). On evaluating information visualization techniques. *Advanced Visual Interfaces (AVI 2002)*.

- Fu, H., and Foghlu, M.O. (2008). A conceptual subspace clustering algorithm in e-learning. The 10th International Conference on Advances in Communication Technology (ICACT'2008), IEEE Conference Proceeding, Phoenix Park, Republic of Korea, 1983–1988.
- Garcia, E., Romero, C., Ventura, S., Castro, C. & Caldres, T. (2011). Classifiers for educational technology. In C. Romero, S. Ventura, M. Pechenizkiy & R S Baker (eds), *Handbook on Educational Data Mining*, Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series, CRC Press, 93-106.
- García-Iruela, M. & Hijón-Neira, R. (2018). Proposal of a management interface for gamified environments in Moodle. *International Symposium on Computers in Education (SIIE)*, Jerez, 1-4. doi: 10.1109/SIIE.2018.8586766.
- García-Peñalvo, F. (2008). *Advances in E-Learning: Experiences and Methodologies*. Hershey, PA: IGI Global. doi:10.4018/978-1-59904-756-0
- Garrison, D.R., & Kanuka, H. (2004). Blended learning: Uncovering its transformative potential in higher education. *The Internet and Higher Education*, 7(2), 95-105. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1096751604000156?via%3Dihub>
- Genkin, A., Lewis, D. D., & Madigan, D. (2007). Large-scale Bayesian logistic regression for text categorization. *Journal of Technometrics*, 49(3), 291–304.
- Gibert, K., Izquierdo, J., Holmes, G., Athanasiadis, I., Comas, J., Sanchez, M. (2008). On the role of pre and post processing in environmental data mining. In: Sánchez-Marré, M., Béjar, J., Comas, J., Rizzoli, A. E., Guariso, G. (eds.) iEMSs Fourth Biennial Meeting: International Congress on Environmental Modelling and Software (iEMSs 2008), 1937–1958.
- Gkontzias, A., Karachristos, C., Lazarinis, F., Stavropoulos, E. & Verykios, V. (2017). Assessing Student Performance by Learning Analytics Dashboards. In: Proceedings of the ninth International Conference in Open & Distance Learning. 2017, Athens, 101-115. <https://eproceedings.epublishing.ekt.gr/index.php/openedu/article/viewFile/1096/1223>
- Graham, C. R., Allen, S., & Ure, D. (2003). *Blended learning environments: A review of the research literature*. Unpublished manuscript, Provo, UT.
- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P. & Witten, I. H. (2009). The WEKA data mining software: an update. *SIGKDD Explor. Newsl.* 11(1), 10–18. DOI:<https://doi.org/10.1145/1656274.1656278>
- Hämäläinen, W & Vinni, M. (2011). Classifiers for educational technology. In C. Romero, S. Ventura, M. Pechenizkiy & R S Baker (eds), *Handbook on Educational Data Mining*, Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series, CRC Press, 54-74.
- Han, J., Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco.
- Hanrahan, P., Stolte, C. and Mackinlay, J., 2007. Visual analysis for everyone. Tableau. <http://www.tableausoftware.com/sites/default/files/whitepapers/visual-analysis-for-everyone.pdf>
- Hartley, D. & Mitrovic, A. (2002). Supporting learning by opening the student model. In

- Intelligent Tutoring Systems, *Proceedings of the 6th International Conference, ITS 2002, Biarritz, France and San Sebastian, Spain, June 2–7, 2002, volume 2363 of Lecture Notes in Computer Science*, pp. 453–462. Springer, Berlin, Germany.
- Hardoon, D. R., Shawe-Taylor, J., & Szedmak, S. (2004). Canonical correlation analysis: an overview with application to learning methods. *Journal of Neural Computation*, *16*(12), 2639–2664.
- He, W. (2013). Examining students' online interaction in a live video streaming environment using data mining and text mining. *Comput. Hum. Behav.* *29*(1), 90–102.
- Heer, J., Bostock, M. and Ogievetsky, V. (2010). A Tour through the Visualization Zoo: A survey of powerful visualization techniques, from the obvious to the obscure. *Queue*, *8* (5), 1-22. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/1794514.1805128>
- Heer, J. and Schneiderman, B. (2012). Interactive Dynamics for Visual Analysis: A taxonomy of tools that support the fluent and flexible use of visualizations. *Queue*, *10* (2), 1-26. <http://delivery.acm.org/10.1145/2150000/2146416/p30-heer.pdf>
- Hermann, I., Melancon, G., and Marshall, M. S. (2000). Graph visualisation and navigation in information visualisation. *IEEE Transaction on Visualization and Computer Graphics*, *1*(6):24–43.
- Hernández Y., Cervantes-Salgado M., Pérez-Ramírez M., Mejía-Lavalle M. (2017) Data-Driven Construction of a Student Model Using Bayesian Networks in an Electrical Domain. In: Pichardo-Lagunas O., Miranda-Jiménez S. (eds). *Advances in Soft Computing. MICAI 2016. Lecture Notes in Computer Science, 10062*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-62428-0_39
- Hershkovitz, A., & Nachmias, R. (2011). Online persistence in higher education web-supported courses. *The Internet and Higher Education*, *14*(2), 98–106.
- Hershkovitz, A., de Baker, R. S. J., Gobert, J., Wixon, M., & Pedro, M. S. (2013). Discovery With Models: A Case Study on Carelessness in Computer-Based Science Inquiry. *American Behavioral Scientist*, *57*(10), 1480–1499. <https://doi.org/10.1177/0002764213479365>
- Hodge, V.J., Austin, J. (2004). A Survey of Outlier Detection Methodologies. *Artif Intell Rev* *22*, 85–126. <https://doi.org/10.1007/s10462-004-4304-y>
- Hsu, J., Chou, H., & Chang, H. (2011). EduMiner: using text mining for automatic formative assessment. *Expert Systems with Applications*, *38*(4), 3431–3439.
- Huang, C., Lin, W., Wang, S., Wang, W. (2009). Planning of educational training courses by data mining: using China Motor Corporation as an example. *Expert Syst. Appl. J.* *36*(3), 7199–7209.
- Jeong, H., & Biswas, G. (2008). Mining student behavior models in Learning-by-teaching environments. In R. de Baker, T. Barnes, & J. Beck (Eds), *Proceedings of the 1st International Conference on Educational Data Mining*, 127–136.

- Juhaňák, L., Zounek, J. & Rohlíková, L. (2019). Using process mining to analyze students' quiz-taking behavior patterns in a learning management system, *Computers in Human Behavior*, 92, 496-506. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.12.015>
- Kabakchieva, D., Stefanova, K., &Kisimov, V. (2011). Analyzing university data for determining student profiles and predicting performance. *Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining*, 347–348.
- Kadoić, N. & Oreški, D. (2018). Analysis of student behavior and success based on logs in Moodle, *41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, Opatija, 654-659.
doi: 10.23919/MIPRO.2018.8400123
- Kantardzic, M. (2011). *Data mining: concepts, models, methods, and algorithms* (2nd ed.). New Jersey: IEEE Press.
- Kasim, N. M. & Khalid, F. (2016). Choosing the Right Learning Management System (LMS) for the Higher Education Institution Context: A Systematic Review. *iJET* 11(6), 55-61.
- Kaur, P., Singh, M., & Josan, S. G. (2015). Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector. *Procedia Computer Science* 57, 500 – 508.
- Kay, J. (1995). The um toolkit for cooperative user modelling. *User Modeling and User Adapted Interaction*, 4, 149–196.
- Kerren, A. & Schreiber, F. (2012). Toward the role of interaction in Visual Analytics. In: C. Laroque, J. Himmelspach, R. Pasupathy, O. Rose, and A. M. Uhrmacher, eds. *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference (WSC)*, (pp. 1-13), IEEE, Berlin.
- Kirk, A., 2012. *Data Visualization: a successful design process*. Birmingham: Packt.
- Koedinger, K. R., McLaughlin, E. A., Stamper, J. C. (2012). Automated Student Model Improvement. *Proceedings of the 5th International Conference on Educational Data Mining (EDM)*, Chania, Greece, 17-27. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED537201.pdf>
- Kohler, M. (2012). Technological Pedagogical and Content Knowledge. Posted In : *CORE, STICKY*[online]. <http://tpack.org>
- Kotsiantis, S., Patriarcheas, K., Xenos, M. (2010). A combinational incremental ensemble of classifiers as a technique for predicting students' performance in distance education. *Knowl. Based Syst.*, 23(6), 529–535.
- Kumar, A. D., Selvam, R.P. & Kumar, K.S. (2018). Review on Prediction Algorithms in Educational Data Mining. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118(8), 531-537. <https://acadpubl.eu/jsi/2018-118-7-9/articles/8/77.pdf>
- Kupetz, R. & Ziegenmeyer, B. (2005). Blended learning in a teacher training course: Integrated interactive e-learning and contact learning. *ReCALL*. 17., 179-196.
- Larkin, J. H. and Simon, H. A. (1987). Why a diagram is (sometimes) worth ten thousand words. In Glasgow, J., Narayanan, H., and Chandrasekaram, B., editors, *Diagrammatic Reasoning. Cognitive*

- and *Computational Perspectives*, (pp. 69–109). Cambridge, MA: AAAI Press/The MIT Press. 1995. Reprinted from *Cognitive Science*, 11, 65–100.
- Larose, D.T. and Larose, C.D. (2014). *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining, John Wiley & Sons. <https://books.google.gr/books?id=9hOpAwAAQBAI>
- Leemans, S. (2017). Robust process mining with guarantees. Ph.D. thesis, Eindhoven University of Technology.
- Leemans, S., Fahland, D., van der Aalst, W. (2014). Process and deviation exploration with Inductive visual Miner. In: Limonad, L., Weber, B. (ed-s.) *Proceedings of the BPM Demo Sessions 2014 Co-located with the 12th International Conference on Business Process Management (BPM 2014)*, Eindhoven. .0-<http://ceur-ws.org/Vol-1295/paper19.pdf>
- Leong, C. K., Lee, Y. H., & Mak, W. K. (2012). Mining sentiments in SMS texts for teaching evaluation. *Expert Systems with Applications*, 39(3), 2584–2589.
- Leyva, J. & Tellez, S. A. (2019, December 20). *Configurable Reports Block*. https://moodle.org/plugins/block_configurable_reports
- Lin, F.-R., Hsieh, L.-S., & Chuang, F.-T. (2009). Discovering genres of online discussion threads via text mining. *Computers & Education*, 52(2), 481–495.
- López, M. I., Luna, J. M., Romero, C., Ventura, S. (2012). Classification via clustering for predicting final marks starting from the student participation in forums. *Proceedings of the 5th international conference on educational data mining*, 148–151.
- Luna, J. M., Castro, C., & Romero, C. (2017) MDM tool: A data mining framework integrated into Moodle. *Computer Applications in Engineering Education*, 25 (1), 90-102. <https://doi.org/10.1002/cae.21782>
- Lykourantzou, I., Giannoukos, I., Mparadis, G., Nikolopoulos, V., & Loumos, V. (2009b). Early and dynamic student achievement prediction in e-learning courses using neural networks. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 60(2), 372–380.
- Macfayden, L.P., Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an “early warning” system for educators: a proof of concept. *Comput. Educ.*, 54(2), 588–599.
- Macneil, K. & Barbary, A. (2017). Module 3: Assignments, Quizzes and the Gradebook in Moodle – Participant Guide. CRICOS No. 00103D, Federation University, Australia. https://federation.edu.au/_data/assets/pdf_file/0020/111809/FedUni_Module3_Assessment_V14_08_2016.pdf
- Manovich, L., 2010. What is Visualization?. http://manovich.net/content/04-projects/064-what-is-visualization/61_article_2010.pdf
- Marquez-Vera, C., Romero, C., & Ventura, S. (2011). Predicting school failure using data mining. *Proceedings of the 4th international conference on educational data mining*, 271–275.
- Massart, F. (2020, April 30). Level up! - Gamification Block.

https://moodle.org/plugins/stats.php?plugin=block_xp

- Mazza, R., Milani, C. (2004). GISMO. A graphical interactive student monitoring tool for course management systems. *International Conference on Technology Enhanced Learning*. Milan, Italy, 1–8.
- Mazza, R. and Botturi, L. (2007). Monitoring an online course with the GISMO tool: A case study, *Journal of Interactive Learning Research*, 18(2), 251–265.
- Mazza, R. and Dimitrova, V. (2007). CourseVis: A graphical student monitoring tool for facilitating instructors in web-based distance courses, *International Journal in Human Computer Studies (IJHCS)*, 65(2), 125–139.
- Mccuaig, J., & Baldwin, J. (2012). Identifying successful learners from interaction behaviour. *Proceedings of the 5th international conference on educational datamining*, 160–163.
- Medvedeva, O., Chavan, G., Crowley, R. (2005). A data collection framework for capturing its data based on an agent communication standard, *20th Annual Meeting of the American Association for Artificial Intelligence*, 23–30.
- Merceron, A., & Yacef, K. (2008). Interestingness measures for association rules in educational data. In R. de Baker, T. Barnes, & J. Beck (Eds), *Proceedings of the 1st International Conference on Educational Data Mining*, 57–66.
- Milani, C. (2014, December 19). *GISMO*. https://moodle.org/plugins/block_gismo
- Mishra, P., & Koehler, M. J. (2006). Technological Pedagogical Content Knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017-1054. doi: 10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x.
- Moodle (2020). Learning Analytics Plugins. Διαθέσιμο από τη διεύθυνση: <https://moodle.org/plugins/index.php?q=learning+analytics>
- Moodle Analytics (2020, May 11). Moodle Learning Analytics. <https://docs.moodle.org/38/en/Analytics>
- Moore, A.W. (2006). Statistical Data Mining Tutorials. Tutorial Slides. <http://www.cs.cmu.edu/~awm/tutorials/index.html>
- Mostow, J. (2008). Experience from a Reading Tutor that listens: Evaluation purposes, excuses, and methods. In C. K. Kinzer & L. Verhoeven (Eds.), *Interactive Literacy Education: Facilitating Literacy Environments Through Technology*, pp. 117-148. New York: Lawrence Erlbaum Associates, Taylor & Francis Group.
- Mostow, J. and Beck, J. (2009). Why, what and how to log? Lessons from LISTEN, *Proceedings of the Second International Conference on Educational Data Mining, Cordova, Spain*, 269-278.
- Mudrak, D. (2019, November 19). Overview Statistics Reports. https://moodle.org/plugins/report_overviewstats

- Nooraei, B., Pardos, Z. A., Heffernan, N., T., & Baker, R. S. J. D. (2011). Less is more: improving the speed and prediction power of knowledge tracing by using less data. *Proceedings of the 4th international conference on educational data mining*, 101–109.
- Pang-Ning, T., Steinbach, M., Vipin, K. (2010). Εισαγωγή στην εξόρυξη δεδομένων, 1st ed, Εκδόσεις Α. ΤΖΙΟΛΑ & ΥΙΟΙ Α.Ε. Αθήνα.
- Parack, S., Zahid, Z., Merchant, F. (2012). Application of data mining in educational databases for predicting academic trends and patterns. In *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Technology Enhanced Education*, pp. 1–4. IEEE Press, Piscataway.
- Pardos, Z. A., & Heffernan, N. T. (2010b). Using HMMs and bagged decision trees to leverage rich features of user and skill from an intelligent tutoring system dataset. *Proceedings of the KDD 2010 cup 2010 workshop knowledge discovery in educational data*, 24–35.
- Pardos, Z. A., Baker, R. S. J. D., San Pedro, M. O. C. Z., Gowda, S. M., & Gowda, S. M. (2013). Affective states and state tests: investigating how affect throughout the school year predicts end of year learning outcomes. In D. Suthers, K. Verbert, E. Duval, & X. Ochoa (Eds.) *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 117–124.
- Park, J., Denaro, K., Rodriguez, F., Smyth, P. & Warschauer, M. (2017). Detecting changes in student behavior from clickstream data. *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference (LAK '17)*. Association for Computing Machinery, New York, USA, 21–30. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027430>
- Pena-Ayala, A. (2013). *Educational data mining: applications and trends, studies in computational intelligence*. Heidelberg: Springer Verlag.
[http:// www.springer.com/series/7092](http://www.springer.com/series/7092).
- Porter, W., Graham, C., Spring, K., Welch, K. (2014). Blended learning in higher education: Institutional adoption and implementation, *Computers & Education*, 75, 185-195. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.02.011>
- Osguthorpe, R. T., & Graham, C. R. (2003). Blended learning systems: Definitions and directions. *Quarterly Review of Distance Education*, 4(3), 227–234.
- Raadt, M. (2020a, April 20). *Heatmap Block*. https://moodle.org/plugins/block_heatmap
- Raadt, M. (2020b, March 30). *Completion Progress Block*. https://moodle.org/plugins/block_completion_progress
- Rangra, K. and Bansa, L. (2014). Comparative Study of Data Mining Tools. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering Research*, 4(6). <http://www.ijarcsse.com>
- Rau, M. A., & Scheines, R. (2012). Searching for variables and models to investigate mediators of learning from multiple representations. *Proceedings of the 5th international conference on educational data mining*, 110–117.

- Ray, K. S. & Saeed, M. (2018). Applications of Educational Data Mining and Learning Analytics Tools in Handling Big Data in Higher Education: Trends, Issues, and Challenges, 135-160. https://doi.org/10.1007/978-3-319-76472-6_7
- Redpath, R. & Srinivasan, B. (2003). Criteria for a comparative study of visualization techniques in data mining. Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Intelligent Systems Design and Application (ISDA, 2003). <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.87.719&rep=rep1&type=pdf>
- Reffay, C. and Chanier, T. (2003) How social network analysis can help to measure cohesion in collaborative distance learning?. *Proceeding of the Computer Supported Collaborative Learning Conference, Academic Publishers*, 343–352.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational Data Mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33, 135-146.
- Romero, C., Ventura, S., & García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers & Education*, 51 (1), 368-384. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.331.667&rep=rep1&type=pdf>
- Romero, C., Ventura, S., Zafra, A., & de Bra, P. (2009). Applying web usage mining for personalizing hyperlinks in web-based adaptive educational systems. *Computers & Education*, 53(3), 828–840.
- Romero, C., Ventura, S., Pechenizkiy, M., Baker, R.S. (2011). Introduction. In: Romero, C., Ventura, S., Pechenizkiy, M., Baker, R.S. (eds.) Handbook of Educational Data Mining, *Chapman and Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series*, CRC Press, Boca Raton.
- Romero, C. and Ventura, S. (2013). Data mining in education. *WIREs Data Mining Knowl. Discov.*, 3, 12-27. qdoi:10.1002/widm.1075
- Rosenberg, M. (2001). *e-learning : Strategies for Delivering Knowledge in the Digital Age*. The Knowledge Management Magazine Series. New York : McGraw-Hill.
- Rossett, A. (2002). *The ASTD e-learning handbook*. New York: McGraw-Hill.
- Rozinat A., van der Aalst W.M.P. (2006). Decision Mining in ProM. In: Dustdar S., Fiadeiro J.L., Sheth A.P. (eds) *Business Process Management. BPM 2006. Lecture Notes in Computer Science*, vol 4102. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Santos, J. L., Govaerts, S., Verbert, K., & Duval, E. (2012). Goal-oriented visualizations of activity tracking: A case study with engineering students. In S. Buckingham Shum, D. Gasevic, & R. Ferguson (Eds.). *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 143–152.
- Santos, J., Pimentel, E., Dotta, S. & Botelho, W. (2019). Estudo comparativo de plugins Moodle para Análise e Acompanhamento da Aprendizagem. *Conference: XXX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação (Brazilian Symposium on Computers in Education)*. doi: 10.5753/cbie.sbie.2019.189
- Schmitt, M. et al. (2010) Uma ferramenta de learning analytics para o Moodle. *Nuevas Ideas en Informática Educativa TISE 2015*. https://github.com/marceloschmitt/moodle-block_analytics_graphs/wiki
- Schmitt, M. (2018, July 25). *Analytics Graphs Block*. https://moodle.org/plugins/block_analytics_graphs

- Siemens, G. (2004). Categories of eLearning. Elearnspace: Everything e-learning. <http://www.uh.cu/static/documents/AL/elearning%20categories.pdf>
- Siemens, G., Baker, R.S.J.d. (2012). Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration. In: *Proceedings of 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 1–3.
- Sheard, J., Ceddia, J., Hurst, J., Tuovinen, J. (2003). Inferring student learning behaviour from website interactions: a usage analysis. *J. Educ. Inf. Technol.* 8(3), 245–266.
- Shneiderman, B. (1996). The eyes have it: a task by data type taxonomy for information visualization. *Proceedings of the IEEE Visual Languages (Boulder, CO, 1996)*. IEEE Computer Society, 336-343.
- Slater, S., Joksimović, S., Kovanovic, V., Baker, R. S., & Gasevic, D. (2016). Tools for Educational Data Mining: A Review. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 42(1), 85–106. <https://doi.org/10.3102/1076998616666808>
- Spence R. (2001). *Information Visualisation*. Addison-Wesley, Harlow, U.K., 2001.
- Srivastava, S. (2014). Weka: a tool for data preprocessing, classification, ensemble, clustering and association rule mining. *International Journal of Computer Applications*, 88.
- Su, J., Tseng, S., Lin, H., & Chen, C. (2011). A personalized learning content adaptation mechanism to meet diverse user needs in mobile learning environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 21(1–2), 5–49.
- Suraweera, P. and Mitrovic, A. (2002). Kermit: A constraint-based tutor for database modeling. *Proceedings of 6th International Conference*, 2363, 377–387.
- Tanimoto, S. L. (2007). Improving the Prospects for Educational Data Mining. *Proceedings of the Workshop on Data Mining for User Modeling, 11th International Conference on User Modeling (UM 2007)*, 106- 110.
- Toscher, A., & Jahrer, M. (2010). Collaborative filtering applied to educational datamining. *Proceedings of the KDD 2010 cup 2010 workshop: Knowledge discovery in educational data*, 13–23.
- Trcka, N., Pechenizkiy, M. and Van der AalstGarcia (2011). Process Mining from Educational Data. In C. Romero , S. Ventura , M. Pechenizkiy & R S Baker (eds) , *Handbook on Educational Data Mining , Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series , CRC Press* , 123-142.
- Tsuda, K. and Kudo, T. (2006). Clustering graphs by weighted substructure mining. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning (ICML), ACM, New York*, 953–960.
- Tsuruta, S., Knauf, R., Dohi, S., Kawabe, T., & Sakurai, Y. (2012). An intelligent system for modeling and supporting academic educational processes. In A. Pena-Ayala (Ed.), *Intelligent and adaptive educational-learning systems: achievements and trends, smart innovation, systems and technologies*. Heidelberg: Springer, 469-496.
- Tufte, E. R. (1983). *The Visual Display of Quantitative Information*. Graphics Press, Cheshire, CT.

- Uhlmann, E., Geisert, C., Hohwieler, E., & Altmann, I. (2013). Data mining and visualization of diagnostic messages for condition monitoring. *Procedia CIRP*, 11, 225-228.
- Uther, J. (2001). On the visualisation of large user models in web based systems. PhD thesis, School of Information Technologies, University of Sydney, Sydney, Australia.
- Van der Aalst, W.M.P. (2016). *Process Mining Data Science in Action*, 2nd ed. Heidelberg: Springer.
- Van Dongen, B.F., de Medeiros, A.K.A., Verbeek, H.M.W., Weijters, A.J.M.M., and van der Aalst, W.M.P. (2005). The ProM framework: A new era in process mining tool support, in *Proceedings of the ICATPN 2005*, 444-454, Heidelberg, Germany.
- Veeramachaneni, K., Adl, K., & O'Reilly, U. M. (2015). Feature factory: Crowd sourced feature discovery. In G. Kiczales, D. Russell, & B. Woolf (Eds.), *Proceedings of the Second (2015) ACM Conference on Learning*, 373–376.
- Vellido, A., Castro, F. & Nebot, A. (2011). Clustering Educational Data. In C. Romero , S. Ventura , M. Pechenizkiy & R S Baker (eds) , *Handbook on Educational Data Mining , Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series , CRC Press* ,75-92.
- Venkatachalapathy, K., Vijayalakshmi, V. & Ohmprakash, V. (2017). Educational Data Mining Tools: A Survey from 2001 to 2016, 2017. *Second International Conference on Recent Trends and Challenges in Computational Models (ICRTCCM)*, 67-72.
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8057510>
- Verbeek, H.M.W. & Bose, R.P.J.C. (2010). ProM 6 Tutorial. *Process Mining Group, Eindhoven Technical University*. <http://www.promtools.org/prom6/downloads/prom-6.0-tutorial.pdf>
- Verykios V. (2017). Assessing Students and Tutors with Learning Analytics Dashboards, Free Emwebinar, 26 September 2017 11.00–12.00(CEST). <https://eeyem.eap.gr/wp-content/uploads/2017/10/empower-webinar-2017-verykios.pdf>
- Vialardi-Sacin, C., Bravo-Agapito, J., Shafti, L., & Ortigosa, A. (2009). Recommendation in higher education using data mining techniques. *Proceedings of the 2nd international conference on educational data mining*, 190–199.
- Wang, F.H. (2008). Content recommendation based on education-contextualized browsing events for web-based personalized learning. *Educ. Technol. Soc.* 11(4), 94–112.
- Ward, J., & LaBranche, G. A. (2003). Blended learning: The convergence of e-learning and meetings. *Franchising World*, 35(4), 22–23.
- Ware, C. (1999). *Information Visualization. Perception for Design. Morgan Kaufmann Series in Interactive Technologies*. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA.
- Ware, C., 2013. *Information Visualization: Perception for Design*. 3η έκδοση. Waltham: Elsevier.
- Witten, Ian & H., Ian & Frank, & Eibe (1999). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*.

- Witten, I.H. & Eibe, F. (2005). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 2nd ed. Morgan Kaufman-Elsevier, San Francisco, CA.
- Wu, Z., & Li, C. H. (2007). L0-constrained regression for data mining. In W. K. Ng, M. Kitsuregawa, J. Li, & K. Chang (Eds.), *Advances in knowledge discovery and data mining, Lecture Notes in Computer Science* (pp. 981–988). Heidelberg: Springer. 4426.
- Xiong, R. and Donath, J. (1999). Peoplegarden: Creating data portraits for users. *Proceedings of the 12th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*.
- Ya-Han Hu, Chia-Lun Lo, Sheng-Pao Shih, (2014). Developing early warning systems to predict students' online learning performance. *Computers in Human Behavior*, 36, 469-478. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.04.002>
- Young, J. R. (2002). "Hybrid" teaching seeks to end the divide between traditional and online instruction. *Chronicle of Higher Education*, 48 (28).
- Zapata-Gonzalez, A., Menendez, V. H., Prieto-Mendez, M. E. & Romero, C. (2011). Using data mining in a recommender system to search for learning objects in repositories. *Proceedings of the 4th international conference on educational data mining*, 321–322.
- Zapata-Rivera, J. D. and Greer, J. E. (2001). Externalising learner modelling representations. *Workshop on External Representations in AIED: Multiple Forms and Multiple Roles*, 71–76.
- Zdravev, Z., Velinov, A., Spasov, S. & Krstev, A. (2018). Analytics and Report Plugins in Moodle. In: 8th International Conference Scientific, Computer Science 2018, Kavala, Greece, 163-168. [https://www.researchgate.net/publication/327655280 Analytics and Report Plugins in Moodle](https://www.researchgate.net/publication/327655280_Analytics_and_Report_Plugins_in_Moodle)
- Zhou, M., Xu, Y., Nesbit, J. & Winne, P. (2011). Sequential Pattern Analysis of Learning Logs: Methodology and Applications. In C. Romero, S. Ventura, M. Pechenizkiy & R S Baker (eds), *Handbook on Educational Data Mining, Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series, CRC Press*, 107-122.
- COM (2001). Σχέδιο Δράσης e-Learning. *Ανακοίνωση της Επιτροπής στο Συμβούλιο & στο Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο. Επιτροπή των Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων*, 172, 2-4. <https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2001:0172:FIN:EL:PDF>
- Βερούκιος, Β., Καγκλής, Β., & Σταυρόπουλος, Η. (2015). Εισαγωγή στην Εξόρυξη Δεδομένων. Στο Βερούκιος, Β., Καγκλής, Β., Σταυρόπουλος, Η., Η επιστήμη των δεδομένων μέσα από τη γλώσσα R. Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών. <http://hdl.handle.net/11419/2966>
- Κάργα, Σ., Κατσάνα, Κ. & Τρίμμη, Φ. (2009). *Οδηγός για το Σύστημα Ασύγχρονης Τηλεκπαίδευσης Moodle*. Έκδοση Moodle 1.9.5. [online]. <https://www.openbook.gr/odigos-gia-to-systima-asygchronis-tilekpaideysis-moodle/>
- Κασσωτάκης, Μ. & Φλούρης, Γ. (2006). *Μάθηση & Διδασκαλία. Θεωρία, Πράξη & Αξιολόγηση της Διδασκαλίας*. Τόμος Β', Αθήνα : Ατραπός.

Ματραλής, Χ. (1998). Εκπαίδευση από Απόσταση. In *Ανοικτή & Εξ Αποστάσεως Εκπαίδευση. Θεσμοί και Λειτουργίες*. Τόμος Α, ed. by Βεργίδης, Χ., Λιοναράκης, Α., Λυκουργιώτης, Α., Μακράκης, Β. & Ματραλής, Χ. *Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο*.

Ματσαγγούρας, Η. (2005). *Στρατηγικές Διδασκαλίας. Θεωρία & Πράξη της Διδασκαλίας: Θεωρία & Στρατηγικές Διδασκαλίας*, Τόμοι Α & Β. Αθήνα : Gutenberg.