



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ
ΣΧΟΛΗ ΑΝΘΡΩΠΙΣΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΤΗΣ ΠΡΟΣΧΟΛΙΚΗΣ ΑΓΩΓΗΣ
ΚΑΙ ΤΟΥ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟΥ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΜΟΝΤΕΛΑ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΥ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΩΝ ΜΟΝΑΔΩΝ»**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**που εκπονήθηκε για τη χορήγηση
Διπλώματος Μεταπτυχιακών Σπουδών**

**από την
Ελένη Παπαδογιάννη
Α.Μ. 4262018023**

**ΘΕΜΑ: «Educational Data Mining και η συμβολή του στην εκπαιδευτική
διοίκηση και ηγεσία »
«Educational Data Mining and its contribution to educational management
and leadership»**

ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

Φεσάκης Γεώργιος	Καθηγητής	ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ	Επιβλέπων
Κοντάκος Αναστάσιος	Καθηγητής	ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ	Μέλος συμβουλευτικής Επιτροπής
Κέφης Βασίλειος	Καθηγητής	ΠΑΝΤΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ	Μέλος συμβουλευτικής Επιτροπής

ΡΟΔΟΣ, 2022

Η έγκριση της παρούσης Διπλωματικής Εργασίας από το Τμήμα Επιστημών της Προσχολικής Αγωγής και του Εκπαιδευτικού Σχεδιασμού του Πανεπιστημίου Αιγαίου δεν υποδηλώνει αποδοχή των απόψεων της συγγραφέως.

.... στον Δημήτρη μου

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στις μέρες μας, αν και η ψηφιακή τεχνολογία χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο στην εκπαιδευτική διαδικασία φαίνεται να χρησιμοποιείται λιγότερο για τη λήψη αποφάσεων στην εκπαιδευτική πρακτική και στο εκπαιδευτικό πλαίσιο. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση των δεδομένων βασίζονται κυρίως σε προκαθορισμένα ερωτήματα και γραφήματα, χωρίς να παρέχουν τη δυνατότητα ανακάλυψης κρυφών πληροφοριών. Η χρήση νέων υπολογιστικών προσεγγίσεων, με σκοπό την ανάλυση της πληθώρας δεδομένων που δημιουργούνται μέσω των διαδικασιών διδασκαλίας και μάθησης στον εκπαιδευτικό τομέα κρίνεται αναγκαία για τη βελτίωση της χάραξης πολιτικής, τη διαχείριση εκπαιδευτικών οργανισμών και των παιδαγωγικών προσεγγίσεων στην τάξη. Ως αναδυόμενος κλάδος, η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (Educational Data Mining – EDM) σκοπό έχει τη σωστή αξιοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων με στόχο την παραγωγή χρήσιμης πληροφορίας και γνώσης. Το EDM βασιζόμενο στη διεπιστημονικότητα, αφού χρησιμοποιεί αρχές της Στατιστικής, της Πληροφορικής και της Ψυχολογίας μεταξύ άλλων, είναι ένα ισχυρό εργαλείο που μετατρέπει τα ανεπεξέργαστα δεδομένα των εκπαιδευτικών συστημάτων σε πολύτιμες πληροφορίες ενισχύοντας τη γνώση σχετικά με τα εκπαιδευτικά φαινόμενα, τους μαθητές και τις ρυθμίσεις στις οποίες μαθαίνουν και βοηθάει στην προσανατολισμένη λήψη αποφάσεων στο εκπαιδευτικό περιβάλλον. Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η ανάδειξη της αξιοποίησης του εργαλείου EDM στη λήψη αποφάσεων μέσα από τη διερεύνηση των απόψεων των εκπαιδευτικών και στελεχών εκπαίδευσης για το κατά πόσο θα μπορούσαν να πάρουν αποφάσεις βασισμένοι στη νέα γνώση και πως θα τους βοηθούσε η χρήση EDM στο σχεδιασμό πραγματοποιήσιμων πρακτικών και στρατηγικών με στόχο να βελτιώσουν το εκπαιδευτικό/σχολικό περιβάλλον τους. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι οι εκπαιδευτικοί κατανοούν τα οφέλη της χρήσης της μεθόδου EDM και της σωστής αξιοποίησης των εκπαιδευτικών δεδομένων για αποτελεσματικότερη και βελτιωμένη εκπαίδευση. Από τις μελέτες περίπτωσης, οι εκπαιδευτικοί «αποκωδικοποίησαν» τη νέα πληροφορία, που παράχθηκε από τα δεδομένα, και μπόρεσαν να προτείνουν πιθανές λύσεις για την αντιμετώπιση του προβλήματος συνειδητοποιώντας, μέσα από την πράξη, τη χρήση και το σκοπό της μεθοδολογίας της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων στην ορθότερη λήψη αποφάσεων. Οι τρόποι αξιοποίησης χρήσης του EDM που ανέφεραν δείχνουν ότι οι εκπαιδευτικοί του ελληνικού εκπαιδευτικού περιβάλλοντος βλέπουν θετικά τη χρήση νέων εργαλείων που σκοπό έχουν την ανάπτυξη και τη βελτίωση του εκπαιδευτικού τους έργου, της εκπαιδευτικής πρακτικής και του εκπαιδευτικού πλαισίου. Απώτερος στόχος της παρούσας εργασίας είναι η πολιτική ηγεσία, τα εκπαιδευτικά ιδρύματα και οι εκπαιδευτικοί να κατανοήσουν τα οφέλη της αξιοποίησης των εκπαιδευτικών δεδομένων και να αναπτύξουν τη συνήθεια χρήσης τους στον εκπαιδευτικό σχεδιασμό για τη βελτίωση του εκπαιδευτικού περιβάλλοντος. Γιατί, πλέον, τα εκπαιδευτικά ιδρύματα οφείλουν όχι μόνο να συλλέγουν τα δεδομένα τους αλλά, κυρίως, να τα αξιοποιούν σωστά.

Λέξεις – Κλειδιά: *Data Mining, Educational Data Mining, Data Analytics, εκπαιδευτικά δεδομένα, εξόρυξη δεδομένων, εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων, ανάλυση δεδομένων*

ABSTRACT

Nowadays, although digital technology is increasingly used in the educational process, it seems to be used less for decision making in educational practice and in the educational context. The methods used to analyze the data are mainly based on predefined queries and graphs, without providing the possibility of detecting hidden information. The use of new computational approaches to the analysis of large volumes of data generated through teaching and learning processes in the educational sector is considered necessary to improve policy-making, the management of educational organizations and pedagogical approaches in the classroom. As an emerging industry, Educational Data Mining (EDM) aims to properly utilize educational data in order to produce useful information and knowledge. EDM based on interdisciplinarity, using the principles of Statistics, Informatics and Psychology among others, is a powerful tool that turns raw data in educational systems into valuable information by enhancing knowledge about educational phenomena, students and settings in which they learn and helps in oriented decision making in the educational environment. The purpose of this paper is to highlight the use of the EDM tool in decision making by exploring the views of teachers and educators on whether they could make decisions based on new knowledge and how using EDM would help them design feasible practices and strategies aimed at improving their educational environment. The results of the research showed that teachers understand the benefits of using the EDM method and the proper use of educational data for more effective and improved education. From the case studies, the teachers "decoded" the new information produced from the data and were able to suggest possible solutions to the problem, realizing, through practice, the use and purpose of the methodology of extracting educational data in the most correct reception decisions. The ways of utilizing the use of EDM that they mentioned show that the teachers of the Greek educational environment view positively the use of new tools that aim at the development and improvement of their educational work, the educational practice and the educational framework. The ultimate goal of this work is for the political leadership, educational institutions and teachers to understand the benefits of utilizing educational data and to develop the habit of using data for educational planning and its improvement. Because, nowadays, educational institutions must not only collect their data but, above all, use it properly.

Keywords: *Data Mining, Educational Data Mining, Data Analytics*

Περιεχόμενα

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	4
ABSTRACT	5
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	8
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	8
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ	9
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	11
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	12
ΜΕΡΟΣ Α: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ	14
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ –DATA ANALYTICS	14
1.1 Ανάλυση Δεδομένων στην Εκπαίδευση	14
1.2 Εφαρμογή του Data Analytics στον Εκπαιδευτικό Τομέα	16
1.3 Ερευνητικά Πεδία του Data Analytics	18
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΞΟΡΥΞΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	21
2.1 Εξόρυξη Δεδομένων - Data Mining	21
2.2 Τεχνικές Data Mining	23
2.3 Data Mining στην Εκπαίδευση	24
2.4 Συστατικά EDM	26
2.4.1 Εμπλεκόμενοι με την Εκπαίδευση	26
2.4.2 Εκπαιδευτικά Περιβάλλοντα	27
2.4.3 Εκπαιδευτικά Δεδομένα	29
2.4.4 Εκπαιδευτικό Έργο	33
2.4.5 Μέθοδοι & Τεχνικές του EDM	33
2.4.6 Εργαλεία EDM	39
2.5 Διαδικασία Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων	50
2.5.1 Προεπεξεργασία Δεδομένων	50
2.5.2 Εξόρυξη Δεδομένων	51
2.5.3 Ερμηνεία Αποτελεσμάτων	52
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ EDM	53
3.1 Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping out or Retention Analysis)	53
3.2 Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	57
3.3 Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling)	66
3.4 Σχεδιασμός/Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	67
3.5 Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)	69
3.6 Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Students)	70
3.7 Μοντελοποίηση/Αξιολόγηση Μαθήματος (Course Evaluation)	71
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΗΘΙΚΗ	99
4.1 Ιδιωτικότητα	99
4.2 Ατομικότητα	100

4.3 Αυτονομία-----	100
4.4 Ιδιωτικότητα και Ηθική σε Άλλα Πλαίσια -----	101
4.5 Αρχές της Προστασίας της Ιδιωτικής Ζωής και της Ηθικής-----	101
ΜΕΡΟΣ Β: ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ-----	105
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ-----	105
5.1 Σημαντικότητα και Πρωτοτυπία της Έρευνας-----	105
5.2 Σκοπός και Στόχοι της Έρευνας -----	105
5.2.1 Ερευνητικά Ερωτήματα-----	105
5.3 Επιλογή Ερευνητικής Μεθόδου-----	106
5.3.1 Δειγματοληψία – Επιλογή Δείγματος-----	106
5.3.2 Ερευνητικό Εργαλείο -----	107
5.3.3 Σχεδιασμός & Διεξαγωγή Έρευνας -----	108
5.3.4 Αξιοπιστία της Έρευνας -----	110
5.4 Περιορισμοί έρευνας -----	110
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΡΕΥΝΑΣ -----	112
6.1 Διερεύνηση Πρότερων Γνώσεων -----	112
6.1.1 Data Analytics και EDM -----	112
6.1.2 Εκπαιδευτικά Δεδομένα -----	114
6.2 Μελέτες Περίπτωσης -----	115
6.2.1 Μελέτη Περίπτωσης 1 -----	116
6.2.2 Μελέτη Περίπτωσης 2 -----	120
6.2.3 Μελέτη Περίπτωσης 3 -----	121
6.3 Διερεύνηση Απόψεων των Εκπαιδευτικών για τη Χρήση EDM στο Εκπαιδευτικό Περιβάλλον. -----	124
6.3.1 Κατανόηση και Ευκολία Χρήσης EDM-----	124
6.3.2 Χρησιμότητα και Οφέλη Χρήσης EDM-----	125
6.3.3 Αξιοποίηση της Μεθόδου EDM στην Εκπαίδευση-----	127
6.3.4 Προσωπικά Δεδομένα και Προστασία Εκπαιδευτικών Δεδομένων-----	133
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΝΟΨΗ - ΣΥΖΗΤΗΣΗ -----	135
7.1 Σύνοψη -----	135
7.2 Προτάσεις για Μελλοντικές Έρευνες -----	140
Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία-----	142
Ελληνόγλωσση Βιβλιογραφία -----	152
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α-----	153
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β -----	159

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

A/A	ΤΙΤΛΟΣ	ΣΕΛΙΔΑ
1	Περιοχές Analytics στην Εκπαίδευση	16
2	Διαδικασία Εξόρυξης Δεδομένων	22
3	Συνδυασμός Επιστημονικών Πεδίων στο EDM	25
4	Βασικά Συστατικά EDM	26
5	Εκπαιδευτικά Περιβάλλοντα	27
6	Εκπαιδευτικά Δεδομένα κατά Bernhardt	31
7	Ο Κύκλος Εφαρμογής του EDM/LA στη Διαδικασία Ανακάλυψης Γνώσης	34
8	Βρόχος Δεδομένων κατά Siemens (2013)	50
9	Λίστα Ελέγχου DELICATE κατά Drachsler & Greller	104

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

A/A	ΤΙΤΛΟΣ	ΣΕΛΙΔΑ
1	Τύποι Analytics και Πεδίο Εφαρμογής	20
2	Εργαλεία Ανάλυσης Δεδομένων	45-49
3	Συνοπτικός Πίνακας Ανασκόπησης	73-82
4	Συνοπτικός Πίνακας Εργασιών	83-91
5	Έργο και Τεχνικές/ Αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν	92-96
6	Συνοπτικός Πίνακας Εκπαιδευτικών	112

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ

A/A	ΤΙΤΛΟΣ	ΣΕΛΙΔΑ
1	Έργο & Περιβάλλον Εκπαίδευσης	97
2	Έργο & Πεδίο Εφαρμογής	97
3	Έργο & Τεχνικές	97
4	Έργο & Αλγόριθμοι	97
5	Έργο & Μέθοδοι	98
6	Έργο & Προγράμματα	98
7	Πόσοι γνωρίζουν το Data Analytics	113
8	Πόσοι γνωρίζουν το EDM	113
9	Πόσοι κατανοούν τι είναι το Data Analytics	114
10	Κατηγορίες Απαντήσεων για το Data Analytics	114
11	Κατηγορίες Απαντήσεων για τα δεδομένα	115
12	Κατηγορίες Απαντήσεων για τα σχήματα 1&2	116
13	Κατηγορίες Απαντήσεων για το Δέντρο Απόφασης Μαθημάτων	118
14	Κατηγορίες Απαντήσεων για το Δέντρο Απόφασης Κοινωνικοοικονομικών Παραγόντων	118
15	Κατηγορίες Απαντήσεων για τη Μείωση της Διαρροής	119
16	Κατηγορίες Απαντήσεων για τους Κανόνες Συσχέτισης	120
17	Κατηγορίες Απαντήσεων για τη Βελτίωση Επίδοσης	121
18	Κατηγορίες Απαντήσεων για το Δέντρο Απόφασης της Διαδικτυακής Συνεργατικής Μάθησης	122
19	Κατηγορίες Απαντήσεων για τη Βελτίωσης Επίδοσης	123
20	Απεικόνιση Πληροφορίας	124
21	Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων	125
22	Χρησιμότητα EDM στο Εκπαιδευτικό Περιβάλλον	125
23	Χρησιμότητα EDM στο Περιβάλλον του Εκπαιδευτικού	126

24	Οφέλη Χρήσης EDM	126
25	Προτάσεις για Αξιοποίηση EDM	128
26	Λήψη Αποφάσεων με EDM σε Ατομικό Επίπεδο	129
27	Λήψη Αποφάσεων με EDM γενικά	129
28	Δυσκολίες στη Συνήθεια Χρήσης των Δεδομένων	130
29	Χρησιμοποιούν το EDM οι Υπεύθυνοι Χάραξης Πολιτικής	131
30	Χρησιμοποιούν το EDM τα Στελέχη Εκπαίδευσης	131
31	Χρησιμοποιούν το EDM οι Εκπαιδευτικοί	131
32	Εφαρμογή EDM από Υπεύθυνους Χάραξης Πολιτικής	132
33	Εφαρμογή EDM από Στελέχη Εκπαίδευσης	132
34	Εφαρμογή EDM από Εκπαιδευτικούς	132
35	Χρήση Δεδομένων από την Πολιτική Ηγεσία	133
36	Απόψεις για τη Χρησιμοποίηση των Δεδομένων	134

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ολοκληρώνοντας τη διπλωματική εργασία νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω όσους και όσες στήριξαν αυτό το ταξίδι μου.

Καταρχάς, θέλω να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή, κ. Φεσάκη Γεώργιο, τόσο για την επιστημονική καθοδήγηση που μου προσέφερε για την ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας όσο και για την ενθάρρυνση, τη συμπαράσταση και τη στήριξή του καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησής της. Ευχαριστώ, επίσης, τα μέλη της τριμελούς επιτροπής, τον κ. Κοντάκο Αναστάσιο και τον κ. Κέφη Βασίλειο, για τις πολύτιμες επισημάνσεις τους με σκοπό την άρτια ολοκλήρωση της εργασίας.

Θα ήταν παράλειψη να μην ευχαριστήσω τις/τους συναδέλφους εκπαιδευτικούς που συμμετείχαν στην έρευνα γιατί χωρίς αυτούς δεν θα είχε ολοκληρωθεί η παρούσα εργασία.

Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ στους γονείς μου, στον σύντροφό μου και στα αγαπημένα μου πρόσωπα που είναι δίπλα μου και με στηρίζουν σε όλες τις στιγμές της ζωής μου.

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν τα εκπαιδευτικά ιδρύματα, στις μέρες μας, είναι ο αποτελεσματικότερος τρόπος χρήσης των εκπαιδευτικών δεδομένων για τη βελτίωση της εκπαίδευσης, καθώς βασικός τους στόχος είναι να εφοδιάσουν τους μαθητές με γνώσεις και δεξιότητες ώστε να γίνουν ενεργοί και επιτυχημένοι πολίτες σε μια κοινωνία που συνεχώς αλλάζει.

Η αυξανόμενη χρήση της τεχνολογίας στην εκπαίδευση δημιουργεί καθημερινά μεγάλο όγκο δεδομένων και όπως έχουν ήδη παρατηρήσει οι Bala & Ojha (2012) οι επιστήμονες που ασχολούνται με την εκπαίδευση δεν έχουν μόνο να διαχειριστούν τη συνεχόμενη αύξηση των εκπαιδευτικών δεδομένων αλλά και πως μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτά τα δεδομένα για την παροχή ποιοτικότερων εργαλείων λήψης απόφασης (στο Καραγιάννη, Παπαδογιάννη & Φεσάκης, 2020). Λόγω της τεράστιας ποσότητας δεδομένων, που είναι αποθηκευμένα στις βάσεις δεδομένων των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων, η ανακάλυψη νέας γνώσης είναι πολύ δύσκολο να επιτευχθεί με τις παραδοσιακές αναλύσεις δεδομένων. Με την ανάπτυξη νέων αυτοματοποιημένων μεθόδων ανάλυσης δεδομένων η διαδικασία διαχείρισης μεγάλου όγκου δεδομένων γίνεται ευκολότερα, παράγοντας χρήσιμη πληροφορία που μπορεί να βοηθήσει σε μια πιο σωστή και αποτελεσματική λήψη απόφασης. Σύμφωνα με τη Muthuraman (2020) η εκπαιδευτική ανάλυση δεδομένων είναι η συλλογή και η συστηματική ανάλυση όλων των δεδομένων που σχετίζονται με την εκπαίδευση προκειμένου να ληφθούν μελλοντικές προβλέψεις και βελτιστοποιημένες αποφάσεις για τη βελτίωση της ποιότητας στην εκπαίδευση.

Ένα εργαλείο λήψης απόφασης είναι και η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM) που ενδιαφέρεται να αναπτύξει νέες μεθόδους, οι οποίες μέσα από τα είδη και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που βρίσκονται στην εκπαίδευση θα ανακαλύπτουν τη γνώση, με στόχο η παραγόμενη γνώση να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων, δίνοντας τη δυνατότητα στους εκπαιδευτικούς, στους διευθυντές των εκπαιδευτικών μονάδων, στους ανώτερους αξιωματούχους της εκπαιδευτικής κοινότητας αλλά και σε όλη την κοινωνία να ενισχύσουν την ποιότητα της εκπαίδευσης σε διάφορα επίπεδα (Romero et al, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020). Είναι ένας αναδυόμενος κλάδος που, με τα εργαλεία και τις μεθόδους που αναπτύσσει, σκοπό έχει να εξερευνήσει μεγάλα σύνολα δεδομένων από τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα για να εξάγει μοτίβα και χρήσιμες, άγνωστες προς τον χρήστη, πληροφορίες προκειμένου να κατανοήσει τη συμπεριφορά, τα ενδιαφέροντα και τα αποτελέσματα των μαθητών με καλύτερο τρόπο.

Κατά συνέπεια, τα αποτελέσματα από την εξόρυξη δεδομένων μπορούν να βοηθήσουν στη λήψη αποφάσεων για τη βελτίωση της διαδικασίας της διδασκαλίας και της μάθησης ώστε οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί να παρέχουν ποιοτική και αποτελεσματική εκπαίδευση. Μέθοδοι EDM έχουν εφαρμοστεί για την επίλυση προβλημάτων σε εκπαιδευτικά περιβάλλοντα όπως η πρόβλεψη επίδοσης μαθητών, η πρόβλεψη διαρροής μαθητών, ο σχεδιασμός προγραμμάτων, ο σχεδιασμός υλικοτεχνικής υποδομής και κατανομής πόρων, διαχειριστικές και συμβουλευτικές διαδικασίες, διερεύνηση ομοιοτήτων και διαφορών μεταξύ σχολείων κ.α. (Baker, 2010; Bienkowski et al 2012; Romero et al 2013; Ray et al 2018).

Τα οφέλη, λοιπόν, που μπορεί να αποκτηθούν με τη χρήση ενός πολύπλοκου συστήματος μεθόδων και τεχνικών, γνωστό ως ανάλυση δεδομένων ή εξόρυξη δεδομένων, για τη λήψη αποφάσεων είναι πολλά και μπορούν να βοηθήσουν στο σχεδιασμό διοικητικών στρατηγικών με στόχο την παροχή υψηλών υπηρεσιών για όλους τους εμπλεκόμενους ενός εκπαιδευτικού ιδρύματος (Καραγιάννη και συν., 2020).

Στο πρώτο μέρος της εργασίας γίνεται ενδελεχής επισκόπηση της βιβλιογραφίας σχετικά με το EDM, ενώ στο δεύτερο μέρος γίνεται διερεύνηση των απόψεων των εκπαιδευτικών και

στελεχών εκπαίδευσης για το κατά πόσο θα μπορούσαν να πάρουν αποφάσεις βασισμένοι στη νέα γνώση και πως θα τους βοηθούσε η χρήση EDM στο σχεδιασμό πραγματοποιήσιμων πρακτικών και στρατηγικών με στόχο να βελτιώσουν το εκπαιδευτικό/σχολικό περιβάλλον τους.

Αναλυτικότερα, στο **1^ο κεφάλαιο** του θεωρητικού μέρους αποσαφηνίζεται ο όρος της Ανάλυσης Δεδομένων (Data Analytics) ενώ παρουσιάζεται η εφαρμογή και η χρήση της στον εκπαιδευτικό τομέα καθώς και τα ερευνητικά πεδία που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων. Στο **2^ο κεφάλαιο** γίνεται ενδελεχής παρουσίαση της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων. Αποσαφηνίζονται οι όροι της Εξόρυξης Δεδομένων (Data Mining-DM) και της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων (Educational Data Mining-EDM) και παρουσιάζονται οι βασικές λειτουργίες και οι τεχνικές του DM. Αναλύονται τα είδη των εκπαιδευτικών περιβαλλόντων και των εκπαιδευτικών δεδομένων, παρουσιάζονται οι μέθοδοι, οι τεχνικές και τα εργαλεία που χρησιμοποιεί το EDM καθώς και τα στάδια που ακολουθούνται κατά τη διαδικασία της εξόρυξης των εκπαιδευτικών δεδομένων. Στο **3^ο κεφάλαιο** παρουσιάζονται εργασίες που έχουν χρησιμοποιήσει τεχνικές EDM για την ανάλυση ή την επίλυση ενός προβλήματος σχετιζόμενου με το εκπαιδευτικό περιβάλλον όπως προσδιορισμός προτύπων συμπεριφοράς μαθητών σε ένα εκπαιδευτικό περιβάλλον, πρόβλεψη απόδοσης και εγκατάλειψης μαθητών από την εκπαιδευτική διαδικασία, ομαδοποίηση μαθητών με βάση κάποια χαρακτηριστικά, σχεδιασμός και βελτίωση προγραμμάτων και μοντελοποίηση μαθημάτων. Τα έργα ταξινομήθηκαν ανά πεδίο εφαρμογής και έτος ενώ τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, οι τεχνικές και τα εργαλεία που έχουν χρησιμοποιηθεί ανά ερευνητική εργασία παρουσιάζονται μέσω συνοπτικού πίνακα. Στο **4^ο κεφάλαιο** παρουσιάζονται τα ζητήματα που μπορούν να προκύψουν από τη διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων όπως, η ποιότητα των εκπαιδευτικών δεδομένων, η ερμηνεία, η ηθική και η ιδιωτικότητα. Αποσαφηνίζονται οι όροι για την ιδιωτικότητα, την ατομικότητα και την αυτονομία, παρουσιάζεται η ιδιωτικότητα και η ηθική σε άλλα πλαίσια καθώς και κάποιοι κανόνες για την προστασία της ιδιωτικής ζωής και της ηθικής στο εκπαιδευτικό περιβάλλον.

Στο **5^ο κεφάλαιο** του ερευνητικού μέρους προσδιορίζονται ο σκοπός και οι στόχοι της έρευνας και περιγράφονται οι μεθοδολογικές επιλογές, η διαδικασία διεξαγωγής και οι περιορισμοί της έρευνας. Στο **6^ο κεφάλαιο** γίνεται παρουσίαση και ανάλυση των δεδομένων που συλλέχθηκαν από τις συνεντεύξεις. Ενώ, στο **7^ο κεφάλαιο** γίνεται σύνοψη των συμπερασμάτων που προκύπτουν από το θεωρητικό και το ερευνητικό μέρος και διατυπώνονται προτάσεις για περαιτέρω έρευνα στον τομέα.

ΜΕΡΟΣ Α: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΝΑΛΥΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ –DATA ANALYTICS

1.1 Ανάλυση Δεδομένων στην Εκπαίδευση

Δεν χωράει αμφιβολία ότι οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί λειτουργούν σε ένα συνεχές αυξανόμενο ανταγωνιστικό και πολύπλοκο περιβάλλον, προσπαθώντας να ανταποκριθούν στις εθνικές, αλλά και παγκόσμιες, οικονομικές, πολιτικές και κοινωνικές αλλαγές ενώ παράλληλα προσπαθούν να διασφαλίσουν την ποιότητα των προγραμμάτων μάθησης τόσο σε εθνικό όσο και σε παγκόσμιο επίπεδο. Επιπλέον, οι κύριοι φορείς της εκπαίδευσης περιμένουν από τα εκπαιδευτικά ιδρύματα να ανταποκρίνονται εγκαίρως σε αυτά τα αιτήματα παρά τη συνεχώς μειωμένη κρατική χρηματοδότηση, τις αυξανόμενες ρυθμιστικές απαιτήσεις για διαφάνεια και λογοδοσία (Hazelkorn, 2007) αλλά και τα αυξανόμενα ποσοστά μαθητών που εγκαταλείπουν την εκπαίδευση (Thornton, 2013, στο Daniel, 2015).

Οι αποφάσεις που απαιτούνται, ώστε οι οργανισμοί να ανταποκρίνονται αποτελεσματικά και εγκαίρως στις παγκόσμιες αλλαγές που επηρεάζουν το περιβάλλον τους, είναι περίπλοκες και οι περισσότερες λαμβάνονται χωρίς την προσφυγή στις τεράστιες πηγές δεδομένων που έχουν δημιουργηθεί αλλά δεν είναι διαθέσιμες σε εκείνους που έχουν αναλάβει να κάνουν τις σχετικές και έγκαιρες επιλογές. Αξιοποιώντας αυτά τα δεδομένα διασφαλίζεται ότι τα ιδρύματα μπορούν να ανταποκριθούν αποτελεσματικά στις αλλαγές που συμβαίνουν εντός και εκτός αυτών, αλλά και να παραμένουν σχετικά με τον σκοπό τους στις κοινωνίες που εξυπηρετούν (Daniel, 2015).

Όπως έχουν επισημάνει και οι MacNeill, Campbell & Hawksey (2014) τα τελευταία χρόνια διάφοροι παράγοντες, ιδίως το μεταβαλλόμενο οικονομικό κλίμα και ο αντίκτυπός του στον εκπαιδευτικό τομέα, έχουν οδηγήσει σε αυξημένη ευαισθητοποίηση για την ανάγκη μεγαλύτερης έρευνας, ανάλυσης και κατανόησης όλων των πτυχών των δεδομένων που σχετίζονται με την εκπαίδευση.

Τι είναι όμως η Ανάλυση Δεδομένων; Η λήψη αποφάσεων βάσει δεδομένων δεν είναι κάτι καινούργιο. Η ανάλυση δεδομένων είναι μια σημαντική ερευνητική περιοχή που χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων πρόβλεψης και επακόλουθων αποφάσεων σε διαφορετικούς τομείς όπως η κατασκευή, οι τραπεζικές υπηρεσίες, οι λιανικές πωλήσεις, η υγειονομική περίθαλψη, η εκπαίδευση κ.α. (Muthuraman, 2020). Η Muthuraman (2020) ορίζει το Analytics ως «*μια επιστημονική διαδικασία στην οποία γίνεται συστηματική ανάλυση δεδομένων, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον εντοπισμό σχέσεων μεταξύ δεδομένων, την πρόβλεψη μελλοντικών αποτελεσμάτων από τα αναλυθέντα δεδομένα και τη λήψη βελτιστοποιημένων αποφάσεων με βάση τις προβλέψεις*». Ενώ, σύμφωνα με τον Ferguson (2012) η εφαρμογή της Ανάλυσης Δεδομένων (Data Analytics, εφεξής Analytics) στον τομέα της εκπαίδευσης μπορεί να οριστεί ως εξής: «*Η εκμάθηση του Analytics είναι η μέτρηση, η συλλογή, η ανάλυση και η αναφορά δεδομένων σχετικά με τους μαθητές και τα περιβάλλοντά τους με σκοπό την κατανόηση και την βελτιστοποίηση της μάθησης και των περιβαλλόντων στα οποία, αυτή, συμβαίνει*». (στο Agasisti & Bowers, 2017).

Στις μέρες μας, τα εκπαιδευτικά ιδρύματα λαμβάνουν δεδομένα από πολλαπλές τοποθεσίες (π.χ. συστήματα διαχείρισης μάθησης ή διαδικτυακά μαθήματα) και μπορούν πλέον να αξιοποιήσουν αυτές τις πληροφορίες για να λάβουν αποφάσεις τόσο διοικητικά όσο και παιδαγωγικά (Daniel, 2015), όπως για παράδειγμα να αναλύσουν αυτά τα δεδομένα σε μια προσπάθεια να αντιμετωπίσουν τη διατήρηση των εκπαιδευομένων και να βελτιώσουν τις υπηρεσίες υποστήριξης (De Freitas, Gibson, Du Plessis, Halloran, Williams, Ambrose, et al,

2015). Η συλλογή, η χρήση και η κοινή χρήση δεδομένων είναι καθιερωμένη στον τομέα. Όμως, παρά τη δημιουργία αυξανόμενων όγκων δεδομένων λίγα ιδρύματα μπορούν να εκμεταλλευτούν τον πλούτο των πληροφοριών που συλλέγουν συνήθως μέσω της βασικής δραστηριότητας της διδασκαλίας και της μάθησης αλλά και των συστημάτων διαχείρισης μάθησης. Πλέον, με το αυξανόμενο ενδιαφέρον για τα μεγάλα δεδομένα και την επιχειρηματική ευφυΐα αλλά και την ανάπτυξη όλο και πιο προσβάσιμων εργαλείων και εφαρμογών ανάλυσης η θέση αυτή αρχίζει να αλλάζει (MacNeill, et al, 2014).

Αν και το Analytics στον τομέα της εκπαίδευσης δεν χρησιμοποιείται ευρέως, ωστόσο είναι ένας σημαντικός τομέας της έρευνας με τον οποίο υπάρχουν ορισμένα οφέλη που θα μπορούσαν να αποκομίσουν. Για παράδειγμα, στην περίπτωση των διαδικτυακών εκπαιδευτικών δραστηριοτήτων, θα μπορούσε να καταγραφεί τεράστιος αριθμός χρήσιμων δεδομένων με στόχο τη βελτίωση της ποιότητας στην εκπαίδευση (Muthuraman, 2020). Το Analytics μπορεί, επίσης, να εφαρμοστεί σε εκπαιδευτικό περιεχόμενο και να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση και καταγραφή του τρόπου και του περιεχομένου που χρησιμοποιούνται οι πόροι. Τέτοιες πληροφορίες, οι οποίες μπορεί να θεωρηθούν ως «παραδείγματα», έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν ένα χρήσιμο συμπλήρωμα στα εκπαιδευτικά μετα-δεδομένα βοηθώντας στην αντιμετώπιση του προβλήματος της αποτελεσματικής περιγραφής του εκπαιδευτικού πλαισίου, ενός προβλήματος που οι επίσημοι εκπαιδευτικοί κανόνες μετα-δεδομένων δυσκολεύονται να αντιμετωπίσουν (MacNeill, et al, 2014). Άλλα σημαντικά οφέλη που μπορεί να επιφέρει η χρήση Analytics είναι η εξατομίκευση της μαθησιακής εμπειρίας βάσει της ικανότητας των μαθητών (αυξάνοντας το ενδιαφέρον τους), η χρησιμότητα του στο σχεδιασμό νέου προγράμματος σπουδών για τους μαθητές με βάση τις τρέχουσες απαιτήσεις εργασίας κ.λπ. (Muthuraman, 2020).

Γενικά, η χρήση των Data Analytics μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τομείς του εκπαιδευτικού πλαισίου και περιβάλλοντος για τη βελτίωση και την αποτελεσματικότητα της εκπαιδευτικής διαδικασίας. Ενδεικτικά, χρησιμοποιώντας την ταξινόμηση των Agasisti και Bowers (2017) αναφέρονται τέσσερις κατηγορίες :

- **Υπεύθυνοι Χάραξης Πολιτικής:** με τη χρήση αναλύσεων δεδομένων και αναλυτικών στοιχείων μπορούν να ενημερωθούν σχετικά με φαινόμενα που επηρεάζουν τα εκπαιδευτικά αποτελέσματα σε επίπεδο συστήματος (τοπικό, περιφερειακό / εθνικό ή ακόμη και διεθνές επίπεδο)
- **Διευθυντές Σχολείων/ Στελέχη Εκπαίδευσης:** χρησιμοποιώντας τις πληροφορίες σχολικού επιπέδου θα μπορούσαν να κατανοήσουν τα κύρια πρότυπα που ακολουθούν οι μαθητές που φοιτούν σε αυτό το συγκεκριμένο ίδρυμα.
- **Εκπαιδευτικοί:** με τη χρήση δεδομένων, ειδικά για το μάθημα, οι εκπαιδευτικοί θα μπορούν να λαμβάνουν έγκαιρα σχόλια σχετικά με τις δραστηριότητες που αναλαμβάνουν οι μαθητές και τα αποτελέσματα τους, εφαρμόζοντας στη συνέχεια συγκεκριμένες ενέργειες για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων, λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά του ίδιου του μαθήματος.
- **Εκπαιδευόμενοι:** χρησιμοποιώντας ειδικές διεπαφές για τη διαχείριση δεδομένων σχετικά με μεμονωμένους μαθητές, θα μπορούσαν οι μαθητές να επιλέξουν μαθήματα με βάση τις δικές τους ανάγκες μέσω προτεινόμενων μαθημάτων ή να τους παρέχονται προβλέψεις σχετικά με τα πιθανά αποτελέσματα με βάση τα μεμονωμένα χαρακτηριστικά, τους προηγούμενους βαθμούς ή και άλλες πρόσθετες διοικητικές πληροφορίες.

Η Muthuraman (2020) ταξινομεί την ανάλυση δεδομένων σε τρεις κατηγορίες:

- **Περιγραφική Ανάλυση (Descriptive Analytics):** χρησιμοποιείται για την εξόρυξη πληροφοριών από προηγούμενα ή τρέχοντα δεδομένα, θέτοντας μια ερώτηση για το τι

συνέβη. Αυτό δίνει στους μαθητές, τους δασκάλους και άλλους ενδιαφερόμενους τη σαφήνεια για το τι έχει συμβεί στο παρελθόν και ποιο είναι το τρέχον σενάριο ή παρουσιάζει το ιστορικό δεδομένων μέχρι τη στιγμή που υποβλήθηκε το αίτημα.

- **Προγνωστική Ανάλυση (Predictive Analytics):** προβλέπει τι θα συμβεί στο μέλλον χρησιμοποιώντας διαφορετικά στατιστικά μοντέλα. Το Predictive Analytics είναι ένας σημαντικός κλάδος αναλυτικών στοιχείων στο οποίο η εκμάθηση από τα διαθέσιμα δεδομένα και οι διάφορες προϋποθέσεις που επιβάλλονται στα δεδομένα βοηθούν στην απόκτηση εμπειρίας σχετικά με το πρόβλημα και χρησιμοποιεί αυτήν την εμπειρία για την πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων. Η προγνωστική ανάλυση βασίζεται στη μηχανική μάθηση (Machine Learning) για να μάθει από τα διαθέσιμα δεδομένα και να κάνει προβλέψεις.
- **Προκαταρκτική Ανάλυση (Prescriptive Analytics):** χρησιμοποιεί τα αποτελέσματα τόσο της προγνωστικής όσο και της περιγραφικής ανάλυσης για να αποφασίσει τι πρέπει να γίνει για την επίτευξη καλύτερης ποιότητας ή πώς να παράγονται βελτιστοποιημένα αποτελέσματα. Παράδειγμα, κατά την εξέταση της διαδικασίας διδασκαλίας και μάθησης, αναλύει τις σχέσεις αιτίου-αποτελέσματος και τις προβλέψεις που έγιναν για τη βελτίωση των αρχών, κανόνων, μοντέλων κ.λπ. της διδασκαλίας και της μάθησης και παρέχει μια καλύτερη διαδικασία διδασκαλίας και μάθησης.

1.2 Εφαρμογή του Data Analytics στον Εκπαιδευτικό Τομέα

Η εκπαιδευτική ανάλυση δεν είναι τίποτα άλλο από τη συλλογή και ανάλυση όλων των δεδομένων που σχετίζονται με την εκπαίδευση με συστηματικό τρόπο, προκειμένου να ληφθούν μελλοντικές προβλέψεις και βελτιστοποιημένες αποφάσεις για τη βελτίωση της ποιότητας στην εκπαίδευση (Muthuraman, 2020). Η ίδια χωρίζει το Analytics σε έξι βασικές περιοχές του εκπαιδευτικού τομέα (Σχήμα 1).



Σχήμα 1. Περιοχές Analytics στην Εκπαίδευση (Muthuraman, 2020)

- **Αναλυτική Διδασκαλία (Teaching Analytics):** συλλέγει και αναλύει δεδομένα από τα οποία προβλέπονται πληροφορίες και ως εκ τούτου θα μπορούσαν να ληφθούν ενημερωμένες αποφάσεις που θα βελτίωναν την ποιότητα της διδασκαλίας.

- **Μαθησιακή Ανάλυση (Learning Analytics):** συλλέγει και αναλύει δεδομένα σχετικά με τις μαθησιακές ικανότητες του μαθητή επιτρέποντας στους εκπαιδευτικούς να προσαρμόσουν το στυλ διδασκαλίας τους σύμφωνα με τον μαθητή.
- **Διοικητική Ανάλυση (Administrative Analytics):** συλλέγει και αναλύει δεδομένα σχετικά με τις συνήθειες διοικητικές λειτουργίες για να αξιολογήσει πόσο καλά εκτελούνται.
- **Ακαδημαϊκή Ανάλυση (Academic Analytics):** συλλέγει και αναλύει δεδομένα που σχετίζονται με ακαδημαϊκές δραστηριότητες, όπως διαθέσιμα προγράμματα σπουδών, προσφερόμενα μαθήματα, αξιολόγηση μαθημάτων, έρευνα κ.λπ.
- **Ανάλυση Εξετάσεων (Examination Analytics):** συλλέγει και αναλύει δεδομένα σχετικά με προετοιμασίες πριν από τις εξετάσεις, διεξάγει εξετάσεις και εργασίες μετά την εξέταση.
- **Θεσμική Ανάλυση (Institutional Analytics):** συλλέγει και αναλύει δεδομένα σχετικά με τα διάφορα ιδρύματα, την απόδοσή τους κ.λπ.

Οι Siemens και Long (2011) καθώς και οι Fadiya, Saydam & Chukwuemeka (2014) ταξινομούν την ανάλυση δεδομένων σε δύο κατηγορίες:

- **Μαθησιακή Ανάλυση (Learning Analytics):** εξετάζει τη μαθησιακή διαδικασία (Siemens & Long, 2011) με στόχο τη βελτίωση της επιτυχίας των μαθητών καλύπτοντας δεδομένα σχετικά με τους μαθητές και τα περιβάλλοντά τους. Δημιουργεί μια βελτιωμένη λειτουργία της εκπαιδευτικής διαδικασίας παρέχοντας σε όλους τους εμπλεκόμενους επιλεκτικές πληροφορίες όπως που χρειάζονται επιπλέον βοήθεια οι μαθητές, ποιες εκπαιδευτικές ασκήσεις έχουν μεγαλύτερη επιρροή και ταχύτερη επίτευξη των μαθησιακών στόχων, ενώ παράλληλα δίνει τη δυνατότητα στους εκπαιδευόμενους να έχουν πρόσβαση σε εργαλεία που τους βοηθούν να βλέπουν και να μετράνε την πρόοδό τους (Fadiya, et al., 2014)
- **Ακαδημαϊκή Ανάλυση (Academic Analytics):** στόχος είναι η πρόοδος της κατανομής πόρων του οργανισμού, των διαδικασιών και των ροών εργασίας. Τα ακαδημαϊκά αναλυτικά στοιχεία, που σχετίζονται με τα αναλυτικά στοιχεία των επιχειρήσεων, ασχολούνται με τη βελτίωση της συλλογής και αποτελεσματικότητας των οργανωτικών δεδομένων (Fadiya, et al., 2014). Επικεντρώνεται σε διαδικασίες που πραγματοποιούνται σε επίπεδο τμήματος, μονάδας ή εκπαιδευτικού ιδρύματος και δεν εστιάζουν στις λεπτομέρειες κάθε μεμονωμένου μαθήματος, οπότε μπορεί να ειπωθεί ότι η ακαδημαϊκή ανάλυση έχει μακροοικονομική προοπτική. Εφαρμόζοντας τεχνικές που έχουν ληφθεί από την επιχειρηματική ευφυΐα στην εκπαίδευση, στοχεύει στη δημιουργία «αξίας» για τους διαχειριστές και τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής (Siemens & Long, 2011). Εκτός από το συγκεκριμένο πλαίσιο της τριτοβάθμιας εκπαίδευσης, αυτός ο τύπος ανάλυσης δεδομένων σε σχολεία πρωτοβάθμιας και δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης πρόσφατα έχει ονομαστεί «Ανάλυση δεδομένων σε επίπεδο οργανισμού» (Bowers, 2017).

Ενώ, ο Buckingham Shum (2012) εισήγαγε την έννοια των τριών επιπέδων του Analytics στον εκπαιδευτικό τομέα:

- **Ανάλυση Μάκρο-Επίπεδου (Macro Level Analytics):** επιτρέπουν την κοινή χρήση δεδομένων σε όλα τα ιδρύματα για διάφορους σκοπούς, συμπεριλαμβανομένης της συγκριτικής αξιολόγησης.
- **Ανάλυση Μέσο-Επίπεδου (Meso Level Analytics):** λειτουργούν σε επίπεδο μεμονωμένων ιδρυμάτων και περιλαμβάνουν αναλυτικά στοιχεία που βασίζονται σε προσεγγίσεις επιχειρηματικής ευφυΐας.

- **Ανάλυση Μικρο-Επιπέδου (Micro Level Analytics):** υποστηρίζει την παρακολούθηση και την ερμηνεία δεδομένων σε επίπεδο διαδικασίας για μεμονωμένους μαθητές.

Σε αντιστοιχία με την ταξινόμηση των Siemens & Long, η Ανάλυση του Μάκρο/Μέσο-Επιπέδου του Buckingham Shum αντιστοιχίζεται με το Academic Analytics, ενώ η Ανάλυση του Μίκρο-Επιπέδου με το Learning Analytics.

1.3 Ερευνητικά Πεδία του Data Analytics

Τα μέσα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων, καθώς και για τους στόχους της (δηλαδή τη συγκεκριμένη έρευνα και τις πρακτικές ερωτήσεις που πρέπει να απαντηθούν) μπορεί να είναι διαφορετικά. Κατά συνέπεια, εμφανίζονται τρία διαφορετικά πεδία έρευνας και κοινοτήτων μελετητών και επαγγελματιών που ασχολούνται με τη χρήση δεδομένων για την εκπαιδευτική βελτίωση και διακρίνονται, βάσει του σκοπού τους: στην *Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων* (Educational Data Mining, εφεξής EDM), στη *Μαθησιακή Ανάλυση* (Learning Analytics, εφεξής LA) και στην *Ακαδημαϊκή Ανάλυση* (Academic Analytics, εφεξής AcAn) (Agasisti & Bowers, 2017).

Το EDM χρησιμοποιεί τεχνικές εξόρυξης δεδομένων που εφαρμόζονται σε δεδομένα σχετικά με τη μαθησιακή διαδικασία, με σκοπό την κατανόηση των μοτίβων (Romero & Ventura, 2007; Baker & Inventado, 2014). Όπως ορίζεται από τους Scheuer & McLaren (2011) (στο Agasisti & Bowers, 2017): «*Το EDM στοχεύει στην ανάπτυξη, έρευνα και εφαρμογή μηχανογραφημένων μεθόδων για την ανίχνευση μοτίβων σε μεγάλες συλλογές εκπαιδευτικών δεδομένων, που διαφορετικά θα ήταν δύσκολο ή αδύνατο να αναλυθούν λόγω του τεράστιου όγκου δεδομένων που υπάρχουν μέσα*». Ενώ οι Bienkowski, Feng & Mean's (2012) υποστηρίζουν ότι «*το EDM αναπτύσσει μεθόδους και εφαρμόζει τεχνικές από τη στατιστική, τη μηχανική μάθηση και την εξόρυξη δεδομένων για την ανάλυση δεδομένων που συλλέγονται κατά τη διάρκεια της διδασκαλίας και της μάθησης, δοκιμάζει τις μαθησιακές θεωρίες και ενημερώνει την εκπαιδευτική πρακτική*».

Το LA ενσωματώνει πολλά από τα μοντέλα του EDM, ενώ εστιάζει στη δραστηριότητα διδασκαλίας και μάθησης. Υπό αυτήν την έννοια, ο κύριος στόχος του είναι να ενημερώνει καλύτερα τις πρακτικές διδασκαλίας (Baker, 2013). Ο Bach (2010) ορίζει ότι το LA είναι η χρήση προγνωστικής μοντελοποίησης και άλλων προηγμένων αναλυτικών τεχνικών που βοηθούν τους εκπαιδευτικούς στην επίτευξη συγκεκριμένων μαθησιακών στόχων (στο Agasisti & Bowers, 2017). Ενώ οι Bienkowski et al. (2012) υποστηρίζουν ότι «*το LA εφαρμόζει τεχνικές από την επιστήμη της πληροφορίας, την κοινωνιολογία, την ψυχολογία, τις στατιστικές, τη μηχανική μάθηση και την εξόρυξη δεδομένων για την ανάλυση δεδομένων που συλλέγονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και των υπηρεσιών, της διδασκαλίας και της μάθησης και δημιουργεί εφαρμογές που επηρεάζουν άμεσα την εκπαιδευτική πρακτική*».

Το AcAn, αντίθετα, επικεντρώνεται σε μοχλούς επιπέδου οργανισμού που μπορούν να ενεργοποιηθούν για να αλλάξουν και να βελτιώσουν την εκπαιδευτική δραστηριότητα και τα αποτελέσματά της. Οι Baerpler & Murdoch (2010) αντιλαμβάνονται ότι το AcAn συνδυάζει επιλεγμένα θεσμικά δεδομένα, στατιστική ανάλυση και προγνωστική μοντελοποίηση για να δημιουργήσει νοημοσύνη πάνω στην οποία οι μαθητές, οι εκπαιδευτές ή οι διαχειριστές μπορούν να αλλάξουν την ακαδημαϊκή συμπεριφορά. Όπως τονίστηκε από τους Campbell & Oblinger (2007) στη μελέτη τους σχετικά με το AcAn, το θεωρούν μια πρακτική εξόρυξης θεσμικών δεδομένων για την παραγωγή «ενεργητικής νοημοσύνης». Έτσι, ο ρόλος των στελεχών και των διευθυντών του σχολείου –περισσότερο από τους δασκάλους– βρίσκεται στο επίκεντρο της χρήσης των αποτελεσμάτων. Με μια έννοια που προτείνεται από τον Goldstein (2005) το AcAn μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί ως συστηματική χρήση δεδομένων για τη

δημιουργία προτάσεων που αποσκοπούν στη βελτίωση της εσωτερικής αποτελεσματικότητας των λειτουργιών και των διαχειριστικών διαδικασιών των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων (δηλ. διαχείριση προσωπικού, προμήθειες κ.λπ.) (στο Agasisti & Bowers, 2017). Το AcAn μπορεί να θεωρηθεί ως υπο-πεδίο της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων (Huebner, 2013).

Η ανάλυση δεδομένων αναφέρεται στις τεχνολογίες Business Intelligence και Analytics (BI & A) που βασίζονται κυρίως στην εξόρυξη δεδομένων και στη στατιστική ανάλυση (Chen, Liu, C., C., Ou & Liu, B., J., 2012, στο Agasisti & Bowers, 2017). Επομένως, από τεχνική πλευρά η ανάλυση των εκπαιδευτικών δεδομένων μπορεί να γίνει συνδυάζοντας είτε την Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM) είτε την Μαθησιακή Ανάλυση (LA). Το EDM αναπτύσσει νέα εργαλεία για να βρίσκει νέα μοτίβα ανάμεσα στα δεδομένα, ενώ η LA εφαρμόζει γνωστά μοντέλα πρόβλεψης και τεχνικές στα εκπαιδευτικά συστήματα (Καραγιάννη και συν., 2020). Αλλά και οι δύο τεχνικές δουλεύουν με μοτίβα και προβλέψεις. Η ανακάλυψη των μοτίβων στα δεδομένα σε συνδυασμό με την κατανόηση του τι συμβαίνει, μπορεί να βοηθήσει στην πρόβλεψη του τι πρόκειται να συμβεί και στη λήψη σωστότερης δράσης (Bienkowski et al., 2012).

Παρόλο που το EDM και το LA έχουν κοινά χαρακτηριστικά, παρόμοιους στόχους και ενδιαφέροντα, εντούτοις, σύμφωνα με τους Romero & Ventura (2013), έχουν κάποιες διαφορές που κάνουν τις δύο κοινότητες να ξεχωρίζουν. Το LA είναι η διαδικασία με την οποία εξετάζονται τα δεδομένα με σκοπό να διερευνηθεί μια υπόθεση, ενώ το EDM είναι η διαδικασία η οποία χρησιμοποιείται για την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών από μια μεγάλη αποθήκη δεδομένων. Στο LA η ανθρώπινη κρίση παίζει τον πρώτο ρόλο, καθώς είναι ο άνθρωπος που θέτει τα ερωτήματα και οι διαδικασίες ανακάλυψης της γνώσης είναι το εργαλείο που θα βοηθήσει στην επίτευξη του σκοπού αυτού. Ενώ στο EDM οι διαδικασίες ανακάλυψης της γνώσης είναι το πρωτεύον στοιχείο και η ανθρώπινη κρίση είναι το εργαλείο για την επίτευξη του σκοπού. Το LA δίνει περισσότερη έμφαση στην περιγραφή των δεδομένων και στα αποτελέσματα, ενώ το EDM δίνει περισσότερη έμφαση στις διαδικασίες και στις τεχνικές. Στο LA, οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται περισσότερο είναι της στατιστικής, της οπτικοποίησης, της ανάλυσης του κοινωνικού δικτύου, νοήμονα μοντέλα, ενώ στο EDM χρησιμοποιούνται κυρίως τεχνικές ταξινόμησης, ομαδοποίησης, εξόρυξης σχέσεων και ανακάλυψης μέσω μοντέλων. Το LA έχει σαν στόχο τον σημασιολογικό ιστό, τα έξυπνα προγράμματα σπουδών και τη συστημική παρέμβαση, ενώ το EDM έχει στόχο τα εκπαιδευτικά προγράμματα, τα μαθητικά μοντέλα και την πρόβλεψη αποτελεσμάτων των μαθημάτων (Καραγιάννη και συν., 2020).

Οι τρεις προσεγγίσεις είναι δύσκολα διαχωρίσιμες, καθώς τα εργαλεία, τα ερευνητικά ερωτήματα, οι πολιτικές και οι διοικητικές επιπτώσεις τείνουν να είναι αρκετά παρόμοιες (Agasisti & Bowers, 2017). Φαίνεται, πως οι διάφοροι τύποι αναλυτικών στοιχείων μπορούν να διαφέρουν ανάλογα με το επίπεδο εφαρμογής (τμήμα, επίπεδο μαθημάτων, θεσμικό πλαίσιο κ.λπ.) με σκοπό να ωφεληθούν πολύ διαφορετικές ομάδες ενδιαφέροντος, όπως φοιτητές, σχολές, διευθυντές σχολείων, στελέχη εκπαίδευσης και υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής (Πίνακας 1).

Type of analytics	Level or object of analysis	Who benefits?
Educational Data Mining	Course: learners' profiles Institution: patterns and recurrences across courses	Researchers and analysts, faculty, tutors
Learning Analytics	Course: social networks, conceptual development, discourse analysis, "intelligent curriculum"	Learners, faculty, tutors
	Sub-organization (eg. Department): predictive modelling, patterns of success/failure	Learners, faculty
Academic Analytics	Institution: learners' profiles, performance of academics, knowledge flow, institutions' results	Administrators, funders, marketing
	Regional (state/provincial): comparison between systems (performances, profiles, observable/administrative differences), benchmarking of institutions within the system	Funders, administrators
	National and international: comparison between systems (performances, profiles, observable/administrative differences), benchmarking of institutions within the system	Governments, educational authorities, researchers and analysts

Πίνακας 1. Τύποι Analytics και πεδίο εφαρμογής (Agasisti & Bowers, 2017)

Χρησιμοποιώντας αυτές τις τεχνικές οι εκπαιδευτικοί μπορούν να βοηθηθούν στην εκπαιδευτική διαδικασία καθώς θα είναι σε θέση να γνωρίζουν το μαθησιακό επίπεδο των μαθητών τους και να σχεδιάζουν τις πρακτικές τους μέσω της ανατροφοδότησης που θα έχουν, ενώ τόσο οι διευθυντές όσο και οι εκπαιδευτικοί θα μπορούν να σχεδιάζουν πραγματοποιήσιμες πρακτικές και στρατηγικές βελτιώνοντας το σχολικό τους περιβάλλον (Καραγιάννη και συν., 2020). Επιπλέον, αρκετοί μελετητές πραγματοποιούν δευτερεύουσες αναλύσεις σε αυτά τα δεδομένα, με σκοπό να διερευνήσουν μια πληθώρα εκπαιδευτικών πτυχών (και χαρακτηριστικών) που είναι πιθανό να επηρεάσουν τα αποτελέσματα των μαθητών - με τη συγκεκριμένη πρόθεση να προτείνουν πρακτικές, μεταρρυθμίσεις και πολιτικές παρεμβάσεις (Agasisti & Bowers, 2017). Φαίνεται, λοιπόν, ότι η ανάπτυξη της τεχνολογίας και η εφαρμογή της επιδρά σε πολλές πτυχές της εκπαίδευσης, από το πως μαθαίνουν οι εκπαιδευόμενοι μέχρι το σωστό σχεδιασμό πρακτικών, με σκοπό τη βελτίωση της εκπαιδευτικής πρακτικής και του εκπαιδευτικού περιβάλλοντος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΞΟΡΥΞΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

2.1 Εξόρυξη Δεδομένων - Data Mining

Σύμφωνα με τους Deming & Drucker «δεν μπορείς να διαχειριστείς κάτι που δεν μετράται» και αυτό εξηγεί γιατί η πρόσφατη έκρηξη ψηφιακών δεδομένων είναι τόσο σημαντική. Λόγω των μεγάλων δεδομένων, οι διαχειριστές μπορούν να μετρήσουν, και κατ' επέκταση να γνωρίζουν, περισσότερα για τις επιχειρήσεις τους και να μεταφράζουν άμεσα αυτές τις γνώσεις σε βελτιωμένη λήψη αποφάσεων (McAfee, Brynjolfsson, Davenport, Patil, & Barton, 2012).

Εξόρυξη δεδομένων, Data Mining, είναι η διαδικασία με την οποία εξάγονται άγνωστες, μέχρι πρότινος, αλλά έγκυρες, κατανοητές, πιθανώς χρήσιμες πληροφορίες από μεγάλες βάσεις δεδομένων με σκοπό να δημιουργηθούν κρίσιμες επιχειρηματικές αποφάσεις (Connolly & Begg, 2005, στο Καραγιάννη και συν., 2020). Με άλλα λόγια, με το DM, ανακαλύπτεται η κρυμμένη γνώση, που βρίσκεται στις βάσεις δεδομένων, χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές για την ανάλυση δεδομένων από διαφορετικές πλευρές, αναζητώντας νέες και γενικευμένες σχέσεις και ευρήματα δοκιμάζοντας προηγούμενες υποθέσεις (Collins, Schapire, & Singer, 2002). Στις μέρες μας, οι επιχειρήσεις θεωρούν το DM σημαντικό εργαλείο γιατί μετατρέπει τα δεδομένα σε «έξυπνη» πληροφορία παρέχοντας ενημερωτικό πλεονέκτημα (Bienkoswki et al., 2012, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Η εξόρυξη δεδομένων ή αλλιώς διαδικασία ανακάλυψης της γνώσης (Knowledge Discovery in Database, εφεξής KDD) είναι η αυτόματη εξαγωγή έμμεσων και ενδιαφερόντων προτύπων από μεγάλες συλλογές δεδομένων (Klosgen & Zytkow, 2002, στο Romero, Ventura & García, 2008) περιλαμβάνοντας διάφορα στάδια όπως της επιλογής στόχου, της επεξεργασίας δεδομένων, της μετατροπή των δεδομένων (όπου χρειάζεται), της εφαρμογή του Data Mining για την εξαγωγή μοτίβων και σχέσεων και τέλος της ερμηνείας και της αξιολόγησης των δομών που ανακαλύφθηκαν (Han, Pei & Kamber, 2011, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Ενώ ορισμένοι στατιστικολόγοι χρησιμοποιούν τον όρο εξόρυξη δεδομένων με υποτιμητικό τρόπο, για να υποδείξουν την ασυνήθιστη αναζήτηση υποθέσεων και ότι αυτές οι υποθέσεις ερευνήθηκαν μεμονωμένα, η εξόρυξη δεδομένων ως τομέας μεθόδων έχει εκτεταμένο ιστορικό, πηγαίνοντας πίσω στην διερευνητική ανάλυση δεδομένων, και έχει καθιερώσει μεθόδους για τον προσδιορισμό της εγκυρότητας και της γενικευσιμότητας (Slater, Joksimović, Kovanovic, Baker & Gasevic, 2017).

Είναι ένας διεπιστημονικός τομέας στον οποίο συγκλίνουν πολλά υποδείγματα υπολογιστικών τεχνικών: κατασκευή δέντρων αποφάσεων, επαγωγή κανόνων, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, εκμάθηση με βάση την παρουσία, εκμάθηση Bayesian, λογικός προγραμματισμός, στατιστικοί αλγόριθμοι κ.λπ. Ενώ μερικές από τις πιο χρήσιμες εργασίες εξόρυξης δεδομένων και μεθόδους είναι: στατιστικής, οπτικοποίησης, ομαδοποίησης, ταξινόμησης, εξόρυξη κανόνων συσχέτισης, εξόρυξη διαδοχικών προτύπων, εξόρυξη κειμένων κ.λπ. (Romero et al., 2008).

Με τον όρο δεδομένα εννοούμε οποιοδήποτε γεγονός, αριθμό ή κείμενο που μπορεί να επεξεργαστεί ο υπολογιστής. Σήμερα, οι οργανισμοί και οι επιχειρήσεις, συσσωρεύουν και αποθηκεύουν τεράστιες ποσότητες δεδομένων διαφορετικής μορφοποίησης και σε διαφορετικές βάσεις δεδομένων. Τα δεδομένα μπορεί να είναι (Pareek, 2011, στο Καραγιάννη και συν., 2020):

- λειτουργικά δεδομένα ή συναλλακτικά δεδομένα όπως είναι οι πωλήσεις, οι δαπάνες/κόστη, τα αποθέματα, η μισθοδοσία και οι λογαριασμοί.
- μη λειτουργικά δεδομένα όπως είναι δεδομένα προβλέψεων, μακροοικονομικά δεδομένα.

- μετά-δεδομένα, δεδομένα σχετικά με τα ίδια τα δεδομένα όπως ο σχεδιασμός λογικών βάσεων δεδομένων ή προσδιορισμός λεξικού δεδομένων.

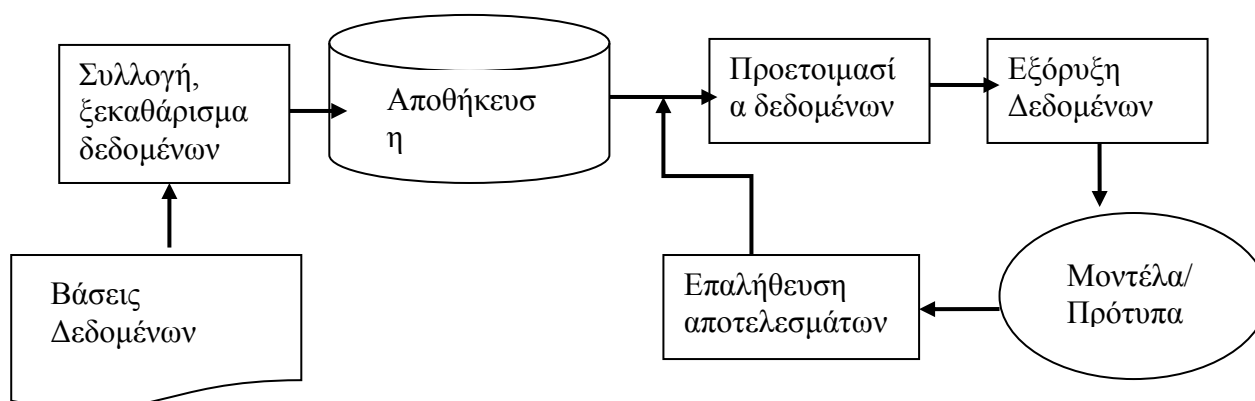
Με τον όρο πληροφορία εννοούμε το αποτέλεσμα της επεξεργασίας δεδομένων (French, 1996, στο Καραγιάννη και συν., 2020). Για παράδειγμα η ανάλυση από ένα κατάστημα λιανικής πώλησης των δεδομένων που πουλήθηκαν, μας δίνει την πληροφορία για το ποια προϊόντα πουλιούνται και πότε.

Σύμφωνα με τον Pareek (2011, στο Καραγιάννη και συν., 2020) η ανακάλυψη της γνώσης από τα δεδομένα είναι η διαδικασία, που ξεκινά από τα δεδομένα και μέσα από μια σειρά διαδικασιών καταλήγει στην τελική διατύπωση συμπερασμάτων και στη λήψη αποφάσεων. Πρακτικά, από την εξόρυξη δεδομένων εξάγονται μοτίβα και πρότυπα δεδομένων με σκοπό να χρησιμοποιηθούν στη διατύπωση προβλέψεων. Η αξιολόγηση αυτών των προτύπων και η ερμηνεία τους είναι τελικά η γνώση. Για παράδειγμα τα δεδομένα από τις λιανικές πωλήσεις ενός σουπερμάρκετ όταν αναλυθούν θα παράξουν πληροφορίες για την αγοραστική συμπεριφορά των πελατών, φανερώνοντας στον επιχειρηματία ποιο προϊόν είναι πιο ευαίσθητο για διαφημιστικούς σκοπούς.

Οι Salloum, Alshurideh, Elnagar & Shaalan (2020) υποστηρίζουν ότι η εξόρυξη δεδομένων είναι η πιο ισχυρή μεθοδολογία που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση πολύτιμων πληροφοριών από την αποθήκη δεδομένων και χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη κρυφών πληροφοριών μέσω της μεθόδου εξαγωγής, έτσι ώστε η λήψη αποφάσεων να μπορεί να βελτιωθεί. Μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τομείς, όπως στην τεχνητή νοημοσύνη για την εύρεση προτύπων σε διάφορα προβλήματα, στις επιχειρήσεις για τη σχεδίαση στρατηγικών προώθησης προϊόντων/υπηρεσιών ανάλογα με την αγοραστική τάση, στην ιατρική έρευνα, στη γενετική, στην εκπαίδευση και γενικά σε κάθε τομέα ο οποίος έχει στόχο την εύρεση της γνώσης (στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Οι βασικές λειτουργίες του Data Mining είναι οι εξής (Pareek, 2011, στο Καραγιάννη και συν., 2020) (Σχήμα 2):

1. Εξάγει, μεταμορφώνει και φορτώνει τα δεδομένα (που έχει επεξεργαστεί) σε ένα σύστημα αποθήκευσης δεδομένων (datawarehouse).
2. Αποθηκεύει και διαχειρίζεται τα δεδομένα σε ένα πολυδιάστατο σύστημα βάσης δεδομένων.
3. Αναλύει τα δεδομένα με ειδικά προγράμματα λογισμικού.
4. Παρουσιάζει τα δεδομένα σε κατανοητή μορφή για τον άνθρωπο, όπως σχεδιαγράμματα ή πίνακες.



Σχήμα 2. Διαδικασία εξόρυξης δεδομένων (Καραγιάννη και συν., 2020)

2.2 Τεχνικές Data Mining

Οι τεχνικές του Data Mining χρησιμοποιούνται και λειτουργούν σε μεγάλο πλήθος δεδομένων (big data) για να ανακαλύψουν κρυμμένα μοτίβα και σχέσεις με σκοπό να βοηθήσουν στη λήψη αποφάσεων. Τα προγράμματα που χρησιμοποιούνται στις μεθόδους Data Mining, επιτρέπουν στους χρήστες να αναλύσουν τα δεδομένα από διαφορετικές διαστάσεις, κατηγοριοποιώντας τα και συνοψίζοντας τις σχέσεις που ανακαλύπτονται κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας τους. Διαφορετικές τεχνικές Data Mining χρησιμοποιούνται σε διαφορετικά πεδία όπως ιατρική, στατιστική, μηχανική, εκπαίδευση, τράπεζες, μάρκετινγκ, πωλήσεις κ.α.

Γενικά, τα μοντέλα εξόρυξης δεδομένων κατατάσσονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες:

- **Μοντέλα Πρόβλεψης (Predictive Models):** σκοπός τους είναι η διατύπωση προβλέψεων για το μέλλον. Για παράδειγμα, την πιθανότητα πτώχευσης ή όχι ενός πελάτη βασισμένοι στα υπάρχοντα στοιχεία/δεδομένα.
- **Περιγραφικά Μοντέλα (Descriptive Model):** σκοπός τους είναι να ανακαλύψουν υπάρχουσες τάσεις και κανόνες χωρίς όμως να επιδιώκεται η διατύπωση πρόβλεψης. Για παράδειγμα αν κάποιος ελέγξει τα λάδια στο αυτοκίνητο του, πιθανόν να ελέγξει και τα λάστιχα.

Υπάρχουν διάφορες τεχνικές εξόρυξης δεδομένων με τις οποίες βρίσκουμε ενδιαφέροντα μοτίβα σε ένα σύνολο δεδομένων. Μερικές από αυτές τις τεχνικές είναι (Pareek A, 2011, στο Καραγιάννη και συν., 2020):

- Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network): Οι πληροφορίες παρουσιάζονται σε μη-γραμμικά δίκτυα (μη-γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης) και η δομή τους προσομοιάζει με τα βιολογικά δίκτυα.
- Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees): Οι πληροφορίες παρουσιάζονται σε μορφή δέντρου, εύκολα αντιληπτή από τον άνθρωπο.
- Ομαδοποίηση (Clustering): Με αυτή την τεχνική τα δεδομένα οργανώνονται σε ομάδες (γνωστά ως clusters) με τέτοιον τρόπο έτσι ώστε τα χαρακτηριστικά των δεδομένων να είναι όμοια (ή παρόμοια). Με αυτό τον τρόπο το κάθε cluster είναι μια συλλογή αντικειμένων από όμοια ανάμεσα σε πολλά δεδομένα και ανόμοια με αντικείμενα που ανήκουν σε άλλα cluster (Baker, 2010).
- Κανόνες Συσχετίσεων (Association Rules): Με αυτή την τεχνική ανακαλύπτονται ενδιαφέρουσες συσχετίσεις ανάμεσα σε μεγάλο πλήθος δεδομένων. Ένα κλασικό παράδειγμα ανάλυσης συσχετίσεων είναι η ανάλυση του καλαθιού του σουπερμάρκετ όπου φτιάχνονται αγοραστικά μοτίβα πελατών βρίσκοντας τις σχέσεις ανάμεσα σε διαφορετικά προϊόντα που αγοράζουν οι πελάτες.
- Αλγόριθμος K-mean (K-means Algorithm): Αυτή η τεχνική δουλεύει σε δεδομένα που έχουν αριθμητικά χαρακτηριστικά. Κάθε cluster συσχετίζεται με ένα κεντρικό σημείο και το κάθε σημείο συνδέεται με το cluster με το κοντινότερο κεντρικό σημείο.
- Απεικόνιση (Visualization): Είναι μία τεχνική που απεικονίζει με γραφικό τρόπο τα περιεχόμενα της βάσης δεδομένων. Αυτή η τεχνική είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για την ανακάλυψη μοτίβων σε μια ομάδα δεδομένων και χρησιμοποιείται για να πάρουμε μια πρώτη ιδέα.

2.3 Data Mining στην Εκπαίδευση

Πρόσφατα, ένας από τους πρώτους αναπτυσσόμενους τομείς έρευνας που έχει εργαστεί για τη συστηματική χρήση της δύναμης των ποσοτικών αναλύσεων στον τομέα της εκπαίδευσης ήταν ο τομέας της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM) (Baker & Yacef, 2009). Η βασική ιδέα ήταν αρκετά απλή στην προέλευση: εφαρμογή των τεχνικών, μεθόδων και προσεγγίσεων της Εξόρυξης Δεδομένων (DM) και της Επιχειρηματικής Ευφυΐας (BI) σε έναν άλλο τομέα, αφού εφαρμόστηκε σε επιχειρήσεις, υγειονομική περίθαλψη, γενετική κ.λπ. (Agasisti & Bowers, 2017).

Σήμερα, η αύξηση του εκπαιδευτικού λογισμικού και των βάσεων δεδομένων των εκπαιδευτικών οργανισμών, έχει δημιουργήσει μεγάλα αποθετήρια δεδομένων που αντικατοπτρίζουν τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν οι μαθητές. Οι επιστήμονες που ασχολούνται με την εκπαίδευση έχουν να διαχειριστούν τη συνεχόμενη αύξηση των εκπαιδευτικών δεδομένων ενώ παράλληλα πρέπει να δουν πως μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτά τα δεδομένα για την παροχή ποιοτικότερων εργαλείων λήψης αποφάσεων (Bala & Ojha, 2012, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Τα τελευταία χρόνια, η εξόρυξη δεδομένων, ως μια αναδυόμενη μεθοδολογία, χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση με σκοπό να βοηθήσει τους ερευνητές να κατανοήσουν τα διάφορα μοτίβα που βρίσκονται σε ένα εκπαιδευτικό σύστημα. Σύμφωνα με τον Huebner (2013) η μεθοδολογία επικεντρώνεται στην ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων με σκοπό την ανάπτυξη μοντέλων για τη βελτίωση των μαθησιακών εμπειριών και τη βελτίωση της σχολικής αποτελεσματικότητας. Η εξόρυξη δεδομένων από το εκπαιδευτικό περιβάλλον, που ονομάζεται Educational Data Mining (EDM), ενδιαφέρεται να αναπτύξει νέες μεθόδους, οι οποίες μέσα από τα είδη και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που βρίσκονται στην εκπαίδευση θα ανακαλύπτουν τη γνώση και θα δίνει τη δυνατότητα στους εκπαιδευτικούς, στους διευθυντές των εκπαιδευτικών μονάδων, στους ανώτερους αξιωματούχους της εκπαιδευτικής κοινότητας αλλά και σε όλη την κοινωνία να ενισχύσουν την ποιότητα της εκπαίδευσης σε διάφορα επίπεδα (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Παρόλο που η εξόρυξη δεδομένων χρησιμοποιείται πλέον ευρέως σε διάφορους κλάδους όπως τη βιοεπιστήμη και το εμπόριο, η εφαρμογή της στο εκπαιδευτικό πλαίσιο είναι περιορισμένη (Ranjan & Malik, 2007) καθώς οι τυπικές μέθοδοι και οι αλγόριθμοι του DM δεν είναι κατάλληλοι για εφαρμογή σε αυτήν την αναδυόμενη μεθοδολογία λόγω της ιεραρχικής και μη ανεξάρτητης φύσης των εκπαιδευτικών δεδομένων (Baker & Yacef, 2009). Τα εκπαιδευτικά συστήματα έχουν ειδικά χαρακτηριστικά που απαιτούν διαφορετική αντιμετώπιση του προβλήματος. Ορισμένες παραδοσιακές τεχνικές μπορούν να εφαρμοστούν άμεσα, ενώ άλλες πρέπει να προσαρμοστούν στο συγκεκριμένο εκπαιδευτικό πρόβλημα (Romero et al, 2008). Το αναπτυσσόμενο επιστημονικό πεδίο της EDM εξετάζει, επομένως, τους μοναδικούς τρόπους με τους οποίους μπορούν οι μέθοδοι της εξόρυξης δεδομένων να εφαρμοστούν στο εκπαιδευτικό περιβάλλον και να λύσουν εκπαιδευτικά προβλήματα.

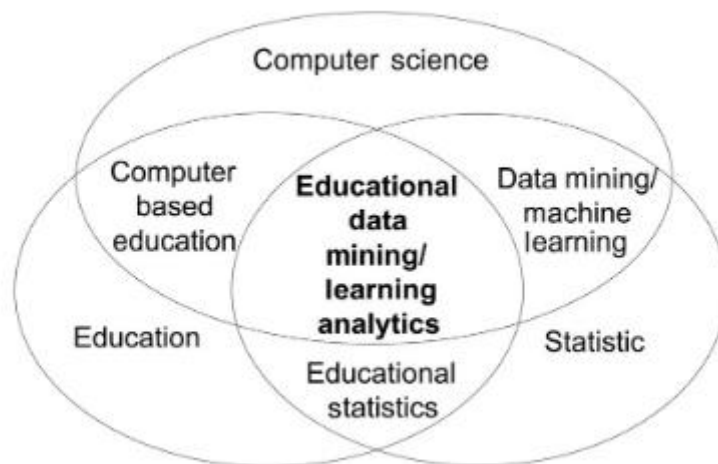
Το EDM ασχολείται με την ανάλυση των δεδομένων που δημιουργούνται στην εκπαιδευτική διαδικασία χρησιμοποιώντας διαφορετικά συστήματα. Στόχος του είναι να αναπτύξει μοντέλα για τη βελτίωση της μαθησιακής εμπειρίας και της εκπαιδευτικής αποτελεσματικότητας (Dutt, Ismail & Herawan, 2017). Όπως αναφέρουν και οι Romero & Ventura (2010) το EDM επιδιώκει να χρησιμοποιήσει τα αποθετήρια δεδομένων για να κατανοήσει καλύτερα τους μαθητές και τη μάθηση και να αναπτύξει υπολογιστικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν δεδομένα και θεωρία προς όφελος των μαθητών και του εκπαιδευτικού πλαισίου.

Στη σημερινή εποχή όπου τα πράγματα αλλάζουν γρήγορα, τα σύνολα δεδομένων είναι τεράστια και εύκολα διαθέσιμα, φαίνεται ότι οι οργανισμοί που μετασχηματίζουν τα δεδομένα

τους σε χρήσιμες πληροφορίες και γνώσεις, και το κάνουν αποτελεσματικά, αποφέρουν τεράστια οφέλη, όπως βελτιωμένη λήψη αποφάσεων, αυξημένη ανταγωνιστικότητα και πιθανά οικονομικά οφέλη (Nemati & Barko, 2004). Σε αυτό το πλαίσιο, το πεδίο EDM βασίζεται και στην οργανωτική θεωρία αφού μπορεί να εξετάσει φαινόμενα σε διαφορετικά επίπεδα ανάλυσης, από κοινωνικό, οργανωτικό ή ατομικό επίπεδο (Huebner, 2013) συλλέγοντας ακατέργαστα δεδομένα σχετικά με τις εκπαιδευτικές δραστηριότητες και διαδικασίες (Bowers et al, 2016, στο Agasisti & Bowers, 2017).

Σύμφωνα με τους Romero et al. (2008) η παραδοσιακή ανάλυση δεδομένων βασίζεται στην υπόθεση με την έννοια ότι ο χρήστης ξεκινά από μια ερώτηση και εξερευνά τα δεδομένα για να επιβεβαιώσει τη διαίσθηση. Αν και αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο όταν εμπλέκεται ένας μέτριος αριθμός παραγόντων και δεδομένων, μπορεί να είναι πολύ δύσκολο για τον χρήστη να βρει πιο πολύπλοκα μοτίβα που σχετίζονται με διαφορετικές πτυχές των δεδομένων. Οι ερευνητές προτείνουν, σαν εναλλακτική λύση, για την παραδοσιακή ανάλυση δεδομένων, να χρησιμοποιηθεί η εξόρυξη δεδομένων για την αυτόματη ανακάλυψη κρυφών πληροφοριών που υπάρχουν στα δεδομένα. Η εξόρυξη δεδομένων, σε αντίθεση με τον παραδοσιακό τρόπο ανάλυσης δεδομένων, καθοδηγείται από την ανακάλυψη με την έννοια ότι η υπόθεση εξάγεται αυτόματα από τα δεδομένα και ως εκ τούτου βασίζεται στα δεδομένα και στην έρευνα (Tsantis & Castellani, 2001). Η εξόρυξη δεδομένων δημιουργεί αναλυτικά μοντέλα που ανακαλύπτουν ενδιαφέροντα μοτίβα και τάσεις τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τον εκπαιδευτικό για τη βελτίωση της εκπαιδευτικής διαδικασίας και πρακτικής (Romero et al., 2008). Με άλλα λόγια, η εξόρυξη δεδομένων είναι σε θέση να αναλύει και να εντοπίζει τις κρυφές πληροφορίες σχετικά με τα ίδια τα δεδομένα, κάτι που είναι πολύ δύσκολο και απαιτεί πολύ χρόνο εάν εκτελεστεί χειροκίνητα (Salloum et al, 2020).

Ως ένας διεπιστημονικός κλάδος, το EDM περιλαμβάνει μεθόδους από διαφορετικά επιστημονικά πεδία, όπως την ψυχομετρική, την ψυχοπαιδαγωγική, την ψυχολογία αλλά και τη μηχανική, την πληροφορική κ.α. Είναι ένας συνδυασμός διαφόρων επιστημονικών πεδίων στηριζόμενο, όμως, σε τρεις σημαντικούς επιστημονικούς άξονες των υπολογιστών, της εκπαίδευσης και της στατιστικής (Σχήμα 3). Οι διασυνδέσεις αυτών των πεδίων δημιουργούν σχέσεις και με άλλα πεδία παραπλήσια της EDM όπως την ηλεκτρονική εκπαίδευση (Computer Based Learning), εξόρυξη δεδομένων και μηχανική μάθηση (Data Mining and Machine Learning) και μαθησιακής ανάλυσης (Learning Analytics) (Romero et al, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).



Σχήμα 3. Συνδυασμός επιστημονικών πεδίων στο EDM (Romero & Ventura, 2020)

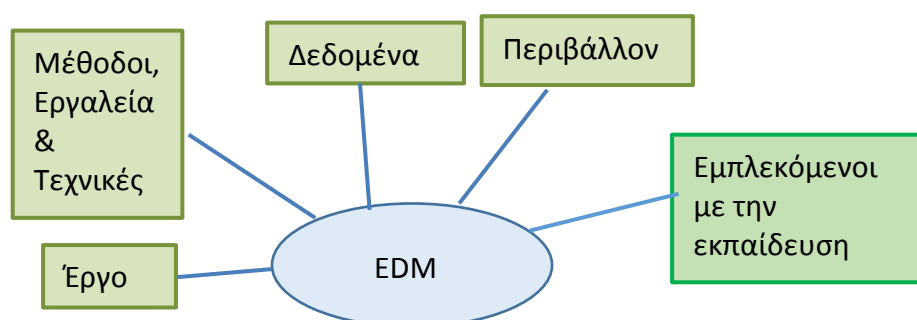
Τελικά παντρεύοντας τεχνικές μάθησης, απεικόνισης και στατιστικής αποκαλύπτει την κρυμμένη γνώση σε μορφή κατανοητή για τον άνθρωπο. Χωρίς τη χρήση του EDM, θα ήταν αδύνατο για τους εμπλεκόμενους με την εκπαίδευση να βρουν τα μοτίβα και τις σχέσεις ανάμεσα στην πληθώρα των εκπαιδευτικών δεδομένων (Baker & Yacef, 2009, στο Καραγιάννη και συν., 2020). Για παράδειγμα, με τη χρήση μεθόδων του EDM μπορεί να βρεθούν οι αιτίες για τη σχολική διαρροή εστιάζοντας στον προσδιορισμό, την εξαγωγή και την αξιολόγηση των μεταβλητών που είναι υπεύθυνες για το φαινόμενο αυτό. Όπως υποστηρίζουν οι Fadiya, et al. (2014) μέσω της αυξημένης γνώσης, σχετικά με τα στοιχεία που επηρεάζουν το μαθησιακό επίτευγμα, ενθαρρύνεται η καλύτερη λήψη αποφάσεων και η κατανομή πόρων, μειώνοντας το κόστος εντός του οργανισμού.

2.4 Συστατικά EDM

Το EDM προσδιορίζεται ως το πεδίο επιστημονικής έρευνας όπου συνδυάζοντας την έρευνα, την ανάπτυξη και την εφαρμογή υπολογιστικών μεθόδων ανακαλύπτει μοτίβα μέσα από τη μεγάλη συλλογή εκπαιδευτικών δεδομένων κάτι που, υπό άλλες συνθήκες, θα ήταν δύσκολο ή αδύνατο να αναλυθεί εξαιτίας του όγκου των δεδομένων που πλέον υπάρχουν (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020), παρέχοντας μια εσωτερική γνώση της διαδικασίας διδασκαλίας και μάθησης για έναν πιο αποτελεσματικό εκπαιδευτικό σχεδιασμό (Jindal & Borah, 2013).

Εξαιτίας της μεγάλης ποικιλίας εκπαιδευτικών συστημάτων τόσο στην παραδοσιακή εκπαίδευση όσο και στην εκπαίδευση βασισμένη στις νέες τεχνολογίες, τα ψηφιακά δεδομένα πλέον βρίσκονται παντού. Σε ένα εκπαιδευτικό περιβάλλον αλληλοεπιδρούν πολλοί παράγοντες, όπως εκπαιδευτικοί – εκπαιδευόμενοι - περιβάλλον, δημιουργώντας ογκώδη δεδομένα που μπορούν συστηματικά να συγκεντρωθούν για να εξορύξουν πολύτιμες πληροφορίες (Dutt et al., 2017).

Βασικά συστατικά του EDM αποτελούν οι εμπλεκόμενοι με την εκπαίδευση, το εκπαιδευτικό περιβάλλον, τα εκπαιδευτικά δεδομένα, οι μέθοδοι DM (εργαλεία και τεχνικές), το εκπαιδευτικό έργο και τα αποτελέσματα που πληρούν τους εκπαιδευτικούς στόχους (Σχήμα 4) (Jindal & Borah, 2013).



Σχήμα 4. Βασικά συστατικά EDM (Jindal & Borah, 2013)

2.4.1 Εμπλεκόμενοι με την Εκπαίδευση

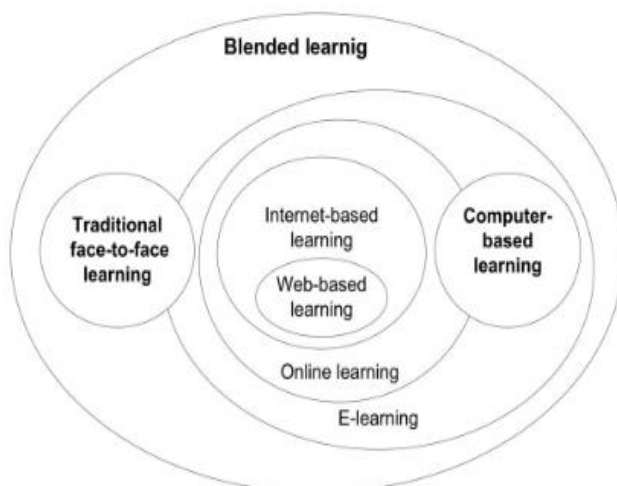
Σύμφωνα με τους Jindal & Borah (2013) από την πρωτοβάθμια έως την τριτοβάθμια εκπαίδευση, οι εμπλεκόμενοι με την εκπαίδευση μπορούν να χωριστούν σε τρεις ομάδες:

- **Κύρια ομάδα:** Αυτή η ομάδα ασχολείται άμεσα με τη διαδικασία διδασκαλίας και μάθησης, όπως οι μαθητές και οι εκπαιδευτικοί.

- **Δευτερεύουσα ομάδα:** Αυτή η ομάδα συμμετέχει έμμεσα στην ανάπτυξη του εκπαιδευτικού οργανισμού, όπως γονείς και απόφοιτοι.
- **Υβριδική ομάδα:** Αυτή η ομάδα συμμετέχει στη διαδικασία διαχείρισης / λήψης αποφάσεων, όπως στελέχη εκπαίδευσης, εργοδότες, διαχειριστές εκπαιδευτικών προγραμμάτων, υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής.

2.4.2 Εκπαιδευτικά Περιβάλλοντα

Υπάρχει μεγάλη ποικιλία εκπαιδευτικών περιβαλλόντων, όπου το κάθε ένα από αυτά παρέχει διαφορετικές πηγές δεδομένων (Romero & Ventura, 2007) (Σχήμα 5).



Σχήμα 5. Εκπαιδευτικά Περιβάλλοντα (Romero & Ventura, 2020)

2.4.2.1 Παραδοσιακή Εκπαίδευση

Ως παραδοσιακή εκπαίδευση, ορίζεται η εκπαίδευση που βασίζεται, κυρίως, στη δια ζώσης επικοινωνία μεταξύ των εκπαιδευτικών και των εκπαιδευόμενων μέσω των μαθημάτων στην τάξη, των διαλέξεων, ατομικών και ομαδικών εργασιών κ.λπ. Είναι το επίσημο εκπαιδευτικό περιβάλλον και παρέχει άμεση αλληλεπίδραση με τους ενδιαφερομένους της κύριας ομάδας εκπαίδευσης (Jindal & Borah, 2013). Εκπαιδευτικά συστήματα που λειτουργούν βασιζόμενα στην παραδοσιακή εκπαίδευση είναι αυτά που ανήκουν στην υποχρεωτική εκπαίδευση, όπως προνήπια, νήπια, δημοτικό, γυμνάσιο, λύκειο, αλλά και τα πανεπιστήμια, κολλέγια και άλλα εκπαιδευτικά ιδρύματα τυπικής ή άτυπης εκπαίδευσης. Στις βάσεις δεδομένων των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων, συλλέγονται και αποθηκεύονται πληθώρα δεδομένων όπως στοιχεία μαθητών και εκπαιδευτικών, παρουσιολόγια μαθητών/εκπαιδευτικών, επιδόσεις μαθητών, προγράμματα σπουδών, πληροφορίες σχετικές με τις εκπαιδευτικές δραστηριότητες και τις διαδικασίες μάθησης, στόχους διδασκείας ύλης, χρονοπρογραμματισμός μαθημάτων κ.α. (Romero & Ventura, 2007, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

2.4.2.2 Εκπαίδευση Βασισμένη στους Υπολογιστές (CBE)

Η εκπαίδευση βασισμένη στους υπολογιστές, από την άλλη, είναι μια νέας μορφής εκπαίδευση, όπου η χρήση υπολογιστών βοηθάει την εκπαιδευτική διαδικασία και τη διαδικασία της μάθησης αφού η εκπαίδευση με βάση τους υπολογιστές (CBE) σημαίνει τη χρήση υπολογιστών στην εκπαίδευση για την παροχή καθοδήγησης και τη διαχείριση οδηγιών στον μαθητή (Romero et al, 2014). Αποτελεί άτυπο περιβάλλον εκπαίδευσης και παρέχει άμεση ή / και

έμμεση αλληλεπίδραση και με τις τρεις ομάδες της εκπαίδευσης (Jindal & Borah, 2013). Σήμερα, η αύξηση της χρήσης του διαδικτύου, με ένα πλήθος διαδικτυακών εκπαιδευτικών εφαρμογών αλλά και η αύξηση των τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης, έχουν οδηγήσει στη δημιουργία νέων έξυπνων και προσαρμόσιμων εκπαιδευτικών συστημάτων, όπως το Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης (Learning Management Systems, LMS), Συστήματα Τεστ, (Test and Quiz System), Ευφυή Συστήματα Διδασκαλίας (Intelligent Tutoring System, ITS), Μαζικά Ανοιχτά Διαδικτυακά Μαθήματα (Massive Open Online Courses, MOOC) wikis, κ.α. (Romero et al, 2014). Η εκπαίδευση βασισμένη στους υπολογιστές δε χρησιμοποιείται μόνο στην εξ αποστάσεως εκπαίδευση αλλά αποτελεί σημαντικό εργαλείο και στην παραδοσιακή εκπαίδευση (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

- Learning Management Systems, LMS: Τα LMS είναι ένας ειδικός τύπος εκπαιδευτικής πλατφόρμας που βασίζεται στο διαδίκτυο για τη διαχείριση, την τεκμηρίωση, την παρακολούθηση και την αναφορά προγραμμάτων κατάρτισης, τάξεων και διαδικτυακών εκδηλώσεων, προγραμμάτων ηλεκτρονικής μάθησης και εκπαιδευτικού περιεχομένου. Προσφέρουν επίσης μια μεγάλη ποικιλία καναλιών και χώρων εργασίας για τη διευκόλυνση της ανταλλαγής πληροφοριών και της επικοινωνίας μεταξύ όλων των συμμετεχόντων σε ένα μάθημα. Ορισμένα παραδείγματα εμπορικών LMS είναι το Blackboard και το Virtual-U, ενώ μερικά παραδείγματα δωρεάν LMS είναι το Moodle, το Ilias, το Sakai και το Claroline. Αυτά τα συστήματα συσσωρεύουν τεράστια δεδομένα καταγραφής σε σχέση με τις δραστηριότητες των μαθητών και συνήθως διαθέτουν ενσωματωμένα εργαλεία παρακολούθησης μαθητών που επιτρέπουν στον εκπαιδευτή να προβάλλει στατιστικά δεδομένα (Romero et al., 2014).
- Massive Open Online Courses, MOOC: Τα MOOC χρησιμοποιούνται πλέον σε όλο τον κόσμο για να παρέχουν σε εκατομμύρια μαθητές πρόσβαση στην εκπαίδευση (Ferguson & Clow, 2015), αυξάνονται σε αριθμούς και προσελκύουν όλο και περισσότερο το ενδιαφέρον της εκπαιδευτικής κοινότητας (Clow, 2013). Το MOOC είναι ένα διαδικτυακό μάθημα που στοχεύει σε διαδραστική συμμετοχή μεγάλης κλίμακας και ανοικτή πρόσβαση μέσω του διαδικτύου, επιτρέποντας σε οποιονδήποτε με σύνδεση στο διαδίκτυο να εγγραφεί, δωρεάν, σε πανεπιστημιακά μαθήματα. Μερικά παραδείγματα MOOCs είναι τα Udacity, MITx, EdX, Coursera και Udemy. Τα MOOC παράγουν μεγάλες ποσότητες δεδομένων που απαιτούν τη χρήση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων για την επεξεργασία και την ανάλυσή τους (Romero et al., 2014).
- Intelligent Tutoring Systems, (ITS): Τα ITS είναι συστήματα που παρέχουν, απευθείας, προσαρμοσμένες οδηγίες ή σχόλια στους μαθητές. Ένα ITS διαμορφώνει τη συμπεριφορά των μαθητών και αλλάζει τον τρόπο αλληλεπίδρασης με κάθε μαθητή με βάση το ατομικό του μοντέλο. Η ικανότητα των ITS να καταγράφουν και να συγκεντρώνουν λεπτομερείς, διαχρονικές αλληλεπιδράσεις με μεγάλο αριθμό μαθητών μπορούν να δημιουργήσουν τεράστια εκπαιδευτικά σύνολα δεδομένων (Romero et al., 2014).
- Adaptive and Intelligent Hypermedia Systems, AIHS: Τα AIHS δεν είναι εντελώς νέα είδη συστημάτων, αφού σχεδόν όλα τα διαδικτυακά AIES κληρονομούν χαρακτηριστικά από τα έξυπνα συστήματα διδασκαλίας (ITS) και προσαρμοστικά συστήματα υπερμέσων (Brusilovsky, 1999). Τα AIHS είναι ένα από τα πρώτα και πιο δημοφιλή είδη προσαρμοστικών υπερμέσων και παρέχουν μια εναλλακτική λύση στην παραδοσιακή προσέγγιση «απλά βάλ' το στο διαδίκτυο» στην ανάπτυξη εκπαιδευτικού λογισμικού. Προσπαθούν να προσαρμοστούν στις ανάγκες του μαθητή δημιουργώντας ένα μοντέλο των στόχων, των προτιμήσεων και της γνώσης κάθε μεμονωμένου μαθητή μέσω της αλληλεπίδρασης με τον μαθητή. Τα δεδομένα που προέρχονται από αυτά τα συστήματα είναι σημασιολογικά πλουσιότερα και μπορούν να οδηγήσουν σε μια πιο διαγνωστική

ανάλυση από τα δεδομένα από παραδοσιακά εκπαιδευτικά συστήματα που βασίζονται στο διαδίκτυο αφού τα AIHS αποθηκεύουν δεδομένα σχετικά με το μοντέλο τομέα, το μαθητικό μοντέλο και τα αρχεία καταγραφής αλληλεπίδρασης (παραδοσιακά αρχεία καταγραφής Ιστού ή συγκεκριμένα αρχεία καταγραφής) (Romero et al., 2014).

- **Test and Quiz Systems:** Τα συστήματα δοκιμών και κουίζ είναι από τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα και καλά αναπτυγμένα εργαλεία στην εκπαίδευση. Το τεστ είναι ένα όργανο που αποτελείται από μια σειρά ερωτήσεων / αντικειμένων και άλλων ερωτημάτων για τον σκοπό της συλλογής πληροφοριών από τους ερωτηθέντες. Κάθε ερώτηση προϋποθέτει μια απλή απάντηση που θα μπορούσε να ελεγχθεί και να αξιολογηθεί επίσημα ως σωστή, εσφαλμένη ή εν μέρει σωστή (για παράδειγμα, ελλιπής). Οι ερωτήσεις συνήθως ταξινομούνται σε τύπους ανά τύπο αναμενόμενης απάντησης. Οι κλασικοί τύποι ερωτήσεων περιλαμβάνουν ερωτήσεις ναι / όχι, ερωτήσεις πολλαπλής επιλογής / απλής απάντησης, ερωτήσεις πολλαπλών επιλογών / πολλαπλών απαντήσεων και ερωτήσεις συμπλήρωσης, ενώ οι πιο προηγμένοι τύποι ερωτήσεων περιλαμβάνουν ερωτήσεις αντιστοίχισης-ζεύγους, ερωτήσεις υπόδειξης (η απάντηση είναι σε μία ή σε περισσότερες περιοχές μιας εικόνας) και ερωτήσεις γραφημάτων (η απάντηση είναι ένα απλό γράφημα) (Brusilovsky et al., 1999). Ο κύριος στόχος αυτών των συστημάτων είναι να μετρηθεί το επίπεδο γνώσης των μαθητών σε σχέση με μία ή περισσότερες έννοιες ή θέματα. Αυτά τα συστήματα αποθηκεύουν μια μεγάλη συλλογή πληροφοριών, όπως ερωτήσεις, απαντήσεις μαθητών, υπολογισμένες βαθμολογίες και στατιστική (Romero et al., 2014).

2.4.2.3 Μικτά Συστήματα Μάθησης

Τα περιβάλλοντα Μικτής Μάθησης (Blended Learning) συνδυάζουν τη διδασκαλία πρόσωπο με πρόσωπο με τη διδασκαλία μέσω υπολογιστή. Οι όροι «μικτή μάθηση», «υβριδική μάθηση» και «διδασκαλία μικτού τύπου» χρησιμοποιούνται, επίσης, συχνά στην βιβλιογραφία. Τα συνδυασμένα μαθήματα αύξησαν την πρόσβαση και την ευκολία στη διαδικασία της μάθησης παρέχοντας μεγαλύτερη ευελιξία και ελευθερία σε σύγκριση με τα μαθήματα πρόσωπο με πρόσωπο. Αυτά τα συστήματα συγκεντρώνουν πληροφορίες τόσο από τα συστήματα πρόσωπο με πρόσωπο (παραδοσιακή εκπαίδευση) όσο και από τα συστήματα που βασίζονται σε υπολογιστή (Romero & Ventura, 2020).

2.4.3 Εκπαιδευτικά Δεδομένα

Ανάλογα με το εκπαιδευτικό περιβάλλον (παραδοσιακό, βασιζόμενο σε υπολογιστές, τυπικό ή άτυπο) και το πληροφοριακό σύστημα που υποστηρίζει θα συλλεχθούν διαφορετικά δεδομένα για να επιλύσουν διαφορετικά εκπαιδευτικά προβλήματα. Τα δεδομένα, που δημιουργούνται είτε από πηγές εκτός σύνδεσης, είτε στο διαδίκτυο, είναι από ετερογενείς πηγές με διαφορετικές και ποικίλες χρήσεις, διαφορετικά και κατανεμημένα, δομημένα και μη δομημένα (Jindal & Borah, 2013). Όλα αυτά τα δεδομένα, που προέρχονται από διαφορετικές πηγές και βάσεις δεδομένων, σύμφωνα με την Bernhardt (2000) (στο Καραγιάννη και συν., 2020) μπορούν να ταξινομηθούν σε τέσσερις κατηγορίες (Σχήμα 6):

1. **Δημογραφικά δεδομένα:** Τα δεδομένα αυτά είναι περιγραφικά και συλλέγονται, στις βάσεις δεδομένων, κατά τη διάρκεια της ημέρας. Είναι δεδομένα που αφορούν γενικά στοιχεία μαθητών, εκπαιδευτικών και εκπαιδευτικών ιδρυμάτων. Είναι σχετικά με το φύλο, την ηλικία, την εθνικότητα, το οικογενειακό περιβάλλον των μαθητών, τις απουσίες, την εμπειρία και το επίπεδο σπουδών των εκπαιδευτικών, την τοποθεσία και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του σχολείου, την ιστορία και τα οικονομικά δεδομένα της τοπικής κοινωνίας κ.α. Τα δημογραφικά δεδομένα είναι σημαντικά γιατί βοηθάνε στην κατανόηση παλιότερων τάσεων και στην πρόβλεψη μελλοντικών. Για παράδειγμα τα δημογραφικά δεδομένα ενός έτους μπορούν να

πληροφορήσουν για το πόσοι μαθητές είναι εγγεγραμμένοι το τρέχον σχολικό έτος στο σχολείο, ενώ η παρατήρηση των ίδιων δεδομένων σε βάθος χρόνου θα παρέχει πληροφορίες σχετικές με το πόσο έχει αλλάξει το μαθητικό δυναμικό αυτά τα χρόνια (Bernhardt, 2000, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

2. Δεδομένα Αντιλήψεων: Είναι δεδομένα που περιλαμβάνουν τις αντιλήψεις, τις πεποιθήσεις και τις προσδοκίες των μαθητών, των γονέων, των εκπαιδευτικών και γενικά της κοινωνίας για το μαθησιακό περιβάλλον. Είναι σημαντικά δεδομένα γιατί γνωρίζοντας τις απόψεις των εμπλεκόμενων με την εκπαιδευτική διαδικασία μπορούν να σχεδιαστούν ρεαλιστικές στρατηγικές και πρακτικές που ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα. Η συλλογή αυτών των δεδομένων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους (ερωτηματολόγια, συνεντεύξεις, παρατηρήσεις) και σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα. Για παράδειγμα η συλλογή ενός έτους δεδομένων αντιλήψεων πληροφορεί για τις αντιλήψεις των γονέων, μαθητών, εκπαιδευτικών για το μαθησιακό περιβάλλον του σχολείου το τρέχον σχολικό έτος, ενώ σε βάθος χρόνου να πληροφορεί για το πως έχουν αλλάξει αυτές οι αντιλήψεις (Bernhardt, 2000, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

3. Διαδικαστικά Δεδομένα: Τα διαδικαστικά δεδομένα, είναι δεδομένα που προκύπτουν από τα προγράμματα, τις διδακτικές προσεγγίσεις και τις πρακτικές στην τάξη. Η συλλογή αυτών των δεδομένων είναι δύσκολη διαδικασία καθώς απαιτεί από τους εκπαιδευτικούς τη συστηματική παρατήρηση των επιδόσεων των μαθητών και των πρακτικών που οι ίδιοι ακολουθούν. Για παράδειγμα, η επεξεργασία των διαδικαστικών δεδομένων ενός έτους, μπορεί να αναλύσει τις πρακτικές των εκπαιδευτών σε ένα διδακτικό αντικείμενο, ενώ η επεξεργασία αυτών των δεδομένων σε ένα διάστημα, π.χ. 5 ετών, να αναλύσει τις διδακτικές προσεγγίσεις που ακολουθήθηκαν (Bernhardt, 2000, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

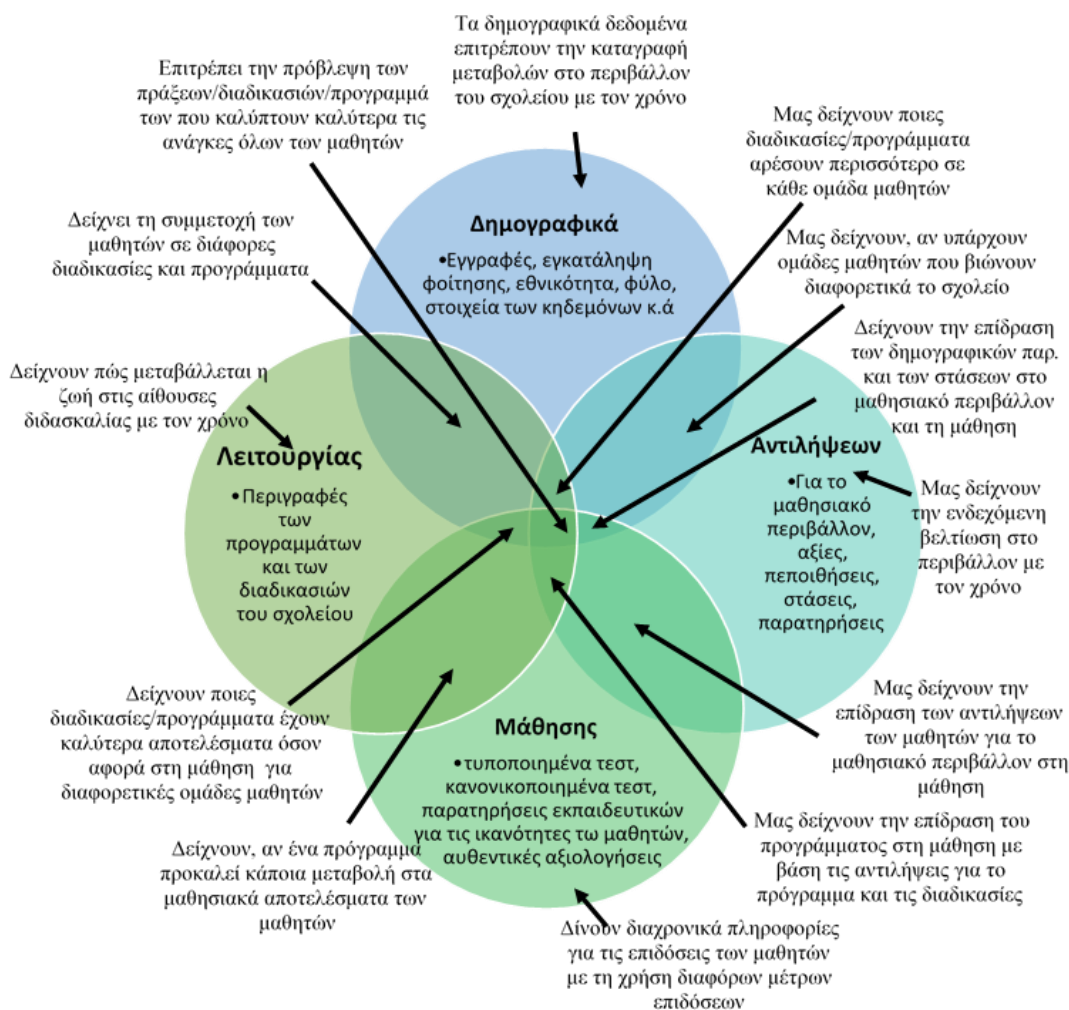
4. Μαθησιακά Δεδομένα: Είναι δεδομένα που συλλέγονται από συγκεκριμένες αξιολογήσεις τόσο του σχολείου όσο και των μαθητών, από συγκεκριμένα τεστ, βαθμολογίες μαθητών σε διαγωνίσματα, μέσους όρους επιδόσεων κ.α. με σκοπό την περιγραφή ενός εκπαιδευτικού συστήματος. Για παράδειγμα η ανάλυση των μαθησιακών δεδομένων για ένα χρόνο μπορεί να ενημερώσει για τις επιδόσεις των μαθητών σε ένα συγκεκριμένο τεστ, ενώ η επεξεργασία των μαθησιακών δεδομένων σε βάθος χρόνου πληροφορεί για τις διαφορές στις επιδόσεις αντίστοιχων τεστ (Bernhardt, 2000, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Οι Jindal & Borah (2013) ταξινομούν τα δεδομένα σε τρεις κατηγορίες:

1. Δεδομένα εκτός σύνδεσης: Τα δεδομένα εκτός σύνδεσης δημιουργούνται από παραδοσιακά και σύγχρονα αλληλεπιδραστικά περιβάλλοντα διδασκαλίας/μάθησης, πληροφορίες μαθητών/εκπαιδευτικών, παρακολούθηση μαθητών, συναισθηματικά δεδομένα, πληροφορίες μαθημάτων, δεδομένα που συλλέγονται από ένα εκπαιδευτικό ίδρυμα.

2. Διαδικτυακά δεδομένα: Τα διαδικτυακά δεδομένα παράγονται από τον γεωγραφικά διαχωρισμένο κάτοχο της εκπαίδευσης, την εξ αποστάσεως εκπαίδευση, τη διαδικτυακή εκπαίδευση, τη συνεργατική μάθηση που υποστηρίζεται από υπολογιστή, τους ιστοτόπους κοινωνικής δικτύωσης και το διαδικτυακό φόρουμ ομάδων.

3. Αβέβαια δεδομένα: Αβέβαια δεδομένα παράγονται από επιστημονικές τεχνικές μέτρησης και ετερογένεια στο σχεδιασμό του Data Warehouse, δεδομένα που δημιουργούνται από αισθητήρες, δεδομένα διαδικασίας διατήρησης απορρήτου και δεδομένα σύνοψης.



Σχήμα 6. Εκπαιδευτικά δεδομένα κατά Bernhardt (2000)

Ενώ, οι Romero et al. (2014), στο έργο τους A Survey on Pre-Processing Educational Data, ταξινομούν τα δεδομένα, κυρίως τα δεδομένα που προέρχονται από την εκπαίδευση βασισμένη στους υπολογιστές, στις παρακάτω κατηγορίες:

1. Σχεσιακά Δεδομένα (Relational Data): Οι σχεσιακές βάσεις δεδομένων είναι ένα από τα πιο συχνά διαθέσιμα και πλούσια αποθετήρια πληροφοριών. Μια σχεσιακή βάση δεδομένων είναι μια συλλογή πινάκων που ο καθένας έχει ένα μοναδικό όνομα. Κάθε πίνακας αποτελείται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών (στήλες ή πεδία) και συνήθως αποθηκεύει ένα μεγάλο σύνολο πλειάδων (εγγραφές ή σειρές). Κάθε πλειάδα σε έναν σχεσιακό πίνακα αντιπροσωπεύει ένα αντικείμενο που αναγνωρίζεται από ένα μοναδικό κλειδί και περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών τιμών. Η πρόσβαση στα σχεσιακά δεδομένα γίνεται με ερωτήματα βάσης δεδομένων γραμμένα σε σχεσιακή γλώσσα ερωτημάτων, όπως η δομημένη γλώσσα ερωτήσεων (SQL) ή με τη βοήθεια γραφικών διεπαφών χρήστη (Romero et al., 2014).

2. Συναλλακτικά δεδομένα (Transactional Data): Μια βάση δεδομένων συναλλαγών αποτελείται από ένα αρχείο/πίνακα όπου κάθε εγγραφή/σειρά αντιπροσωπεύει μια συναλλαγή. Μια συναλλαγή περιλαμβάνει συνήθως έναν μοναδικό αριθμό ταυτότητας συναλλαγής και μια λίστα με τα στοιχεία που αποτελούν τη συναλλαγή, για παράδειγμα ορισμένοι πίνακες βάσεις

δεδομένων περιέχουν πληροφορίες χρήσης των μαθητών σχετικά με τις δραστηριότητες του Moodle (Romero et al., 2014).

3. Δεδομένα Χρονικής Ακολουθίας και Χρονοσειρών (Temporal Sequence and Time Series Data): Τα δεδομένα χρονικής ακολουθίας και χρονοσειρών αποτελούνται από αλληλουχίες τιμών ή γεγονότων που αλλάζουν με τον χρόνο. Μια χρονική βάση δεδομένων αποθηκεύει συνήθως σχεσιακά δεδομένα που περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τον χρόνο. Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορεί να περιλαμβάνουν πολλά χρονικά αποτυπώματα, με το καθένα να περιλαμβάνει διαφορετική σημασιολογία. Μια βάση δεδομένων ακολουθίας αποθηκεύει ακολουθίες συμβάντων με παραγγελία, με ή χωρίς συγκεκριμένη έννοια του χρόνου. Μια σειρά δεδομένων βάσης δεδομένων αποθηκεύει ακολουθίες τιμών ή συμβάντων που λαμβάνονται σε επαναλαμβανόμενες μετρήσεις του χρόνου (π.χ. ωριαία, καθημερινή, εβδομαδιαία). Για παράδειγμα ένα αρχείο καταγραφής Moodle αποτελείται από την ώρα και την ημερομηνία της πρόσβασης, από τη διεύθυνση πρόσβασης (IP address), το όνομα του μαθητή, κάθε ενέργεια (προβολή, προσθήκη, ενημέρωση και διαγραφή) που έλαβε χώρα σε διάφορες ενότητες (φόρουμ, πόρος, ανάθεση κ.λπ.) και πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με τη δράση (Romero et al., 2014).

4. Δεδομένα Κειμένου (Text Data): Βάσεις δεδομένων κειμένου ή βάσεις δεδομένων εγγράφων αποτελούνται από μεγάλες συλλογές εγγράφων από διάφορες πηγές, όπως άρθρα ειδήσεων, ερευνητικά έγγραφα, βιβλία, ψηφιακές βιβλιοθήκες, μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, μηνύματα συνομιλίας και φόρουμ και ιστοσελίδες. Οι βάσεις δεδομένων κειμένου μπορεί να είναι εξαιρετικά μη δομημένες, όπως ορισμένες ιστοσελίδες HTML ή μπορεί να είναι κάπως δομημένες, δηλαδή ημι-δομημένες, όπως μηνύματα email και ιστοσελίδες XML. Για παράδειγμα το Moodle παρέχει πολλές πληροφορίες σε μορφή κειμένου, όπως: μηνύματα μαθητών σε φόρουμ, μηνύματα σε συζητήσεις και μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, γενικά οτιδήποτε μπορούν να διαβάσουν ή να γράψουν οι μαθητές μέσα στο σύστημα (Romero et al., 2014).

5. Πολυμεσικά Δεδομένα (Multimedia Data): Οι βάσεις δεδομένων πολυμέσων αποθηκεύουν δεδομένα εικόνας, ήχου και βίντεο και υποστηρίζουν μεγάλα αντικείμενα, επειδή αντικείμενα δεδομένων όπως το βίντεο μπορεί να απαιτεί GB για την αποθήκευση, ενώ απαιτούνται εξειδικευμένες τεχνικές αποθήκευσης και αναζήτησης. Επειδή τα δεδομένα βίντεο και ήχου απαιτούν ανάκτηση σε πραγματικό χρόνο με σταθερό και προκαθορισμένο ρυθμό, προκειμένου να αποφευχθούν κενά εικόνας ή ήχου και υπερχείλιση buffer συστήματος, τέτοια δεδομένα αναφέρονται ως δεδομένα συνεχών μέσων. Οι πληροφορίες πολυμέσων είναι πανταχού παρούσες και απαραίτητες σε πολλές εφαρμογές, και τα αποθετήρια πολυμέσων είναι πολυάριθμα και εξαιρετικά μεγάλα. Το Moodle, για παράδειγμα, αποθηκεύει μεγάλη ποσότητα δεδομένων πολυμέσων, όπως αρχεία παρουσιάσεων, εικόνες, εργασίες και ασκήσεις μαθητών, βίντεο εκπαιδευτή κ.λπ. (Romero et al., 2014).

6. Δεδομένα Παγκόσμιου Ιστού (World Wide Web Data): Μας παρέχει τρεις βασικούς τύπους πηγών δεδομένων. Το περιεχόμενο ιστοσελίδων, που συνήθως αποτελείται από κείμενα, γραφικά, βίντεο και αρχεία ήχου, δηλαδή δεδομένα κειμένου και πολυμέσων. Τη δομή εντός σελίδας, που είναι τα δεδομένα που περιγράφουν την οργάνωση του περιεχομένου. Τα δεδομένα χρήσης χρήστη, που περιγράφουν τα μοτίβα της χρήσης ιστοσελίδας. Τα συστήματα που βασίζονται στον Ιστό καταγράφουν όλες τις ενέργειες των χρηστών στα αρχεία καταγραφής Ιστού, τα οποία παρέχουν μια πρώτη παρακολούθηση της πλοήγησης των χρηστών στον ιστότοπο (Romero et al., 2014).

Τα εκπαιδευτικά δεδομένα, όπως φαίνεται και παραπάνω, συλλέγονται από διάφορες πηγές αφού έχουν δημιουργηθεί σε διαφορετικά μέρη και σε διαφορετικούς χρόνους. Υπάρχουν τα δεδομένα προφίλ ή δημογραφικά δεδομένα (κατά τη Bernhardt, 2013) με πληροφορίες για τους

μαθητές και τους εκπαιδευτικούς, τα δεδομένα περιεχομένου και εκπαιδευτικού υλικού, τα δεδομένα επικοινωνίας που αποθηκεύουν τις πληροφορίες επικοινωνίας μεταξύ των μαθητών και των μαθητών – εκπαιδευτικών και τα δεδομένα δραστηριότητας ή διαδικαστικά δεδομένα (κατά τη Bernhardt, 2013) που καταγράφουν τη μαθησιακή διαδικασία των μαθητών και τις δραστηριότητες διδασκαλίας των εκπαιδευτικών (Romero et al., 2014).

Η συλλογή, η επεξεργασία και η ανάλυση των παραπάνω δεδομένων παρέχουν σημαντικές πληροφορίες, τις οποίες αν ένας εκπαιδευτικός οργανισμός τις χρησιμοποιήσει κατάλληλα θα γίνει πιο αποτελεσματικός και αποδοτικός σε όλους τους τομείς (εκπαιδευτικούς-διαχειριστικούς κ.α.). Η επεξεργασία όλων των δεδομένων είτε ανά κατηγορία είτε συνδυαστικά, σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές ή σε βάθος χρόνου, παρέχουν πληροφορίες που είναι αδύνατο να εντοπιστούν χωρίς τη χρήση κατάλληλων υπολογιστικών μεθόδων (Bernhardt, 2000, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

2.4.4 Εκπαιδευτικό Έργο

Σύμφωνα με πολλούς ερευνητές (Bernhardt, 2013, Jindal & Borah, 2013 κ.α.) το εκπαιδευτικό έργο είναι μια συνεχής διαδικασία για το σχηματισμό του Οράματος και της Αποστολής του εκπαιδευτικού οργανισμού χρησιμοποιώντας ηθικό και καινοτόμο τρόπο για την επίτευξη των εκπαιδευτικών/ακαδημαϊκών και διοικητικών στόχων. Το εκπαιδευτικό έργο μπορεί να χωριστεί σε δύο τύπους:

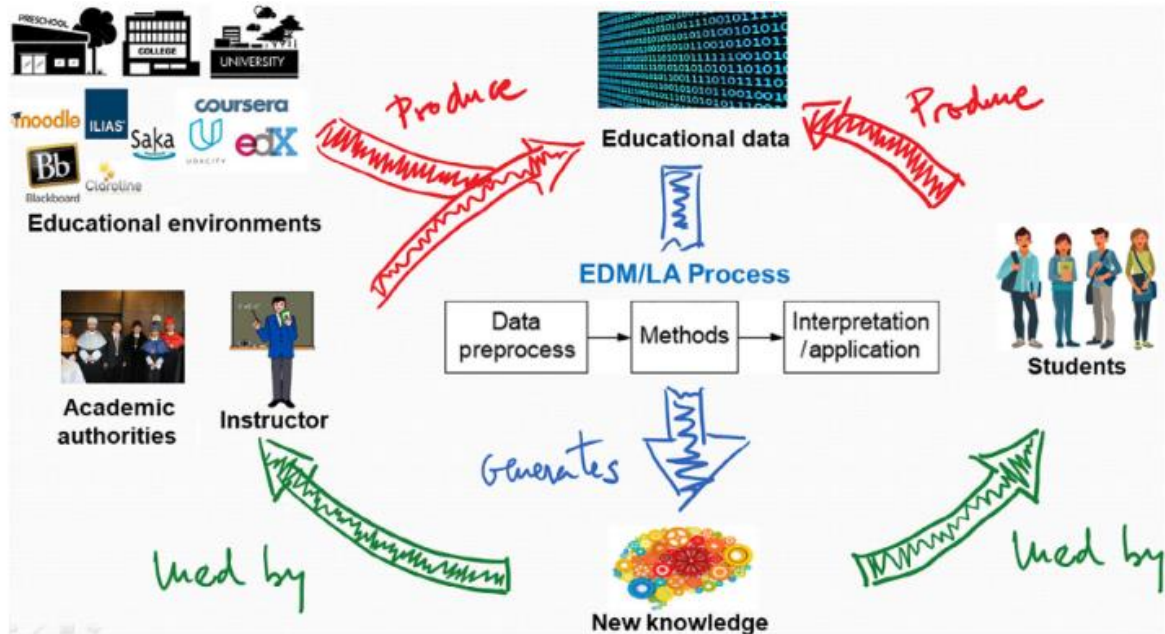
- **Εργασία λήψης αποφάσεων:** Οι εκπαιδευτικοί, οι ακαδημαϊκοί, τα στελέχη της εκπαίδευσης, οι σχεδιαστές εκπαιδευτικών προγραμμάτων και οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής είναι υπεύθυνοι για το σχεδιασμό, την οικοδόμηση, τη συντήρηση των εκπαιδευτικών συστημάτων (Romero & Ventura, 2007) και για την εκπλήρωση διοικητικών στόχων (Jindal & Borah, 2013).
- **Εργασία βασισμένη στον μαθητή:** Οι μαθητές χρησιμοποιούν πόρους του εκπαιδευτικού περιβάλλοντος και αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους (Romero & Ventura, 2007) για την επίτευξη των εκπαιδευτικών/ακαδημαϊκών στόχων.

Ξεκινώντας από όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες σχετικά με τα μαθήματα, τους μαθητές, τη χρήση και την αλληλεπίδραση, μπορούν να εφαρμοστούν διαφορετικές τεχνικές εξόρυξης δεδομένων προκειμένου να ανακαλυφθούν χρήσιμες γνώσεις που βοηθούν στη βελτίωση της διαδικασίας της μάθησης. Η ανακαλυφθείσα γνώση μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο από τους εκπαιδευτικούς, του διευθυντές και τα στελέχη της εκπαίδευσης αλλά και από τους ίδιους τους μαθητές (Romero & Ventura, 2007).

2.4.5 Μέθοδοι & Τεχνικές του EDM

Το πλήθος των δεδομένων που αποθηκεύονται στις βάσεις δεδομένων της εκπαίδευσης συνεχώς αυξάνεται. Για να ανακαλυφθούν τα κρυμμένα μοτίβα και οι σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών, από ένα τόσο μεγάλο πλήθος δεδομένων, συνδυάζονται μέθοδοι από διαφορετικά επιστημονικά πεδία, όπως την ψυχομετρική, τη μηχανική και αποτελεσματικές τεχνικές Data Mining λόγω της πολυεπίπεδης ιεραρχίας και της μη ανεξαρτησίας που υπάρχουν στα εκπαιδευτικά δεδομένα (Baker & Yacef, 2009). Οι μέθοδοι εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων, επομένως, προέρχονται από συνδυασμό διαφόρων επιστημονικών πεδίων όπως της εξόρυξης δεδομένων και της μηχανικής μάθησης, της ψυχομετρίας και άλλων τομέων στατιστικής, οπτικοποίησης πληροφοριών και υπολογιστικής μοντελοποίησης (Romero & Ventura, 2007, Baker & Yacef, 2009, Romero & Ventura, 2020).

Σύμφωνα με τους Romero & Ventura (2007) οι τεχνικές εξόρυξης δεδομένων βοηθάνε στο να ανακαλυφθούν χρήσιμες πληροφορίες, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη διαμορφωτική αξιολόγηση για να βοηθήσουν τους εκπαιδευτικούς να δημιουργήσουν μια παιδαγωγική βάση για αποφάσεις όταν σχεδιάζουν ή τροποποιούν μια εκπαιδευτική προσέγγιση. Η εφαρμογή της εξόρυξης δεδομένων σε εκπαιδευτικά συστήματα είναι ένας επαναληπτικός κύκλος σχηματισμού υπόθεσης, δοκιμών και βελτίωσης (Σχήμα 7). Στόχος είναι η εξαγωγή γνώσης να εισέλθει στον βρόχο του συστήματος για να καθοδηγήσει, να διευκολύνει και να βελτιώσει τη μάθηση στο σύνολό της (Romero & Ventura, 2007). Έτσι τα δεδομένα δεν μετατρέπονται απλά σε γνώση, αλλά σε λήψη αποφάσεων.



Σχήμα 7. Ο κύκλος εφαρμογής του EDM/LA στη διαδικασία ανακάλυψης γνώσης (Romero & Ventura, 2020)

2.4.5.1 Κατηγοριοποίηση Τεχνικών EDM

Ανάλογα με το σκοπό που επιτελούν οι τεχνικές πολλοί ερευνητές τις χωρίζουν σε κατηγορίες.

Οι Jindal & Borah (2013) τις κατηγοριοποιούν σε:

- **Επαλήθευσης:** Παραδοσιακή Στατιστική (Δοκιμή υπόθεσης, Καλή προσαρμογή, Ανάλυση διακύμανσης κ.λπ.).
- **Ανακάλυψης:** Πρόβλεψη, Ταξινόμηση, Ομαδοποίηση, Εξόρυξη Σχέσεων, Νευρωνικό Δίκτυο, Εξόρυξη Ιστού.

Οι Romero & Ventura (2007) κατηγοριοποιούν τις τεχνικές του EDM, κυρίως σε διαδικτυακά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, ως εξής:

- **Στατιστική και Οπτικοποίηση.**
- **Εξόρυξη Ιστού:** Ομαδοποίηση, Ταξινόμηση, Ανίχνευση Ακραίων Τιμών, Εξόρυξη Κανόνων Σύνδεσης και Εξόρυξη Διαδοχικών Προτύπων, Εξόρυξη Κειμένου.

Ενώ ο Baker (2009) ταξινομεί τις τεχνικές του EDM ως ακολούθως:

- **Προφητεία:** Ταξινόμηση, Οπισθοδρόμηση, Εκτίμηση Πυκνότητας.

- **Ομαδοποίηση.**
- **Εξόρυξη σχέσεων:** Εξόρυξη Κανόνων Σύνδεσης, Εξόρυξη Συσχέτισης, Εξόρυξη Διαδοχικών Προτύπων, Αιτιώδης Εξόρυξη Δεδομένων.
- **Απόσταξη δεδομένων για ανθρώπινη κρίση.**
- **Ανακάλυψη με μοντέλα.**

2.4.5.2 Μέθοδοι EDM

Πρόβλεψη (Prediction): Στη μέθοδο αυτή, στόχος είναι να αναπτυχθεί ένα μοντέλο που μπορεί να προβλέψει ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό (προβλεπόμενη μεταβλητή) από ένα συνδυασμό άλλων χαρακτηριστικών (μεταβλητές πρόβλεψης) των δεδομένων. Τεχνικές αυτής της μεθόδου είναι η ταξινόμηση όταν η προβλεπόμενη μεταβλητή είναι κατηγοριοποιημένη, η παλινδρόμηση όταν η προβλεπόμενη μεταβλητή είναι συνεχόμενη και η εκτίμηση της πυκνότητας όταν η προβλεπόμενη μεταβλητή είναι συνάρτηση πυκνότητας (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Στο EDM, η μέθοδος πρόβλεψης χρησιμοποιείται για την ανακάλυψη μαθητικών συμπεριφορών, για την πρόβλεψη και την κατανόηση των μαθητικών εκροών και για την πρόβλεψη ενός αποτελέσματος σε ένα εκπαιδευτικό πλαίσιο (Baker, 2010).

Στατιστική (Statistics): Υπάρχουν διάφορες στατιστικές μέθοδοι όπως οι βασικές περιγραφικές στατιστικές (μέσος όρος, διάστημα εμπιστοσύνης, ιστόγραμμα, πίνακας συχνοτήτων, τυπική απόκλιση κ.λπ.) αλλά και πιο προηγμένες όπως οι συσχετίσεις (μέτρηση της σχέσης μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών), παλινδρόμησης (που παίρνει ένα αριθμητικό σύνολο δεδομένων και αναπτύσσει έναν μαθηματικό τύπο μετατρέποντας μεταβλητές εισόδου σε πραγματική αποτίμηση πρόβλεψης για την εξαρτημένη μεταβλητή), δοκιμής υποθέσεων (απάντηση σε ερώτηση ναι / όχι), κ.λπ. (Romero et al., 2008). Είναι μια τεχνική για τον εντοπισμό των ακραίων πεδίων, την καταγραφή χρησιμοποιώντας μέσο όρο, τη λειτουργία και υποθετικές δοκιμές (Jindal & Borah, 2017).

Στο EDM, η ανάλυση συσχέτισης μεταξύ μεταβλητών, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να συμπεράνει τις στάσεις των μαθητών που επηρεάζουν τη μάθηση (Arroyo et al., 2004), για να προβλέψει την τελική βαθμολογία των εξετάσεων (Pritchard & Warnakulasooriya, 2005) ενώ η ανάλυση παλινδρόμησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των γνώσεων ενός μαθητή και ποιες μετρήσεις βοηθούν στην εξήγηση της κακής πρόβλεψης των βαθμολογιών των κρατικών εξετάσεων (Feng et al., 2005), για την πρόβλεψη εάν ο μαθητής θα απαντήσει σε μια ερώτηση αρκετά σωστά (Beck & Woolf, 2000) και για την πρόβλεψη βαθμολογίας αξιολόγησης στο τέλος του έτους (Anozie & Junker, 2006) (στο Romero et al., 2008).

Οπτικοποίηση (Visualization): Ο Spence (2001) (στο Romero et al., 2008) καθορίζει την Οπτικοποίηση πληροφοριών ως έναν κλάδο γραφικών υπολογιστών και διεπαφής χρήστη που ασχολείται με την παρουσίαση διαδραστικών ή κινούμενων ψηφιακών εικόνων, έτσι ώστε οι χρήστες να μπορούν να κατανοήσουν τα δεδομένα. Αυτές οι τεχνικές διευκολύνουν την ανάλυση μεγάλων ποσοτήτων πληροφοριών αναπαριστώντας τα δεδομένα σε μια οπτική μορφή. Συνήθως, μεγάλες ποσότητες δεδομένων πρωτοτύπων παρουσιάζονται ή σχεδιάζονται ως διαγράμματα υπολογιστικών φύλλων, γραφικές παραστάσεις, τρισδιάστατες αναπαραστάσεις κ.λπ. Εκτός από τη διάκριση μεταξύ διαδραστικών οπτικοποιήσεων και κινούμενων σχεδίων, η πιο χρήσιμη κατηγοριοποίηση είναι βασισμένη σε μοντέλα επιστημονικών οπτικοποιήσεων. Οι οπτικοποιήσεις, αυτές, τοποθετούν επικαλύψεις δεδομένων σε πραγματικές ή ψηφιακά κατασκευασμένες εικόνες της πραγματικότητας, είτε κάνουν μια ψηφιακή κατασκευή ενός πραγματικού αντικειμένου απευθείας από τα επιστημονικά δεδομένα.

Στο EDM, η οπτικοποίηση πληροφοριών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απόδοση γραφικών σύνθετων και πολυδιάστατων δεδομένων παρακολούθησης μαθητών που συλλέγονται από τα εκπαιδευτικά συστήματα, παρέχοντας στους εκπαιδευτικούς ένα χρήσιμο εργαλείο αφού οι γραφικές παραστάσεις που δημιουργούνται τους επιτρέπουν να κατανοήσουν τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν οι μαθητές τους και να συνειδητοποιήσουν τι συμβαίνει στην εκπαιδευτική διαδικασία (Romero et al., 2008).

Ομαδοποίηση (Clustering): Στόχος της ομαδοποίησης είναι να βρεθούν χαρακτηριστικά δεδομένων που ταιριάζουν μεταξύ τους μέσα από την ταξινόμηση των δεδομένων σε ομάδες. Είναι η συλλογή παρόμοιων αντικειμένων για να σχηματίσουν μια ομάδα ή ένα σύμπλεγμα (cluster). Έτσι κάθε σύμπλεγμα έχει αντικείμενα που είναι παρόμοια μεταξύ τους αλλά διαφορετικά με τα αντικείμενα άλλων ομάδων (Dutt et al., 2017) με αποτέλεσμα το κάθε σύμπλεγμα να είναι μια συλλογή αντικειμένων από όμοια ανάμεσα σε πολλά δεδομένα και ανόμοια με αντικείμενα που ανήκουν σε άλλα συμπλέγματα (Bienkowski et al., 2012). Για παράδειγμα, τα σχολεία μπορούν να μπουν σε μια ομάδα (cluster) για να διερευνηθούν ομοιότητες και διαφορές μεταξύ των σχολείων, ή οι μαθητές μπορούν να ομαδοποιηθούν έτσι ώστε να διερευνηθούν ομοιότητες και διαφορές μεταξύ τους (Καραγιάννη και συν., 2020). Αρχή της ομαδοποίησης, επομένως, είναι η μεγιστοποίηση της ομοιότητας μέσα σε μια ομάδα αντικειμένων και η ελαχιστοποίηση της ομοιότητας μεταξύ των ομάδων αντικειμένων (Romero et al., 2008), κάνοντας τη ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιπτώσεις όπου τα κοινά χαρακτηριστικά μέσα στο σύνολο των δεδομένων (data set) δεν είναι γνωστά από την αρχή (Bienkowski et al., 2012). Υπάρχουν πολλές τεχνικές ομαδοποίησης συμπεριλαμβανομένων ιεραρχικών αλγορίθμων, όπως μονής σύνδεσης (single-link), πλήρους σύνδεσης (complete-link) και αλγόριθμοι βάσει αντικειμενικής συνάρτησης, όπως ο αλγόριθμος K-mean που προσπαθεί να ανακαλύψει σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών που υπάρχουν στο σύνολο των δεδομένων ομαδοποίησης, μεγιστοποίησης προσδοκιών (expectation maximization) κ.λπ.

Στο EDM, η μέθοδος της ομαδοποίησης χρησιμοποιείται για την ανακάλυψη νέων μοτίβων μαθητικής συμπεριφοράς, για τη διερεύνηση ομοιοτήτων και διαφορών μεταξύ σχολείων (Baker, 2010, στο Καραγιάννη και συν., 2020), για την πρόβλεψη επίδοσης των μαθητών, για συνδυασμό στυλ μάθησης διαφορετικών τύπων μαθητών και τις συμπεριφορές τους, για τη βελτίωση των εκπαιδευτικών επιδόσεων (Dutt et al., 2017), για την ομαδοποίηση των μαθητών προκειμένου να τους δοθεί διαφοροποιημένη καθοδήγηση σύμφωνα στις δεξιότητες και τα χαρακτηριστικά τους (Hamalainen, Laine, & Sutinen, 2006).

Ταξινόμηση (Classification): Είναι μια αμφίδρομη τεχνική (εκπαίδευση και δοκιμή) που χαρτογραφεί δεδομένα σε μια προκαθορισμένη τάξη (Jindal & Borah, 2017). Πρόκειται για μια εποπτευόμενη ταξινόμηση στην οποία παρέχεται μια συλλογή από επισημασμένα (προ-ταξινομημένα) μοτίβα. Βασισμένα στα μοντέλα προτύπων στη βάση δεδομένων, όλα τα υπάρχοντα δεδομένα αντιστοιχίζονται σε προκαθορισμένες κατηγορίες συνόλων. Υπάρχουν πολλές τεχνικές για την κατασκευή ταξινομήσεων όπως συναρτήσεις γραμμικών διακρίσεων, δέντρα αποφάσεων, ταξινόμηση κατά σειρά, ταξινόμηση κοντινότερου- γείτονα (Romero et al., 2008).

Στο EDM, η μέθοδος ταξινόμησης χρησιμοποιείται για την ανάλυση επιτυχίας μαθητών χαμηλού, μεσαίου και υψηλού κινδύνου (Vandamme, Meskens, & Superby, 2007), σε συστήματα παρακολούθησης μαθητών για την πρόβλεψη των τύπων μαθητών που θα εγκαταλείψουν το σχολείο αλλά αργότερα θα επιστρέψουν πάλι σε αυτό (Luan, 2002) για την πρόβλεψη απόδοσης των μαθητών (Minaei-Bidgoli & Punch, 2003), ανίχνευση κακής χρήσης ή μαθητών που «παίζουν» (gaming) το σύστημα (Baker et al., 2004), για την ανακάλυψη πιθανών μαθητικών ομάδων που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά και αντιδράσεις σε μια συγκεκριμένη παιδαγωγική στρατηγική (Chen et al., 2000), τον εντοπισμό των μαθητών με

λίγα κίνητρα και την εξεύρεση διορθωτικών ενεργειών προκειμένου να μειωθούν τα ποσοστά εγκατάλειψης (Cocea & Weibelzahl, 2006). Η ταξινόμηση, όπως και η ομαδοποίηση, είναι μέθοδοι ταξινόμησης (Klosgen & Zytkow, 2002).

Εξόρυξη Σχέσεων (Relationship Mining): Σε αυτή τη μέθοδο, στόχος είναι να ανακαλυφθούν σχέσεις μεταξύ μεταβλητών σε ένα σύνολο δεδομένων, με μεγάλο αριθμό μεταβλητών, και να τις κωδικοποιήσει για μελλοντική χρήση. Προσπαθεί, δηλαδή, να ανακαλύψει ποιες μεταβλητές συσχετίζονται με μία μόνο μεταβλητή συγκεκριμένου ενδιαφέροντος, ή να ανακαλύψει ποιες σχέσεις μεταξύ δύο μεταβλητών είναι πιο δυνατές. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές για εξόρυξη σχέσεων, όπως εξόρυξη με σύνδεση κανόνων (association rule mining), εξόρυξη σειριακών μοτίβων (sequential pattern mining) και εξόρυξη συσχετίσεων (correlation mining) (Καραγιάννη και συν., 2020).

Στη μέθοδο εξόρυξη με σύνδεση κανόνων, που είναι μια τεχνική για τον εντοπισμό συγκεκριμένων σχέσεων μεταξύ δεδομένων, στόχος είναι να ανακαλυφθούν κανόνες εάν-τότε και αφορά οποιαδήποτε σχέση μεταξύ των μεταβλητών. Αυτοί οι κανόνες συσχετίζουν ένα ή περισσότερα χαρακτηριστικά ενός συνόλου δεδομένων με ένα άλλο χαρακτηριστικό, δημιουργώντας δηλώσεις if-then σχετικά με τιμές χαρακτηριστικών (Romero et al., 2008). Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι εξόρυξης κανόνων συσχέτισης με κυριότερο τον Apriori, εξαιτίας του οποίου δημιουργήθηκε μια νέα οικογένεια αλγορίθμων (Ceglar & Roddick, 2006).

Στην εξόρυξη σειριακών μοτίβων στόχος είναι να ανακαλυφθούν χρονικές συσχετίσεις ανάμεσα στα γεγονότα και αφορά προσωρινές συνδέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Προσπαθεί να ανακαλύψει, δηλαδή, εάν η παρουσία ενός συνόλου αντικειμένων ακολουθείται από ένα άλλο στοιχείο σε ένα σύνολο περιόδων σύνδεσης ή επεισοδίων με χρονική σειρά (Romero et al., 2008). Υπάρχουν διάφοροι δημοφιλείς αλγόριθμοι ανακάλυψης μοτίβων (Han et al., 2005) όπως AprioriAll, GSP, SPADE, PrefixSpan, CloSpan, FreSpan κ.λπ.(στο Romero et al., 2008).

Στο EDM, χρησιμοποιείται για την ανακάλυψη σχέσεων μεταξύ προγραμμάτων σπουδών και μεθόδων διδασκαλίας, για την ανακάλυψη της παιδαγωγικής μεθόδου που οδηγεί σε αποτελεσματικότερη μάθηση (Romero & Ventura, 2013), για να προσδιορίσει πρότυπα αποτυχίας μαθητών (Oladipupo et al, 2009, στο Jindal & Borah, 2017), για να ανακαλύψει σχέσεις ανάμεσα σε κάθε πρότυπο της συμπεριφοράς του μαθητή (Yu et al., 2001, στο Romero et al., 2008), για την υποβολή προτάσεων σε μαθητές που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά (Han et al., 2000, στο Romero et al., 2008), για τη δημιουργία εξατομικευμένων δραστηριοτήτων σε διαφορετικές ομάδες μαθητών (Wang et al., 2004, στο Romero et al., 2008)

Ανακάλυψη με μοντέλα (Discovery with Models): Σε αυτή τη μέθοδο χρησιμοποιούνται προηγούμενα μοντέλα ως στοιχεία σε μια άλλη ανάλυση όπως της πρόβλεψης ή της εξόρυξης σχέσεων. Στην περίπτωση που σαν τεχνική χρησιμοποιούνται οι προβλέψεις, το πρότυπο που δημιουργείται χρησιμοποιείται σαν μεταβλητή πρόβλεψης για να προβλέψει μια νέα μεταβλητή. Για παράδειγμα, η ανάλυση πολύπλοκων δομών όπως η μάθηση μέσω online συστημάτων εξαρτάται, γενικά, από την πιθανότητα ο μαθητής να ξέρει τι πρόκειται να διδαχτεί με το συγκεκριμένο εργαλείο. Στην περίπτωση της εξόρυξης μέσω συνδέσεων, μελετώνται οι συνδέσεις που δημιουργούνται μεταξύ των προτύπων και πρόσθετων μεταβλητών. Αυτό μπορεί να ωθήσει έναν ερευνητή να μελετήσει τη σχέση ανάμεσα σε μια λανθάνουσα, πολύπλοκη δομή και σε άλλες δομές (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Στο EDM χρησιμοποιείται για να αναγνωρίσει σχέσεις μεταξύ συμπεριφορών και χαρακτηριστικών των μαθητών, για να αναλύσει ερευνητικά ερωτήματα μέσα σε μια ποικιλία περιεχομένων αλλά και να ενσωματώσει ψυχομετρικά μοντέλα στα μοντέλα μηχανικής μάθησης. (Bienkowski et al., 2012)

Δεδομένα Απαλλαγμένα από την Ανθρώπινη Κρίση (Distillation of Data for Human Judgment): Στόχος της μεθόδου είναι η παρουσίαση των δεδομένων μέσω απεικονίσεων και διαδραστικών συνδέσεων ώστε να επισημανθούν χρήσιμες πληροφορίες και να υποστηριχθεί η λήψη απόφασης. Τα απαλλαγμένα δεδομένα από την ταυτοποίηση έχουν σαν αποτέλεσμα τα μοτίβα να είναι εύκολα αναγνωρίσιμα, ενώ τα απαλλαγμένα δεδομένα από χαρακτηριστικά που τους έδωσαν οι άνθρωποι χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης (Bienkowski et al., 2012).

Στο EDM η μέθοδος αυτή μπορεί να βοηθήσει τους εκπαιδευτικούς στην αναγνώριση χαρακτηριστικών μαθησιακών δραστηριοτήτων αλλά και να απεικονίσουν και να εξάγουν μοντέλα συμπεριφοράς μαθητών (Romero & Ventura, 2013).

Ανίχνευση Διαφορετικότητας (Outlier Detection): Με τη μέθοδο, αυτή, ανακαλύπτονται δεδομένα που είναι διαφορετικά από άλλα, τα οποία είναι μεγαλύτερα ή μικρότερα από τα άλλα χαρακτηριστικά των δεδομένων (Romero & Ventura, 2007).

Στο EDM χρησιμοποιείται για την ανακάλυψη μαθητών με μαθησιακές δυσκολίες, για παρεκκλίνουσες συμπεριφορές μαθητών ή εκπαιδευτικών και για την ανίχνευση παράτυπων διαδικασιών μάθησης (Romero & Ventura, 2013).

Ανάλυση Κοινωνικής Δικτύωσης (Social Network Analysis): Η μέθοδος, αυτή, αποσκοπεί στην κατανόηση και στη μέτρηση των σχέσεων μεταξύ των οντοτήτων στο διαδικτυακό περιβάλλον. Μελετάει, επομένως, τις κοινωνικές σχέσεις με τις θεωρίες δικτύων και τις διασυνδέσεις που αντιπροσωπεύουν οι σχέσεις ανάμεσα στα άτομα, όπως φιλικές, συγγένειας, επαγγελματικές κ.α. (Romero & Ventura, 2013).

Στο EDM χρησιμοποιείται για την ανακάλυψη και την κατανόηση των σχέσεων που αναπτύσσουν οι χρήστες με τα εργαλεία επικοινωνίας αλλά και την ανίχνευση της συμμετοχής κάθε μέλους μιας ομαδικής εργασίας (Romero & Ventura, 2013).

Διαδικασία Εξόρυξης (Process Mining): Στόχος της μεθόδου είναι η παρουσίαση της παραχθείσας γνώσης σε οπτική μορφή και περιλαμβάνει 3 στάδια. Τον έλεγχο συμμόρφωσης, την ανακάλυψη μοτίβου και την επέκταση μοτίβου (Ray & Saeed, 2018).

Στο EDM χρησιμοποιείται για να αντικατοπτρίσει τη συμπεριφορά των μαθητών σε σχέση με τις επιδόσεις τους στις εξετάσεις και στα μαθήματα για κάθε ένα μαθητή (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Εξόρυξη Κειμένου (Text Mining): Με τη μέθοδο αυτή γίνεται εξαγωγή πληροφοριών από κείμενα όπως έγγραφα πλήρους κειμένου, αρχεία HTML, email, κ.λπ. Σχετίζεται στενά με την εξόρυξη περιεχομένου ιστού και συνήθως περιέχει τη δομή του κειμένου εισόδου ενώ λαμβάνει υπόψη τα μοτίβα μέσα από τα δομημένα δεδομένα και, τέλος, αξιολογεί και ερμηνεύει τα αποτελέσματα (Romero et al., 2008).

Στο EDM χρησιμοποιείται για την ανάλυση του περιεχομένου των ομάδων συζητήσεων (σε φόρουμ, chat, ιστοσελίδες κ.α.) (Romero & Ventura, 2013), για τη συνεργατική μάθηση (Ueno, 2004), για ανίχνευση εστιασμένης συνομιλίας σε θέματα συζητήσεων (Kim et al., 2006).

Αποτύπωμα Γνώσης (Knowledge Tracing): Αποσκοπεί στο να ανακαλύψει τις δεξιότητες των μαθητών που χρησιμοποιήθηκαν σε αποτελεσματικά εκπαιδευτικά συστήματα. Χρησιμοποιεί ταυτόχρονα ένα γνωστικό μοντέλο που αντιστοιχεί ένα πρόβλημα προς λύση με τις δεξιότητες που χρειάζονται και το αρχείο καταγραφής των απαντήσεων των μαθητών, σαν απόδειξη των γνώσεων τους στη συγκεκριμένη δεξιότητα (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Στο EDM χρησιμοποιείται για την ανίχνευση των γνώσεων των μαθητών μέσα στο χρόνο (Romero & Ventura, 2013).

2.4.6 Εργαλεία EDM

2.4.6.1 Εργαλεία Προεπεξεργασίας Δεδομένων

Προτού γίνει η εξόρυξη δεδομένων, τα σύνολα δεδομένων πρέπει να καθαριστούν και να προετοιμαστούν από την ακατέργαστη μορφή τους. Η μετατροπή πρωτογενών, ακατέργαστων δεδομένων σε μεταβλητές με νόημα είναι η πρώτη μεγάλη πρόκληση στη διαδικασία του EDM, αφού συχνά τα δεδομένα έρχονται σε μορφές που δεν είναι έτοιμες για ανάλυση (Slater et al., 2017). Στη βιβλιογραφία προτείνονται διάφορα εργαλεία και προγράμματα για τον χειρισμό, τον καθαρισμό και τη μορφοποίηση δεδομένων όπως το Microsoft Excel, το EDM Workbench, η γλώσσα προγραμματισμού Python και SQL.

Microsoft Excel: Θεωρείται το πιο εύκολο και προσιτό εργαλείο για τους επιστήμονες που ενδιαφέρονται να χειριστούν ή να κατασκευάσουν δεδομένα, καθώς κάνει τα δεδομένα εύκολα ορατά κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας τους. Η παρουσίαση των δεδομένων σε μια πλήρως οπτική διεπαφή, διευκολύνει τον εντοπισμό δομικών ή σημασιολογικών προβλημάτων στα δεδομένα, όπως ασυνήθιστες ή μη καταχωρημένες τιμές ή διπλές καταχωρίσεις. Είναι εύκολο, επίσης, να κατασκευαστούν νέα χαρακτηριστικά, να εφαρμοστούν γρήγορα σε ολόκληρο το φύλλο και να ελέγχεται οπτικά, η σωστή λειτουργία τους σε μια σειρά δεδομένων. Όμως δεν είναι χρήσιμο σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και δεν καλύπτει όλους τους τύπους. Επιπλέον, κατά τη δημιουργία χαρακτηριστικών που απαιτούν διαφορετικές ενσωματώσεις δεδομένων μπορεί να χρειάζεται η ταξινόμηση και η επαναδιάταξή τους αρκετές φορές, καθιστώντας δύσκολη τη διατήρηση αρχείων για το τι έγινε (Slater et al., 2017). Είναι εμπορικό προϊόν.

EDM Workbench: Είναι ένα εργαλείο για την αυτοματοποιημένη απόσταξη χαρακτηριστικών και την επισήμανση δεδομένων. Αυτό το εργαλείο επιτρέπει στους επιστήμονες και τους ερευνητές να επισημάνουν τα δεδομένα εκπαιδευτικών αρχείων καταγραφής, που είχαν συλλέξει στο παρελθόν, με κατηγορίες συμπεριφοράς πολύ πιο γρήγορα από ό, τι είναι δυνατό μέσω ζωντανών παρατηρήσεων ή υφιστάμενων μεθόδων επισήμανσης δεδομένων, να συνεργαστούν με άλλους στην επισήμανση δεδομένων, να αποστάξουν αυτόματα πρόσθετες πληροφορίες από αρχεία καταγραφής για χρήση στη μηχανική μάθηση, όπως εκτιμήσεις της γνώσης των μαθητών και του περιβάλλοντος σχετικά με τον χρόνο απόκρισης των μαθητών (π.χ. πόσο πιο γρήγορη ή πιο αργή ήταν η δράση του μαθητή από το μέσο όρο για αυτό το πρόβλημα). Το EDM Workbench έχει πέντε λειτουργίες: Εισαγωγή αρχείων καταγραφής, απόσταξη χαρακτηριστικών, δειγματοληψία δεδομένων, επισήμανση δεδομένων και εξαγωγή δεδομένων (Rodrigo, Mercedes, Baker, McLaren, Jayme, & Dy, 2012). Είναι λογισμικό ανοικτού κώδικα (<http://penoy.admu.edu.ph/~alls/edm-and-bromp>)

Python and Jupyter Notebook: Από αρκετούς επιστήμονες δεδομένων, με γνώσεις προγραμματισμού, η Python θεωρείται, μια ιδιαίτερα χρήσιμη γλώσσα, κατάλληλη για τη διαχείριση δεδομένων και τη μηχανική των χαρακτηριστικών, αφού η μηχανική των χαρακτηριστικών που εξαρτώνται από το περιβάλλον ή το χρόνο είναι ευκολότερα στο Python παρά στο Excel ενώ μπορεί να χειριστεί πολλούς διαφορετικούς τύπους ασυνήθιστων ή εξειδικευμένων μορφών δεδομένων, όπως αρχεία JavaScript Object Notation (JSON) που παράγονται από διάφορα MOOC και διαδικτυακές πλατφόρμες εκμάθησης. Επιπλέον, με το σημειωματάριο Jupyter (μια εφαρμογή διακομιστή-πελάτη που επιτρέπει τη δημιουργία και τροποποίηση κώδικα Python και στοιχείων εμπλουτισμένου κειμένου, όπως γραφήματα και πίνακες μέσα σε ένα πρόγραμμα περιήγησης ιστού) είναι δυνατή η τήρηση αρχείων των αναλύσεων που πραγματοποιήθηκαν και των ενδιάμεσων αποτελεσμάτων, εμφανίζοντας κάθε ενέργεια του χρήστη και το αποτέλεσμα, με τη σειρά. Παρά αυτό το πλεονέκτημα, εξακολουθεί να είναι ευκολότερος ο έλεγχος των δεδομένων στο Excel καθώς τα ελλιπή δεδομένα, οι διπλές

περιπτώσεις ή οι ασυνήθιστες τιμές μπορεί να είναι ιδιαίτερα δύσκολο να εντοπιστούν σε σύνολα δεδομένων και η επικύρωση των μηχανικών χαρακτηριστικών μπορεί να είναι πιο χρονοβόρα, ειδικά για αρχάριους προγραμματιστές (Slater et al., 2017). Είναι λογισμικό ανοικτού κώδικα (<https://www.python.org>)

SQL: Η SQL (Structured Query Language) χρησιμοποιείται για την οργάνωση βάσεων δεδομένων. Μέσω των ερωτημάτων SQL γίνεται εξαγωγή επιθυμητών δεδομένων, μερικές φορές συνενώνοντας πολλούς πίνακες της βάσης δεδομένων. Πολλές βασικές εργασίες φιλτραρίσματος, όπως η επιλογή ενός συγκεκριμένου υποσυνόλου μαθητών ή η λήψη δεδομένων από ένα συγκεκριμένο εύρος ημερομηνιών, είναι σημαντικά γρηγορότερες σε γλώσσες βάσης δεδομένων όπως η SQL από ότι στο Excel, στο EDM Workbench ή στη Python. Ωστόσο, η SQL μπορεί να είναι μια κάπως αδέξια γλώσσα για τη δημιουργία σύνθετων χαρακτηριστικών στη διαδικασία μηχανικής χαρακτηριστικών. Βασικό πλεονέκτημα της SQL είναι ότι μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά σε συνδυασμό με τα προαναφερθέντα εργαλεία, ενώ υπερέχει στις εργασίες μαζικής διαλογής και φιλτραρίσματος που είναι πολύ αργές στο Excel ή στη Python (Slater et al., 2017). Είναι εμπορικό λογισμικό.

2.4.6.2 Εργαλεία Ανάλυσης Δεδομένων

Μόλις σχεδιαστούν οι λειτουργίες, καθοριστούν οι μεταβλητές αποτελεσμάτων και τα δεδομένα δομηθούν κατάλληλα για ανάλυση μπορεί να ξεκινήσει η ανάλυση και η μοντελοποίηση του συνόλου δεδομένων με σκοπό την επικύρωση των μοντέλων που προκύπτουν (Slater et al., 2017). Στις μέρες μας, υπάρχουν αρκετά εργαλεία εξόρυξης δεδομένων τόσο εμπορικά όσο και δωρεάν. Τα εργαλεία που αναφέρονται στον Πίνακα 2 προσφέρουν ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων και πλαισίων μοντελοποίησης, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μοντελοποίηση και την πρόβλεψη διαδικασιών και σχέσεων σε εκπαιδευτικά δεδομένα και να βοηθήσουν την ερευνητική κοινότητα να εξορύξει εκπαιδευτικά δεδομένα σύμφωνα με τις απαιτήσεις που δημιουργούνται κάθε φορά.

TANAGRA: Το *Tanagra* είναι ένα δωρεάν λογισμικό εξόρυξης δεδομένων για ακαδημαϊκούς και ερευνητικούς σκοπούς. Προτείνει διάφορες μεθόδους εξόρυξης δεδομένων από την διερευνητική ανάλυση δεδομένων, τη στατιστική μάθηση, τη μηχανική μάθηση και την περιοχή βάσεων δεδομένων. Είναι ο διάδοχος του SIPINA καθώς περιέχει κάποια εποπτευόμενη μάθηση, αλλά και άλλα παραδείγματα όπως ομαδοποίηση, παραγοντική ανάλυση, παραμετρικές και μη παραμετρικές στατιστικές, κανόνες συσχέτισης, επιλογή χαρακτηριστικών και αλγόριθμοι κατασκευής. Είναι ένα "έργο ανοικτού κώδικα" καθώς κάθε ερευνητής μπορεί να έχει πρόσβαση στον πηγαίο κώδικα και να προσθέσει τους δικούς του αλγόριθμους, εφόσον συμφωνεί και συμμορφώνεται με την άδεια διανομής λογισμικού. Το πρόγραμμα αυτό σκοπό έχει να δώσει στους ερευνητές και τους μαθητές ένα εύχρηστο λογισμικό εξόρυξης δεδομένων, σύμφωνα με τους παρόντες κανόνες της ανάπτυξης λογισμικού σε αυτόν τον τομέα (ειδικά στο σχεδιασμό του GUI και του τρόπου χρήσης του), επιτρέποντας την ανάλυση πραγματικών ή συνθετικών δεδομένων. Επίσης, προτείνει στους ερευνητές μια αρχιτεκτονική που τους επιτρέπει να προσθέσουν εύκολα τις δικές τους μεθόδους εξόρυξης δεδομένων, για να συγκρίνουν τις επιδόσεις τους. Ενώ βοηθάει τους αρχάριους προγραμματιστές καθώς επωφελούνται από την ελεύθερη πρόσβαση στον πηγαίο κώδικα, μπορούν να δουν πώς δημιουργείται αυτό το είδος λογισμικού, τα προβλήματα που πρέπει να αποφευχθούν, τα κύρια βήματα του έργου και ποια εργαλεία και βιβλιοθήκες κώδικα χρησιμοποιούνται. Με αυτόν τον τρόπο, η Tanagra μπορεί να θεωρηθεί ως παιδαγωγικό εργαλείο για την εκμάθηση τεχνικών προγραμματισμού. Προς το παρόν, όμως, δεν περιλαμβάνει ευρύ φάσμα πηγών δεδομένων, άμεση πρόσβαση σε αποθήκες δεδομένων και βάσεις δεδομένων, καθαρισμός δεδομένων, διαδραστική χρήση, αυτό, δηλαδή, που κάνουν τα εμπορικά λογισμικά (Rakotamalla, 2005).

WEKA: Το Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA), είναι ένα πακέτο λογισμικού ανοιχτού κώδικα, που διατίθεται δωρεάν και συγκεντρώνει ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων και δημιουργίας μοντέλων. Δεν υποστηρίζει τη δημιουργία νέων δυνατοτήτων, αν και υποστηρίζει την αυτόματη επιλογή χαρακτηριστικών. Έχει ένα εκτεταμένο σύνολο αλγορίθμων ταξινόμησης, ομαδοποίησης και συσχέτισης εξόρυξης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν μεμονωμένα ή σε συνδυασμό, μέσω μεθόδων όπως η αποθήκευση, η ενίσχυση και η στοίβαξη. Οι χρήστες μπορούν να «καλέσουν» τους αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων είτε από τη γραμμή εντολών, είτε από το γραφικό περιβάλλον εργασίας χρήστη (GUI) είτε μέσω ενός Java API. Η διεπαφή γραμμής εντολών και τα API είναι πιο ισχυρά από το GUI, το οποίο δεν παρέχει στους χρήστες πρόσβαση σε όλες τις προηγμένες λειτουργίες. Τα μοντέλα που δημιουργεί τα εξάγει είτε από την άποψη των πραγματικών μαθηματικών μοντέλων είτε σε αρχεία PMML (Predictive Modeling Markup Language) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτέλεση του μοντέλου σε νέα δεδομένα χρησιμοποιώντας το πρόσθετο βαθμολογίας Weka για την εκτέλεση του μοντέλου. Η εκμάθηση της χρήσης του Weka υποστηρίζεται από σχετικό βιβλίο, ενώ ο ιστότοπος Weka φιλοξενεί μια ενεργή λίστα αλληλογραφίας, wiki και αναφορές σφαλμάτων (Slater et al., 2017).

RAPIDMINER: Το RapidMiner είναι ένα πακέτο για τη διεξαγωγή αναλύσεων εξόρυξης δεδομένων και τη δημιουργία μοντέλων. Έχει περιορισμένη λειτουργικότητα για την κατασκευή νέων δυνατοτήτων από τα υπάρχοντα χαρακτηριστικά (όπως η δημιουργία πολλαπλασιαστικών αλληλεπιδράσεων), και για την επιλογή χαρακτηριστικών (με βάση τη συσχέτιση των δυνατοτήτων μεταξύ τους και με μέτρα έκβασης). Ωστόσο, το RapidMiner διαθέτει ένα εξαιρετικά εκτεταμένο σύνολο αλγορίθμων ταξινόμησης και παλινδρόμησης, καθώς και αλγορίθμους για ομαδοποίηση, εξόρυξη κανόνων συσχέτισης και άλλες εφαρμογές. Η γλώσσα προγραμματισμού του RapidMiner είναι σχετικά πιο ισχυρή από εκείνη των περισσότερων άλλων εργαλείων εξόρυξης δεδομένων δίνοντας του πλεονέκτημα έναντι των γραφικών γλωσσών στα περισσότερα άλλα πακέτα εξόρυξης δεδομένων. Διαθέτει ένα ευρύ φάσμα μετρήσεων για αξιολογήσεις μοντέλων και μπορεί να εμφανίσει απεικονίσεις όπως οι καμπύλες λειτουργίας-δέκτη για να βοηθήσει τον χρήστη να αξιολογήσει την εφαρμογή του μοντέλου. Τα μοντέλα μπορούν να εξάγονται είτε ως προς τα πραγματικά μαθηματικά μοντέλα είτε σε αρχεία xml που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτέλεση του μοντέλου σε νέα δεδομένα χρησιμοποιώντας τον κωδικό RapidMiner. Ένα εύρος εργασιών που δεν μπορούν να επιτευχθούν στη γραφική γλώσσα προγραμματισμού του RapidMiner μπορούν να επιτευχθούν μέσω του Application Programme Interface (API) που μπορεί να ενσωματωθεί σε προγράμματα γραμμένα σε Java ή Python. Το RapidMiner ενσωματώνει όλους τους διαθέσιμους αλγόριθμους στο Weka, ενώ οι νεότερες εκδόσεις περιλαμβάνουν αλγόριθμο που προέρχεται από πλήθος και προτάσεις παραμέτρων. Στα θετικά του σημεία συγκαταλέγεται η διάθεση ολοκληρωμένων μαθημάτων για την εκμάθηση της χρήσης της γλώσσας προγραμματισμού, ενώ διατίθεται δωρεάν για ακαδημαϊκή χρήση (Slater et al., 2017).

KEEL: Το KEEL είναι ένα εργαλείο εξόρυξης δεδομένων που χρησιμοποιείται από πολλούς ερευνητές του EDM. Έχει εκτεταμένη υποστήριξη για ορισμένους τύπους αλγορίθμων και εργασιών, αλλά περιορισμένη υποστήριξη για άλλους αλγόριθμους και εργασίες. Για παράδειγμα, το KEEL έχει εξαιρετικά εκτεταμένη υποστήριξη για αλγόριθμους διακριτοποίησης, αλλά έχει περιορισμένη υποστήριξη για άλλες μεθόδους για την κατασκευή νέων χαρακτηριστικών από τις υπάρχουσες δυνατότητες. Επίσης, έχει εξαιρετική υποστήριξη για την επιλογή χαρακτηριστικών, για τον υπολογισμό των δεδομένων που λείπουν και για την επαναληπτικότητα των δεδομένων. Για τη μοντελοποίηση, το KEEL έχει ένα εκτεταμένο σύνολο αλγορίθμων ταξινόμησης και παλινδρόμησης, με μεγάλη έμφαση στους εξελικτικούς αλγόριθμους ενώ η υποστήριξή του για άλλους τύπους αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων, όπως ομαδοποίηση και ανάλυση παραγόντων, είναι πιο περιορισμένη από άλλα πακέτα. Η

υποστήριξη για την εξόρυξη κανόνων συσχέτισης είναι αξιοπρεπής, αν και δεν είναι τόσο εκτεταμένη όσο σε κάποια άλλα πακέτα. Σημαντικό μειονέκτημα είναι η σχετικά λιγότερη υποστήριξη που παρέχει στους νέους χρήστες αν και υπάρχουν δυνατότητες βοήθειας και εγχειρίδιο χρήστη. Είναι ανοιχτού κώδικα και είναι δωρεάν για χρήση με άδεια GNU (Slater et al., 2017).

2.4.6.3 Εργαλεία Ανάλυσης Κειμένου

Η εξόρυξη κειμένου είναι μια ταχέως αναπτυσσόμενη περιοχή της εξόρυξης δεδομένων και υπάρχει ένας σημαντικός αριθμός προγραμμάτων, εφαρμογών και API διαθέσιμων για την προσθήκη ετικετών, την επεξεργασία και τον προσδιορισμό των δεδομένων κειμένου. Τα εργαλεία ανάλυσης κειμένου μπορούν να επεξεργαστούν τμήματα κειμένου, τη δομή της πρότασης και τη σημασιολογική σημασία της λέξης. Επιπλέον, ορισμένα εργαλεία είναι σε θέση να προσδιορίσουν τις αναπαραστατικές σχέσεις μεταξύ διαφορετικών λέξεων και προτάσεων (Slater et al., 2017).

WMATRIX: Το WMatrix είναι ένα διαδικτυακό γραφικό εργαλείο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση συχνότητας λέξεων και την οπτικοποίηση των κειμένων. Παρόλο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διεξαγωγή της πλήρους διαδικασίας ανάλυσης, είναι χρήσιμο για την εξαγωγή γλωσσικών χαρακτηριστικών, συμπεριλαμβανομένων λέξεων, φράσεων, πολλαπλών λέξεων όπως ιδιωτισμοί και σημασιολογικές λέξεις. Παρέχει οπτικοποίηση του σώματος κειμένων με τη μορφή σύννεφων λέξεων και διεπαφή για σύγκριση πολλών κειμένων ταυτόχρονα (Slater et al., 2017). Το WMatrix εκτελείται μέσω ενός προγράμματος περιήγησης ιστού όπως Chrome, Firefox ή Internet Explorer και έτσι εκτελείται σε οποιοδήποτε λειτουργικό περιβάλλον (Mac, Windows, Linux, Unix) (<http://ucrel.lancs.ac.uk/wmatrix>).

CONCEPTNET: Ένας από τους κύριους λόγους για τους οποίους η κατανόηση της φυσικής γλώσσας είναι ένα πολύ δύσκολο πρόβλημα είναι ότι κάθε δήλωση εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το συγκεκριμένο πλαίσιο και τις γνώσεις του ακροατή/αναγνώστη. Η προσέγγιση που ακολουθεί το ConceptNet μπορεί να αναπτύξει ένα τεράστιο γράφημα γνώσεων «κοινής λογικής» (π.χ. «το πιάνο είναι ένα μουσικό όργανο») το οποίο μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για την κατανόηση και την επεξεργασία του φυσικού κειμένου. Χρησιμοποιώντας μια εκτεταμένη βάση γνώσεων, χρησιμοποιείται για την κατηγοριοποίηση εγγράφων κειμένου, την εξαγωγή τοπικών πληροφοριών από εταιρείες, την ανάλυση συναισθημάτων (δηλαδή, την ανίχνευση συναισθημάτων στο κείμενο) και τη σύνοψη του κειμένου, μεταξύ άλλων χρήσεων (Liu & Singh, 2004).

TAGME: Το Tagme είναι ένα εργαλείο σχολιασμού κειμένου, ειδικά σχεδιασμένο για σημασιολογικό σχολιασμό σύντομων, μη δομημένων ή ημι-δομημένων τμημάτων κειμένου, όπως το κείμενο που λαμβάνεται από αποσπάσματα μηχανών αναζήτησης, tweets ή ειδήσεις. Η διαδικασία σχολιασμού κειμένου προσδιορίζει μια ακολουθία όρων και τους σχολιάζει με σχετικούς συνδέσμους προς σελίδες της Wikipedia. Δηλαδή, το Tagme εκχωρεί μια έννοια της Wikipedia σε καθεμία από τις ακολουθίες όρων στο αναλυμένο κείμενο, όπου είναι δυνατόν. Το Tagme φαίνεται να έχει καλύτερη απόδοση σε τμήματα σύντομων κειμένων και συγκρίσιμα αποτελέσματα ακρίβειας/ανάκλησης σε μεγαλύτερο κείμενο, σε σύγκριση με άλλες λύσεις. Το εργαλείο παρέχει ένα API για επεξεργασία κειμένου και ενσωμάτωση με άλλες εφαρμογές (Ferragina & Scaiella, 2010).

2.4.6.4 Εργαλεία Ανάλυσης Κοινωνικής Δικτύωσης

Η ανάλυση κοινωνικής δικτύωσης επιδιώκει να κατανοήσει τις συνδέσεις και τις σχέσεις που σχηματίζονται μεταξύ ατόμων και / ή κοινοτήτων, που συνήθως εκφράζονται ως διαγράμματα κόμβων και ακρών. Χρησιμοποιείται, κυρίως, για την ανάλυση συνεργατικών κοινωνικών

δικτύων, όπως αυτά που εμφανίζονται στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και στην αλληλεπίδραση των μαθητών μέσα σε MOOC ή σε απευθείας σύνδεση μαθήματα (Slater et al., 2017).

GEPHI: Το Gephi είναι ένα δημοφιλές και ευρέως χρησιμοποιούμενο διαδραστικό εργαλείο για την ανάλυση και οπτικοποίηση διαφόρων τύπων κοινωνικών δικτύων. Χρησιμοποιείται ευρέως στη μάθηση της έρευνας αναλυτικών στοιχείων και υποστηρίζει κατευθυνόμενα και μη κατευθυνόμενα κοινωνικά δίκτυα που καθορίζονται σε ένα ευρύ φάσμα μορφών δεδομένων εισαγωγής. Μια ευέλικτη αρχιτεκτονική πολλαπλών εργασιών φέρνει νέες δυνατότητες εργασίας με σύνθετα σύνολα δεδομένων και παράγει πολύτιμα οπτικά αποτελέσματα. Παρέχει εύκολη και ευρεία πρόσβαση σε δεδομένα δικτύου επιτρέποντας τη χωροθέτηση, το φιλτράρισμα, την πλοήγηση, το χειρισμό και την ομαδοποίηση καθώς ο χρήστης αλληλεπιδρά με την αναπαράσταση, χειρίζεται τις δομές, τα σχήματα και τα χρώματα για να αποκαλύψει κρυμμένα μοτίβα (Bastian, Heymann & Jacomy, 2009). Είναι λογισμικό ανοιχτού κώδικα και εκτελείται σε οποιοδήποτε λειτουργικό περιβάλλον (Windows, Mac, Linux) (<https://gephi.org>)

NETMINER: Το NetMiner είναι ένα εμπορικό γραφικό εργαλείο για την ανάλυση των δικτύων και των οπτικοποιήσεών τους. Υποστηρίζει την εισαγωγή δεδομένων δικτύου σε διάφορες μορφές, την οπτικοποίηση του δικτύου και τον υπολογισμό κοινών στατιστικών βάσει γραφημάτων και κόμβων. Είναι κατάλληλο για προηγμένες αναλύσεις δικτύων και διαθέτει μια ενσωματωμένη μονάδα εξόρυξης δεδομένων που υποστηρίζει διάφορες εργασίες εξόρυξης δεδομένων (π.χ. ταξινόμηση, ομαδοποίηση, σύσταση, μείωση). Διαθέτει μια ενσωματωμένη μηχανή scripting Python για πιο περίπλοκους και προσαρμοσμένους τύπους αναλύσεων, ενώ εκτός από τη γραφική διεπαφή χρήστη, υποστηρίζει και μια διεπαφή δέσμης ενεργειών που το καθιστά κατάλληλο για ενσωμάτωση ως ενότητα σε άλλα συστήματα λογισμικού (Slater et al., 2017). Το NetMiner είναι προς το παρόν διαθέσιμο μόνο για λειτουργικό σύστημα Microsoft Windows (<http://www.netminer.com/main/main-read.do>)

SNAPP: Το SNAPP (The Social Networks Adapting Pedagogical Practice) αναπτύχθηκε για να παρέχει στους εκπαιδευτές την ικανότητα να απεικονίζουν την εξέλιξη των σχέσεων των συμμετεχόντων σε φόρουμ συζητήσεων. Παρέχοντας στους διαμεσολαβητές φόρουμ πρόσβαση σε αυτές τις μορφές οπτικοποίησης δεδομένων και στις μετρήσεις κοινωνικού δικτύου σε πραγματικό χρόνο, επιτρέπει την ανάλυση αναδυόμενων μοτίβων αλληλεπίδρασης και την πραγματοποίηση παρεμβάσεων όπου απαιτείται. Το SNAPP χρησιμοποιείται στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων σπουδαστών που αναπτύχθηκαν σε κοινά συστήματα διαχείρισης μάθησης - LMSs (π.χ. Blackboard, Desire2Learn και Moodle) ενώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να διερευνήσει την εξέλιξη των κοινωνικών δικτύων των μαθητών με την πάροδο του χρόνου, την ανάλυση των πολύ ενεργών/ανεργών χρηστών, τον προσδιορισμό των διαρθρωτικών τρυπών και τη συγκριτική ανάλυση πολλών φόρουμ συζήτησης. Παρέχει επίσης τη δυνατότητα παρακολούθησης της αλληλεπίδρασης των συμμετεχόντων με την πάροδο του χρόνου και τον σχολιασμό βασικών συμβάντων που συμβαίνουν σε αυτό το χρονοδιάγραμμα. Αυτή η δυνατότητα είναι χρήσιμη για την παρακολούθηση της εξέλιξης του δικτύου και την αξιολόγηση του αντίκτυπου των στρατηγικών παρέμβασης στην εμπλοκή και τη συνδεσιμότητα των μαθητών (Bakharria & Dawson, 2011). (<https://github.com/aneesha/SNAPPVis>)

SOCNETV: Το SocNetV (Social Networks Visualizer) είναι ένα εργαλείο ανοιχτού κώδικα για την ανάλυση και οπτικοποίηση των κοινωνικών δικτύων. Υποστηρίζει φόρτωση δεδομένων από διάφορες μορφές δικτύου, υπολογισμό τυπικών ιδιοτήτων γραφήματος και κόμβου και ευέλικτη οπτικοποίηση δικτύων δεδομένων (π.χ. φιλτράρισμα, χρωματισμός και αλλαγή μεγέθους κόμβων με βάση τις ιδιότητές τους). Ένα ενδιαφέρον και μοναδικό χαρακτηριστικό του SocNetV είναι το ενσωματωμένο πρόγραμμα ανίχνευσης ιστού, το οποίο μπορεί να

χρησιμοποιηθεί για την αυτόματη εξαγωγή μιας δομής συνδέσμου μεταξύ μιας συλλογής εγγράφων HTML (Slater et al., 2017). Είναι ελεύθερο λογισμικό, διατίθεται με άδεια χρήσης του GNU General Public License και εκτελείται σε οποιαδήποτε λειτουργικό σύστημα (Windows, Linux, Mac, Ubuntu) (<http://socnetv.sourceforge.net>)

2.4.6.5 PSLC DATASHOP

Το PSLC DataShop είναι ένα πολυλειτουργικό εργαλείο, καθώς είναι ένα ανοιχτό αποθετήριο και μια βασική σουίτα εργαλείων για την αποθήκευση, την ανάλυση και την οπτικοποίηση εκπαιδευτικών δεδομένων μέσω μιας διεπαφής που βασίζεται στον παγκόσμιο ιστό. Ειδικεύεται σε δεδομένα σχετικά με την αλληλεπίδραση μεταξύ μαθητών και εκπαιδευτικού λογισμικού, συμπεριλαμβανομένων δεδομένων από διαδικτυακά μαθήματα, ευφυή συστήματα διδασκαλίας, εικονικά εργαστήρια, διαδικτυακά συστήματα αξιολόγησης, συνεργατικά μαθησιακά περιβάλλοντα και προσομοιώσεις. Οι ερευνητές, οι εκπαιδευτικοί και οι διευθυντές σχολικών οργανισμών μπορούν να εισάγουν δεδομένα και χρησιμοποιώντας τα παρεχόμενα εργαλεία ανάλυσης να εξάγουν δεδομένα για να απεικονίσουν την απόδοση των μαθητών, τις δυσκολίες και τη μάθηση με την πάροδο του χρόνου. Τέτοιες αναλύσεις μπορούν να οδηγήσουν σε αποδεδειγμένα καλύτερους εκπαιδευτικούς σχεδιασμούς αλλά και στην ανάπτυξη ακριβέστερων υπολογιστικών μοντέλων ανθρώπινης γνώσης, κινήτρου και μάθησης. Εκτός από τους βασικούς στόχους του έργου του DataShop, δηλαδή την αποθήκευση, τη δημιουργία και την ελεύθερη πρόσβαση σε ένα κοινό σύνολο προτύπων για κοινή χρήση δεδομένων, μοντέλα μαθητών και αποτελέσματα αναλύσεων EDM, είναι να διευκολυνθεί η εκτεταμένη αποθήκευση και χρήση τέτοιων δεδομένων με απώτερο σκοπό την πιο αποτελεσματική συνεργασία εντός της εκπαιδευτικής κοινότητας (Koedinger, Baker, Cunningham, Skogsholm, Leber & Stamper, 2010). Το PSLC DataShop είναι μια διαδικτυακή εφαρμογή, διαθέσιμη δωρεάν, αλλά όχι ανοιχτού κώδικα (<https://pslccdatashop.web.cmu.edu>)

Μέσα από τη βιβλιογραφία φαίνεται ότι κανένα εργαλείο δεν είναι αποκλειστικά κατάλληλο για τη διεξαγωγή ολόκληρης της διαδικασίας ανάλυσης των περισσότερων συνόλων δεδομένων από την αρχή έως το τέλος. Διαφορετικά εργαλεία ταιριάζουν μοναδικά σε διαφορετικές εργασίες. Τα παραπάνω εργαλεία είναι ενδεικτικά και αντιπροσωπεύουν διαφορετικές προσεγγίσεις σε διαφορετικά προβλήματα, καθεμία με τα δικά της πλεονεκτήματα και αδυναμίες. Σύμφωνα με τους Slater et al. (2017) κανένας ερευνητής δεν χρησιμοποιεί όλα αυτά τα εργαλεία, αλλά χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό εργαλείων για την πραγματοποίηση πολύπλοκων αναλύσεων ώστε να γίνουν χρήσιμες ανακαλύψεις.

α/α	Εργαλείο/ Λογισμικό & κατασκευαστής/ εταιρεία	Τύπος (Open Source/Free/ Commercial)	Λειτουργία/ Χαρακτηριστικά	Τεχνικές DM	Περιβάλλον	Περισσότερα
1	Intelligent Miner (IBM)	Commercial	Παρέχει στενή ενσωμάτωση με τη βάση δεδομένων της IBB	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression), Πρόβλεψη (Predictive Modelling), Ανίχνευση Απόκλισης (Deviation Detection), Ομαδοποίηση (Clustering), Ανάλυση Διαδοχικών Προτύπων (Sequential Pattern Analysis)	Windows, Solaris, Linux	https://www.ibm.com/docs/en/db2/11.1?topic=analytics-data-mining
2	MSSQL Server (Microsoft)	Commercial	Παρέχει συναρτήσεις DM τόσο σε σχετικό περιβάλλον συστήματος βάσης δεδομένων (Data Base) όσο και σε περιβάλλον συστήματος Data Warehouse (DWH).	Ενσωματώνει τους αλγόριθμους που αναπτύχθηκαν από τρίτους προμηθευτές και χρήστες εφαρμογών.	Windows, Linux	https://www.microsoft.com/en-us/sql-server/sql-server-downloads
3	MineSet (SGI)	Commercial	Παρέχει διαδραστικά εργαλεία για πρόσβαση και μετατροπή δεδομένων, εξόρυξη δεδομένων και οπτικοποίηση τους.	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Προηγμένη Στατιστική (Statistics), Οπτικοποίηση (Visualization)	Windows, Linux	https://www.the-data-mine.com/Software/MineSetSGI
4	Oracle Data Mining (Oracle Corporation)	Commercial	Παρέχει ενσωματωμένη υποδομή DWH για πολυδιάστατη ανάλυση δεδομένων	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Πρόβλεψη (Prediction), Παλινδρόμηση (Regression), Ομαδοποίηση (Clustering), Αναζήτηση & Ανάλυση Ακολουθίας (Sequence similarity search and analysis)	Windows, Linux, Mac	https://www.oracle.com/database/technologies/advanced-analytics/odm.html

5	SPSS (IBM)	Commercial	Παρέχει μια σειρά από στατιστικές δοκιμές, ενώ η έκδοση SPSS Modeler Premium παρέχει ένα νεότερο πακέτο ανάλυσης και εξόρυξης δεδομένων που ενσωματώνει προηγούμενα πακέτα ανάλυσης και εξόρυξης κειμένου. Ενώ το SPSS αντιπροσωπεύει ένα ολοκληρωμένο εργαλείο στατιστικής ανάλυσης, η υποστήριξη για μοντελοποίηση είναι κάπως χειρότερη από άλλα εργαλεία, ενώ είναι λιγότερο ευέλικτο από άλλα εργαλεία και πιο δύσκολο να προσαρμοστεί.	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Πρόβλεψη (Prediction), Ομαδοποίηση (Clustering), Οπτικοποίηση (Visualization)	Windows, Solaris, Linux	https://www.ibm.com/products/spss-statistics
6	Enterprise Miner (SAS Institute)	Commercial	Παρέχει ποικιλία εργαλείων στατιστικής ανάλυσης.	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression), Ανάλυση Χρονοσειρών (Time-series Analysis), Στατιστική Ανάλυση (Statistical Analysis), Ομαδοποίηση (Clustering)	Windows, Solaris, Linux	https://www.sas.com/el_gr/software/enterprise-miner.html
7	Insightful Miner (Insightful Incorporation)	Commercial	Παρέχει οπτική διεπαφή, η οποία επιτρέπει στους χρήστες να συνδέουν στοιχεία μαζί για να δημιουργήσουν προγράμματα αυτο-τεκμηρίωσης	Καθαρισμός Δεδομένων (Data Cleaning), Ομαδοποίηση (Clustering), Ταξινόμηση (Classification), Πρόβλεψη (Prediction), Στατιστική Ανάλυση (Statistical Analysis)	Windows, Solaris, Linux	http://www.sia.com.br/Brochure%20Insightful%20Miner3.pdf
8	CART (Salford Systems)	Commercial	Παρέχει δυαδικό διαχωρισμό για ταξινόμηση (Δέντρο Απόφασης) και για Πρόβλεψη (Δέντρα Παλινδρόμησης)	Ταξινόμηση (Classification), Δέντρο Απόφασης (Decision Tree), Δέντρο Παλινδρόμησης (Regression Tree)	Windows, Linux	https://www.minitab.com/en-us/predictive-analytics/cart/
9	TreeNet(R) (Salford Systems)	Commercial	Παρέχει μια αυτόματη επιλογή υποψήφιων προβλέψεων. Δυνατότητα χειρισμού δεδομένων χωρίς προεπεξεργασία	Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression)	Windows, Linux	https://www.minitab.com/en-us/predictive-analytics/treenet/

10	RandomForests (Salford Systems)	Commercial	Παρέχει υψηλά επίπεδα πρόβλεψης και ένα καινοτόμο σύνολο γραφικών οθονών για να αποκαλύψει απρόσμενα μοτίβα στα δεδομένα.	Ομαδοποίηση (Clustering)	Windows, Linux	https://www.minitab.com/en-us/predictive-analytics/random-forests/
11	PolyAnalyst (Megaputer Intelligence)	Commercial	Δίνει τη δυνατότητα στον υπεύθυνο λήψης αποφάσεων να αντλεί γνώσεις από μεγάλους όγκους κειμένων και δομημένα δεδομένα. Παρέχει πρόσβαση σχεδόν σε οποιαδήποτε πηγή δεδομένων και συγχώνευση δεδομένων από διαφορετικές πηγές, ενώ του παρέχει εργαλεία για τον χειρισμό όλων των βημάτων μιας τυπικής διαδικασίας ανάλυσης δεδομένων: από τη φόρτωση δεδομένων, την ενσωμάτωση, τη χειραγώγηση και τον καθαρισμό, έως την προηγμένη ανάλυση κειμένου, τη μηχανική εκμάθηση και την ανακάλυψη γνώσεων και την ευέλικτη οπτικοποίηση και αναφορά αποτελεσμάτων.	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Πρόβλεψη (Prediction), Ομαδοποίηση (Clustering)	Windows	https://www.megaputer.com/polyanalyst/
12	See5 and C5.0 (RuleQuest)	Open/Free	Παρέχει Ανάλυση Δέντρων Απόφασης	Δέντρα Απόφασης (Decision Tree)	Windows, Linux	https://www.rulequest.com/see5-info.html
13	TANAGRA	Open Source/Free	Παρέχει διάφορες μεθόδους εξόρυξης δεδομένων από διερευνητική ανάλυση δεδομένων, στατιστική μάθηση, μηχανική μάθηση και περιοχή βάσεων δεδομένων. Είναι ένα δωρεάν λογισμικό εξόρυξης δεδομένων για ακαδημαϊκούς και ερευνητικούς σκοπούς	Δέντρα Απόφασης (Decision Tree), Ομαδοποίηση (Clustering), Παραγοντική Ανάλυση (Factorial Analysis), Κανόνας Συσχέτισης (Association Rule), Επιλογή Χαρακτηριστικών (Feature Selection) και Αλγόριθμοι Κατασκευής (Construction Algorithms)	Windows	http://eric.univ-lyon2.fr/~Ericco/tanagra/en/tanagra.html
14	SIPINA (Ricco Rakotomalala Lyon, France)	Free	Παρέχει ένα περιβάλλον για αλγόριθμους μάθησης, χειρίζεται τόσο συνεχή όσο και διακριτά δεδομένα.	Δέντρα Απόφασης (Decision Tree), Δέντρα Ταξινόμησης (Classification Tree)	Windows	http://eric.univ-lyon2.fr/~Ericco/sipina.html

15	ORANGE (University of Ljubljana, Slovenia.)	Open Source/ Free	Παρέχει οπτικοποίηση και ανάλυση δεδομένων ανοιχτού κώδικα για αρχάριους και ειδικούς. Έχει μια πιο καθαρή και πιο κατανοητή διεπαφή, αλλά είναι κάπως περιορισμένο στην κλίμακα δεδομένων που μπορεί να επεξεργαστεί. Ταιριάζει καλύτερα ως εργαλείο για μικρότερα έργα ή για αρχάριους ερευνητές.	Παλινδρόμηση (Regression), Ομαδοποίηση (Clustering), Οπτικοποίηση (Visualization) Εξόρυξη Κειμένου (Text mining)	Windows, Linux, Mac	https://orange-datamining.com/
16	WEKA (University of Waikato, New Zealand)	Open Source/ Free	Παρέχει αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για εργασίες εξόρυξης δεδομένων και δημιουργία μοντέλων. Κατάλληλο για την ανάπτυξη νέων σχεδίων μηχανικής μάθησης.	Προεπεξεργασία Δεδομένων (Data pre-processing), Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression), Ομαδοποίηση (Clustering), Εξόρυξη Σχέσεων (Association Rules), Οπτικοποίηση (Visualization)	Windows, Linux, Mac	https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html
17	RapidMiner	Free για ακαδημαϊκή χρήση, Commercial για εμπορική	Παρέχει αλγόριθμους για τη διεξαγωγή αναλύσεων εξόρυξης δεδομένων και τη δημιουργία μοντέλων. Διαθέτει, επίσης, ένα ευρύ φάσμα μετρήσεων για αξιολογήσεις μοντέλων και μπορεί να εμφανίσει απεικονίσεις όπως οι καμπύλες λειτουργίας-δέκτη για να βοηθήσει τον χρήστη να αξιολογήσει την εφαρμογή του μοντέλου. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διεξαγωγή πολλαπλής επικύρωσης σε πολλαπλά επίπεδα, καθιστώντας το εξαιρετικά χρήσιμο για αναλύσεις γενικευσιμότητας.	Εξόρυξη Σχέσεων (Association Mining), Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression) Ομαδοποίηση (Clustering)	Windows, Linux, Mac	https://rapidminer.com/get-started/
18	KNIME	Open Source	Παρέχει πολλές από τις δυνατότητες που προσφέρουν τα εργαλεία RapidMiner και Weka, ενώ προσφέρει μια σειρά εξειδικευμένων αλγορίθμων σε τομείς όπως η ανάλυση συναισθημάτων και η ανάλυση κοινωνικών δικτύων. Ενσωματώνει δεδομένα από διαφορετικές πηγές και παρέχει επεκτάσεις που του επιτρέπουν τη διασύνδεση με JAVA, PYTHON, SQL.	Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression), Ομαδοποίηση (Clustering), Εξόρυξη Σχέσεων (Association Rules), Οπτικοποίηση (Visualization)	Windows, Linux, Mac	https://www.knime.com/

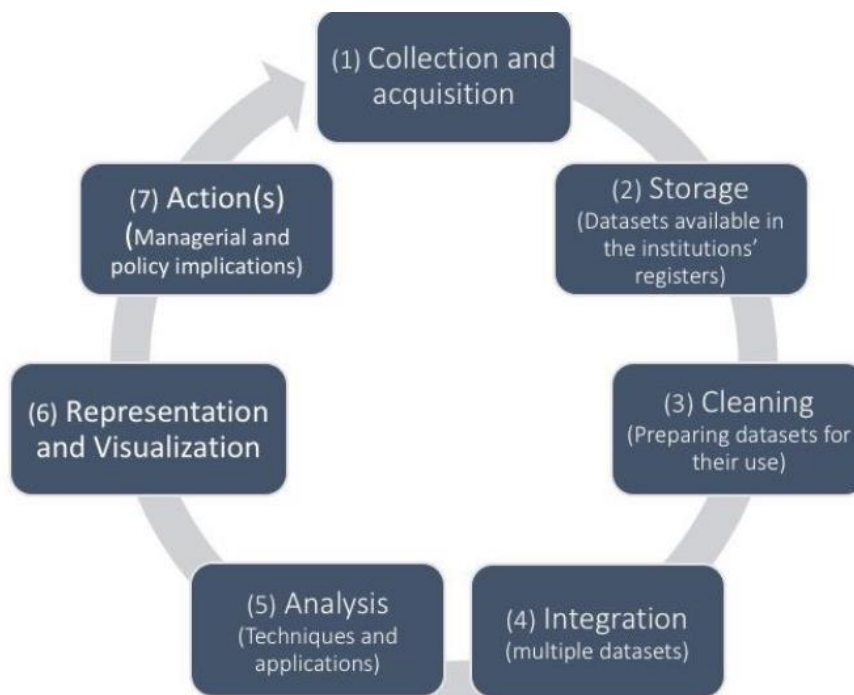
19	KEEL	Open Source/ Free	Εργαλείο εξόρυξης δεδομένων που παρέχει εκτεταμένη υποστήριξη για ορισμένους τύπους αλγορίθμων και εργασιών, όπως αλγόριθμους διακριτοποίησης, επιλογή χαρακτηριστικών, δεδομένων που λείπουν, αλλά περιορισμένη υποστήριξη για άλλους αλγορίθμους και εργασίες, όπως την κατασκευή νέων χαρακτηριστικών.	Προεπεξεργασία Δεδομένων (Data Preprocessing), Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression), Ομαδοποίηση (Clustering), Κανόνες Συσχέτισης (Correlation Rules), Δέντρα Αποφάσεων (Decision Tree), Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network)	Windows	http://www.keel.es/
----	------	----------------------	---	---	---------	---

Πίνακας 2. Εργαλεία Ανάλυσης Δεδομένων

2.5 Διαδικασία Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων

Η διαδικασία με την οποία εφαρμόζεται η εξόρυξη δεδομένων στα εκπαιδευτικά συστήματα μπορεί να ερμηνευτεί με διάφορους τρόπους. Σύμφωνα με τους Romero & Ventura (2013) στόχος της εκπαιδευτικής κοινότητας είναι να μετατραπούν τα δεδομένα σε γνώση έτσι ώστε η παραγόμενη γνώση να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων για τη βελτίωση του εκπαιδευτικού περιβάλλοντος και των διαδικασιών μάθησης. Είναι μια μορφή εκπαιδευτικής αξιολόγησης ενός εκπαιδευτικού συστήματος, το οποίο όχι μόνο αναπτύσσεται αλλά εξελίσσεται και βελτιώνεται. Η αξιολόγηση του εκπαιδευτικού σχεδιασμού γίνεται αναλύοντας την αλληλεπίδραση των μαθητών με το σύστημα για να βοηθηθούν οι εμπλεκόμενοι (εκπαιδευτικοί/ διευθυντές/ ηγεσία) να βελτιώσουν τα εκπαιδευτικά υλικά. Για παράδειγμα με τις τεχνικές EDM ανακαλύπτονται πρότυπα που μπορούν να βοηθήσουν τους σχεδιαστές των εκπαιδευτικών προγραμμάτων να καθιερώσουν μια παιδαγωγική βάση αποφάσεων όταν σχεδιάζουν ή μετατρέπουν μια παιδαγωγική προσέγγιση (στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Από τα ακατέργαστα εκπαιδευτικά δεδομένα μέχρι την εξαγωγή χρήσιμης γνώσης μεσολαβούν τρία ενδιάμεσα στάδια: της προεπεξεργασίας των δεδομένων, της εξόρυξης δεδομένων και της ερμηνείας των αποτελεσμάτων (Romero & Ventura, 2013), ενώ ο Siemens (2013) παρουσιάζει τον «βρόχο δεδομένων» που είναι χρήσιμο για τη χρήση ποσοτικών πληροφοριών στην υποστήριξη της απόφασης (Σχήμα 8)



Σχήμα 8. Βρόχος Δεδομένων κατά Siemens (2013)

2.5.1 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Απαραίτητο για την εξόρυξη δεδομένων είναι να γίνει μια προεργασία πριν τη συλλογή και την ενσωμάτωση αυτών των ακατέργαστων δεδομένων.

Η προεπεξεργασία δεδομένων είναι το πρώτο βήμα σε οποιαδήποτε διαδικασία εξόρυξης δεδομένων αφού επιτρέπει τη μετατροπή των διαθέσιμων ακατέργαστων εκπαιδευτικών δεδομένων σε μια κατάλληλη μορφή έτοιμη για χρήση από έναν αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων για την επίλυση συγκεκριμένου εκπαιδευτικού προβλήματος (Romero et al., 2014).

Παρόλο που είναι ένα από τα πιο σημαντικά καθήκοντα στην έρευνα εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων, οι Romero et al. (2014) επισημαίνουν ότι είναι το λιγότερο μελετημένο πεδίο.

Στα εκπαιδευτικά πλαίσια, η προεργασία των δεδομένων είναι μια σημαντική, πολύπλοκη και μερικές φορές χρονοβόρα διαδικασία. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα αποθηκεύουν τεράστια ποσότητα δυναμικών δεδομένων από διαφορετικές πηγές, με διαφορετικούς τύπους, με περισσότερες ή λιγότερες λεπτομέρειες, με πολλαπλά επίπεδα ιεραρχικής σημασίας (επίπεδο μαθητή, επίπεδο μαθήματος, επίπεδο τάξης, επίπεδο απάντησης, επίπεδο σχολείου) που μας παρέχουν περισσότερα ή λιγότερα δεδομένα (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020). Από τα παραπάνω, γίνεται αντιληπτό ότι για να επιλυθούν τα διάφορα εκπαιδευτικά προβλήματα θα πρέπει να μετατραπούν τα δεδομένα σε σωστή μορφή.

Σύμφωνα με τον Siemens (2013) το πρώτο βήμα είναι η *Συλλογή & Απόκτηση* (Collection & Acquisition) ο εντοπισμός, δηλαδή, των σχετικών συνόλων δεδομένων που είναι ενδεχομένως χρήσιμα για την απάντηση στις ερωτήσεις που θέτουν οι αναλυτές και οι διευθυντές των ιδρυμάτων. Στη συνέχεια, τα σύνολα δεδομένων εισάγονται συστηματικά στη διαθεσιμότητα των καταλόγων, των ιδρυμάτων, μέσω της *Αποθήκευσης* (Storage). Οι ειδικοί, σε αυτά τα ιδρύματα, προχωράνε στον *Καθαρισμό* (Cleaning) για να αναθεωρήσουν τα δομημένα και μη δομημένα δεδομένα, με σκοπό να δημιουργήσουν νέα σύνολα δεδομένων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά σε μεταγενέστερες αναλύσεις. Τελευταίο βήμα, πριν την εξόρυξη δεδομένων, τα σύνολα δεδομένων υπόκεινται σε μια διαδικασία *Ολοκλήρωσης* (Integration), η οποία χαρακτηρίζεται από τη συγχώνευση διαφορετικών πηγών, καθώς συχνά για να μελετηθεί το υπό εξέταση φαινόμενο απαιτείται η εξέταση από διάφορες γωνίες/οπτικές.

Σημαντικό ρόλο στη μελέτη των εκπαιδευτικών δεδομένων, επίσης, παίζουν οι παράμετροι όπως ο χρόνος, η αλληλουχία και το περιεχόμενο. Αναλυτικότερα, ο χρόνος είναι σημαντικός γιατί συλλέγει δεδομένα όπως η διάρκεια μιας συνεδρίας, ή ο χρόνος μάθησης ενός αντικειμένου. Η αλληλουχία παρουσιάζει το πως δημιουργούνται οι έννοιες και πως η πρακτική και η διδασκαλία πρέπει να λαμβάνει χώρα. Το περιεχόμενο είναι σημαντικό για να εξηγήσει τα αποτελέσματα και να γνωρίζει πότε ένα μοντέλο/πρότυπο μπορεί να πετύχει ή όχι (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Ιδιαίτερη προσοχή, τέλος, πρέπει να δοθεί στη διατήρηση, στην προστασία και στην εμπιστευτικότητα των πληροφοριών των μαθητών κατά τη διάρκεια της ενσωμάτωσης των δεδομένων (MacNeill, et al., 2014, Moore, 2019), σβήνοντας προσωπικά δεδομένα (μη χρήσιμα στη διαδικασία της εξόρυξης δεδομένων) όπως όνομα, email, τηλέφωνο, διεύθυνση, μετατρέποντας τα δεδομένα σε ανώνυμα (στο Καραγιάννη και συν., 2020).

2.5.2 Εξόρυξη Δεδομένων

Στο στάδιο αυτό γίνεται η Εξόρυξη Δεδομένων, δηλαδή η εξαγωγή προτύπων.

Κατά τον Siemens (2013) (Σχήμα 8) είναι το στάδιο της *Ανάλυσης* (Analysis), όπου εφαρμόζονται τεχνικές στατιστικής, οικονομετρικής και επιχειρηματικής ευφυΐας στα σχετικά σύνολα δεδομένων με σκοπό την ανίχνευση ενδιαφερόντων προτύπων και αποτελεσμάτων καθώς και τον σχολιασμό και την ερμηνεία των κύριων ευρημάτων.

Υπάρχει μεγάλη ποικιλία γνωστών μεθόδων για την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων όπως πρόβλεψη, ομαδοποίησης, εξόρυξης σχέσεων, ανακάλυψη με μοντέλα, δεδομένα απαλλαγμένα από την ανθρώπινη κρίση. Οι τρεις πρώτες κατηγορίες χρησιμοποιούνται σαν τεχνικές του DM, ενώ οι υπόλοιπες χρησιμοποιούνται στο EDM. Επειδή τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα έχουν κάποια ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, τα οποία χρειάζονται ειδική

μεταχείριση όταν μπαίνουν στη διαδικασία της εξόρυξης, άλλες τεχνικές εξόρυξης δεδομένων χρησιμοποιούνται για δεδομένα που αφορούν την εκπαίδευση και άλλες για τους εκπαιδευόμενους (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

2.5.3 Ερμηνεία Αποτελεσμάτων

Το τελευταίο στάδιο είναι πολύ σημαντικό για να μετατραπεί η γνώση που ανακαλύφθηκε, σε λήψη απόφασης και περαιτέρω ανάληψη δράσης για το πως θα βελτιωθεί το εκπαιδευτικό περιβάλλον ή το εκπαιδευτικό σύστημα.

Για τον Siemens (2013) (Σχήμα 8) στο στάδιο της *Αντιπροσώπευσης & Οπτικοποίησης* (Representation & Visualization) οι εμπειρογνώμονες που πραγματοποίησαν τις αναλύσεις θα πρέπει να συνεργάζονται στενά με εκπαιδευτικούς και διευθυντές για να κατανοήσουν τον καλύτερο τρόπο απεικόνισης των αποτελεσμάτων και να υποστηρίξουν τη νέα γνώση εντός του οργανισμού. Τελικά τα στοιχεία από την ανάλυση μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πραγματοποίηση *Δράσεων* (Actions) δηλαδή για τον σχεδιασμό διορθωτικών παρεμβάσεων, την ανάπτυξη νέου (ή τροποποιημένου) προγράμματος σπουδών, τη δημιουργία συστημάτων έγκαιρης προειδοποίησης και την πρόληψη φαινομένων που βλάπτουν την επίδοση των μαθητών, ενθαρρύνοντας την ανάπτυξη καινοτόμων εκπαιδευτικών στρατηγικών από τους εκπαιδευτικούς.

Είναι φανερό ότι τα μοντέλα/πρότυπα που εξάγονται από τις τεχνικές του EDM πρέπει να είναι κατανοητά και χρήσιμα για τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η τεχνική του δέντρου (Decision Tree), για παράδειγμα, είναι προτιμότερη από την τεχνική των νευρωνικών δικτύων, γιατί παρότι η δεύτερη είναι πιο αξιόπιστη είναι λιγότερο κατανοητή. Οι τεχνικές απεικόνισης είναι, επίσης, πολύ χρήσιμες γιατί μας παρέχουν τα αποτελέσματα σε μορφές που εύκολα μπορούν να ερμηνευτούν. Για παράδειγμα, είναι καλύτερα να δείξεις ένα υποσύνολο συνδέσεων που ανακαλύφθηκαν παρά όλες τις συνδέσεις που έχουν ανακαλυφθεί (Romero & Ventura, 2007, Osmanbegovic & Suljic, 2012, Xing et al., 2014, Kolo & Adepoju, 2015, Romero & Ventura, 2020).

Όπως προτείνουν, όμως, οι Romero & Ventura (2013) ο καλύτερος τρόπος για να παρουσιαστούν τα αποτελέσματα, οι πληροφορίες, οι εξηγήσεις, οι προτάσεις και τα σχόλια σε χρήστες που δεν είναι ειδικοί στο EDM, όπως είναι οι εκπαιδευτικοί, είναι να υπάρχουν συστήματα που προτείνουν λύσεις. Έτσι, δείχνοντας τα πρότυπα που έχουν εξαχθεί από το EDM μαζί με μία λίστα με προτάσεις και συμπεράσματα σχετικά με τα αποτελέσματα και πως αυτά μπορούν να εφαρμοστούν, μπορούν να βοηθήσουν τους χρήστες στη σωστή επιλογή λήψης απόφασης βασιζόμενοι σε δεδομένα και όχι στη διαίσθησή τους (Romero & Ventura, 2013, στο Καραγιάννη και συν., 2020).

Ενώ οι Agasisti & Bowers (2017) τονίζουν ότι η διαδικασία είναι αναδρομική, με την έννοια ότι οι νέες ενέργειες πρέπει να κριθούν μέσω νέων δεδομένων, τα οποία με τη σειρά τους απαιτούν νέο καθαρισμό, ολοκλήρωση, ανάλυση και αναπαράσταση, και ούτω καθεξής.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ EDM

Τα τελευταία χρόνια όλο και περισσότερες εργασίες, αναφορικά με την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων, δημοσιεύονται σε διάφορες πηγές επιστημονικών πληροφοριών, όπως το SCOPUS, το ScienceDirect, το Google Scholar (Romero & Ventura, 2020, Salloum et al., 2020, Manjarres, Sandoval & Suárez, 2018) αποδεικνύοντας την αξία που προσφέρει το EDM σε όλους τους εμπλεκόμενους φορείς με την εκπαιδευτική διαδικασία και τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα. Ιδιαίτερα σήμερα, που ο τρόπος μάθησης και φοίτησης στα σχολεία και τα πανεπιστήμια αλλάζει συνεχώς, με τις ψηφιακές πηγές μάθησης και τα κοινωνικά δίκτυα να είναι τόσο ισχυρά, η χρήση μεθόδων και τεχνικών ανάλυσης δεδομένων θα βοηθήσει τα εκπαιδευτικά ιδρύματα να προβλέψουν ή/και να αντιμετωπίσουν έγκαιρα διάφορα εκπαιδευτικά προβλήματα αυξάνοντας τη μάθηση, τη διαφάνεια, την υπευθυνότητα και διευκολύνοντας την αξιολόγηση των εκπαιδευτικών οργανισμών (West, 2012).

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται προσπάθεια να παρουσιαστούν εργασίες, που έχουν χρησιμοποιηθεί τεχνικές EDM για την ανάλυση ή την επίλυση ενός προβλήματος σχετιζόμενου με το εκπαιδευτικό περιβάλλον όπως προσδιορισμός προτύπων συμπεριφοράς μαθητών σε ένα εκπαιδευτικό περιβάλλον, πρόβλεψη απόδοσης και εγκατάλειψης μαθητών από την εκπαιδευτική διαδικασία, ομαδοποίηση μαθητών με βάση κάποια χαρακτηριστικά, σχεδιασμός και βελτίωση προγραμμάτων και μοντελοποίηση μαθημάτων. Οι μελέτες που αναλύθηκαν βρέθηκαν από τα αποτελέσματα αναζήτησης στο GoogleScholar, από το 2015 έως το 2020, είχαν ελεύθερη πρόσβαση και ήταν σχετικές με την “Εφαρμογή του Educational Data Mining σε Εκπαιδευτικά Περιβάλλοντα”. Παρόλο που εξετάστηκαν εργασίες στις οποίες είχαν εφαρμοστεί τουλάχιστον μία μέθοδος/τεχνική EDM, ο όγκος των μελετών (αναρτήσεις και άρθρα) ήταν μεγάλος, με αποτέλεσμα την αναφορά μερικών μελετών ως καλούς εκπροσώπους ανά πεδίο εφαρμογής. Έγινε ταξινόμηση των έργων ανά πεδίο εφαρμογής και έτος καθώς επίσης και παρουσίαση συνοπτικού πίνακα όπου φαίνονται τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, οι τεχνικές και τα εργαλεία που έχουν χρησιμοποιηθεί ανά ερευνητική εργασία

3.1 Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping out or Retention Analysis)

Σύμφωνα με τους Dambić, Krajcar & Bele (2016) (στο Salloum et al. 2020) όταν καθορίζονται οι μαθητές που βρίσκονται σε κίνδυνο, μπορούν να προσεγγιστούν από σχολεία και πανεπιστήμια για να τους βοηθήσουν να επιτύχουν. Με γνώμονα τα παραπάνω, στο πεδίο αυτό, αναλύονται διάφορα δεδομένα με σκοπό την πρόβλεψη της εγκατάλειψης και κατ’ επέκταση την προώθηση της διατήρησης των μαθητών στα εκπαιδευτικά ιδρύματα. Τα μοντέλα πρόβλεψης περιλαμβάνουν προσωπικές, κοινωνικές, ψυχολογικές και άλλες περιβαλλοντικές μεταβλητές, απαραίτητες για την αποτελεσματική πρόβλεψη διαρροής μαθητών από τους εκπαιδευτικούς οργανισμούς.

Στη μελέτη *Educational Data Mining: A Case Study in Retention of Undergraduate Students In University College of Cork* των Grannell, Fitzpatrick, Fitzgerald & McNulty (2015), διερευνήθηκαν οι πρώτοι δείκτες που σχετίζονται με την εγκατάλειψη των μαθητών κατά το 1^ο έτος ενώ μελετήθηκε η πιθανότητα των μαθητών να εγκαταλείψουν την πορεία τους σε οποιοδήποτε στάδιο της φοιτητικής τους ζωής. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, σε αυτή την εργασία, βασίζονταν κυρίως σε πληροφορίες εισαγωγής και δημογραφικές λεπτομέρειες κάθε προπτυχιακού φοιτητή κατά την είσοδο στο πανεπιστήμιο καθώς και σε δεδομένα αποτελεσμάτων εξετάσεων για τα ακαδημαϊκά έτη 2004/2005, 2005/2006 και 2006/2007. Οι τεχνικές ανάλυσης που χρησιμοποιήθηκαν ήταν η λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression), η ελαστική καθαρή λογιστική παλινδρόμηση (elastic net logistic regression), το

δέντρο αποφάσεων CHAID (CHAID decision tree), το δέντρο αποφάσεων C4.5 (C4.5 decision tree), τα τυχαία δάση (random forests) ενώ το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε για την ολοκλήρωση αυτού του εύρους ανάλυσης ήταν BMDP, το SAS v9.4 και το R v3.1.2. Η μελέτη έδωσε την δυνατότητα στο πανεπιστήμιο να κατανοήσει τους υποκείμενους λόγους πίσω από την αποχώρηση των φοιτητών και να παρέμβει σε φοιτητές που έχουν ένδειξη αποχώρησης από το μάθημα και το πανεπιστήμιο αυξάνοντας τα ποσοστά διατήρησης των φοιτητών/τριών του.

Με την εργασία τους, *Educational Data Mining: Case Study for Predicting Student Dropout in Higher Education*, οι Nikolovski, Mishkovski, Stojanov & Chorbev (2015) έχουν στόχο να εντοπίσουν ένα μοτίβο μεταξύ των μαθητών που τείνουν να εγκαταλείψουν τις σπουδές τους, λαμβάνοντας δεδομένα 20.029 εγγραφών από το 2011 έως και το 2014 σε μια από τις σχολές του Πανεπιστημίου Ss. Cyril and Methodius στα Σκόπια. Χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές εξόρυξης δεδομένων ταξινόμησης, όπως ο αλγόριθμος Naive Bayes και J48 με το λογισμικό Weka. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, τα πιο πολύτιμα χαρακτηριστικά για την πρόβλεψη είναι ο αριθμός των αιτήσεων εξετάσεων τόσο για μαθηματικά όσο και για τα μαθήματα προγραμματισμού. Ενώ εξίσου σημαντικά είναι και τα δημογραφικά χαρακτηριστικά των μαθητών, δεδομένου ότι τα αποτελέσματα αποκαλύπτουν ένα μοτίβο μεταξύ του αριθμού των αιτήσεων εξετάσεων μεταξύ των μαθημάτων.

Στόχος της μελέτης των Villwock, Appio & Andreta (2015), *Educational Data Mining with Focus on Dropout Rates*, ήταν να προσδιοριστούν τα κοινωνικοοικονομικά πρότυπα και πρότυπα μαθημάτων που μπορεί να συμβάλουν στην απόφαση του μαθητή να εγκαταλείψει το τμήμα των Μαθηματικών του πανεπιστημίου Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE. Η έρευνα επικεντρώθηκε σε πρωτοετείς μαθητές του 2003 του τμήματος Μαθηματικών, εφαρμόζοντας τη μέθοδο της ταξινόμησης, χρησιμοποιώντας το λογισμικό Weka. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα το μάθημα που συνέβαλε περισσότερο στην εγκατάλειψη ήταν ο Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός I, στο πρώτο έτος, ενώ λαμβάνοντας υπόψη τα μαθήματα που ακολούθησαν τα δύο πρώτα χρόνια, αυτό που συνέβαλε περισσότερο στη διαρροή ήταν τα Πεπερασμένα Μαθηματικά. Από τους κοινωνικοοικονομικούς παράγοντες η εργασία ήταν ο παράγοντας που συνέβαλε περισσότερο στην απόφαση να εγκαταλείψουν τα μαθήματα.

Τα ευρήματα της έρευνας που διεξήγαγε ο Yehuala (2015), με τίτλο *Application Of Data Mining Techniques For Student Success And Failure Prediction*, έδειξαν ότι το Αποτέλεσμα Εξέτασης Εισαγωγικού Πιστοποιητικού Τριτοβάθμιας Εκπαίδευσης, το φύλο, ο αριθμός φοιτητών σε μια τάξη, ο αριθμός των μαθημάτων που δίνονται σε ένα εξάμηνο και το πεδίο σπουδών είναι οι κύριοι παράγοντες για τη φθορά των φοιτητών/τριών στο πανεπιστήμιο, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το ποσοστό αποτυχίας και να βοηθήσει στον εντοπισμό των πιθανών μαθητών σε προγράμματα δια βίου μάθησης ή εκείνων που χρειάζονται πρόσθετα κίνητρα. Ένα δείγμα δεδομένων από 11.873 τακτικούς προπτυχιακούς φοιτητές χρησιμοποιήθηκε για τη μέθοδο της ταξινόμησης με τους ταξινομητές δέντρο αποφάσεων J48 και Naïve Bayes ενώ η ανάλυση έγινε με το λογισμικό Weka.

Η εργασία των Sara, Halland, Igel & Alstrup (2015), *High-school dropout prediction using machine learning: A Danish large-scale study*, λαμβάνει υπόψη τους μαθητές που ήταν τουλάχιστον έξι μήνες σε λύκειο της Δανίας, με στόχο να προβλέψει την εγκατάλειψη τους επόμενους τρεις μήνες και να βοηθήσει τον εκπαιδευτικό να λάβει αντίμετρα νωρίς. Χρησιμοποιήθηκαν 72.598 εγγραφές μαθητών, από τα διαδικτυακά εργαλεία διαχείρισης σπουδών σε ιδρύματα δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, τα οποία αναλύθηκαν με μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVM), με πυρήνες Gauss, και RF τυχαίων δασών καθώς και τον ταξινομητή Naïve Bayes χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα Weka και το Shark.

Στο άρθρο *Use Educational Data Mining to Predict Undergraduate Retention* (Lehr, Liu, Kinglesmith, Konyha, Robaszewska & Medinilla, 2016) παρουσιάζονται τεχνικές EDM για την πρόβλεψη διατήρησης προπτυχιακών φοιτητών. Στην έρευνα χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα 972 εγγεγραμμένων φοιτητών, του Embry-Riddle Aeronautical University, το 2008. Η ανάλυση τους έγινε με το πρόγραμμα Weka χρησιμοποιώντας, για την εκπαίδευση και τη δοκιμή μοντέλων, αλγορίθμους παλινδρόμησης και ταξινόμησης. Η ανακαλυφθείσα γνώση θα βοηθήσει το πανεπιστήμιο στη λήψη αποφάσεων για την έγκαιρη παρέμβαση ώστε να βελτιωθούν τα ποσοστά διατήρησης των φοιτητών/τριών.

Ο στόχος της εργασίας *Combining Click-Stream Data with NLP Tools to Better Understand MOOC Completion* (Crossley, McNamara, Baker, Wang, Paquette, Barnes & Bergner, 2016) ήταν να δημιουργήσει ένα αυτοματοποιημένο μοντέλο για την ολοκλήρωση ενός MOOC με βάση τόσο τους δείκτες κλικ-ροής όσο και τους δείκτες NLP (Natural Language Processing). Για την αποτελεσματικότητα αυτής της συνδυασμένης προσέγγισης στην πρόβλεψη της πιθανότητας απόδοσης και ολοκλήρωσης ενός μαθήματος MOOC, οι ερευνητές, εξέτασαν την αλληλεπίδραση 320 μαθητών μέσα στο σύστημα και τη γλώσσα που χρησιμοποιούσαν στα φόρουμ συζήτησης. Χρησιμοποιήθηκαν αρκετά εργαλεία NLP για την αξιολόγηση των γλωσσικών χαρακτηριστικών, που στη συνέχεια αναλύθηκαν με τις μεθόδους MANOVA (multivariate analysis of variance) και DFA (Discriminant Function Analysis). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ένας συνδυασμός δεδομένων κλικ-ροής και δεικτών NLP μπορεί να προβλέψει με ουσιαστική ακρίβεια (78%) εάν οι μαθητές θα ολοκληρώσουν το MOOC. Αυτή η προγνωστική δύναμη υποδηλώνει ότι τα δεδομένα αλληλεπίδρασης μαθητή και η χρήση γλώσσας μέσα σε ένα MOOC μπορούν να βοηθήσουν στην κατανόηση της διατήρησης των μαθητών και να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη μοντέλων με σκοπό τη βελτίωση των μαθησιακών εμπειριών των μαθητών. Όπως αναφέρουν και οι ερευνητές «*Ο μακροπρόθεσμος στόχος αυτής της έρευνας είναι να δημιουργηθούν παρεμβάσεις που παρέχουν εξατομικευμένη ανατροφοδότηση όσον αφορά τη χρήση της γλώσσας και την αλληλεπίδραση του συστήματος στους μαθητές του MOOC ή στους δασκάλους τους, προκειμένου να αυξηθεί το ποσοστό ολοκλήρωσης, καθώς και να αυξηθεί η επιστημονική κατανόηση των παραγόντων που σχετίζονται με την ολοκλήρωση μαθημάτων MOOC*»

Στη μελέτη *Predicting Student Retention from Behavior in an Online Orientation Course* (Kai, Andres, Paquette, Baker, Molnar, Watkins & Moore, 2017) οι ερευνητές χρησιμοποίησαν δεδομένα αλληλεπίδρασης φοιτητών από ένα διαδικτυακό μάθημα προσανατολισμού, το Engage, σε ένα εντελώς διαδικτυακό πανεπιστήμιο, για να δημιουργήσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης διατήρησης των φοιτητών σε ένα διαδικτυακό πρόγραμμα κολεγίου (εγγραφή φοιτητών σε μελλοντικά μαθήματα για συγκεκριμένα προγράμματα). Το σύνολο δεδομένων που ελήφθη από το διαδικτυακό πανεπιστήμιο, eVarsity, περιλάμβανε δεδομένα πρόσβασης σε πόρους, δημογραφικά δεδομένα και δεδομένα εγγραφής του μαθήματος Engage για το διάστημα Οκτώβριος 2015-Ιανουάριος 2016. Αντιπροσώπευε 97.298 προσβάσεις και ενέργειες σε σύνολο 325 μαθητών. Για τα μοντέλα πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της ταξινόμησης με τους αλγορίθμους J48 και JRip, ενώ η ανάλυση έγινε με το πρόγραμμα RapidMiner. Τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν από τα μοντέλα πρόβλεψης, όπως το χαρακτηριστικό των προβολών απαντήσεων πίνακα συζητήσεων που φάνηκε να έχει πολύ ισχυρή σχέση με μελλοντική εγγραφή σε ένα μάθημα eVarsity, παρέχουν στους διαχειριστές του eVarsity και στους συντονιστές μαθημάτων λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά των μαθητών εντός του μαθήματος προσανατολισμού και να σχεδιάσουν παρεμβάσεις που θα μπορούσαν να βελτιώσουν τη διατήρηση των μαθητών στο eVarsity.

Στην ερευνητική εργασία *Predicting Student Performance using Advanced Learning Analytics* (Daud, Aljohani, Abbasi, Lytras, Abbas & Alowibdi, 2017) εφαρμόζονται μοντέλα ταξινόμησης για να προβλεφθεί εάν ένας φοιτητής θα μπορέσει να ολοκληρώσει το πτυχίο του

ή όχι, χρησιμοποιώντας τέσσερις διαφορετικούς τύπους χαρακτηριστικών (οικογενειακές δαπάνες, οικογενειακό εισόδημα, προσωπικά στοιχεία μαθητή και οικογενειακά περιουσιακά στοιχεία). Για τους πειραματικούς σκοπούς συλλέχθηκαν 776 περιπτώσεις μεταπτυχιακών και προπτυχιακών φοιτητών, από διάφορα πανεπιστήμια του Πακιστάν, την περίοδο 2004 έως 2011 και η ανάλυση τους έγινε με χρήση των αλγορίθμων Support Vector Machine (SVM), C4.5, Classification and Regression Tree (CART), Bayes Network (BN), Naive Bayes (NB). Τα αποτελέσματα της έρευνας μπορούν να χρησιμεύσουν ως μέθοδος βελτίωσης της πολιτικής στην τριτοβάθμια εκπαίδευση της χώρας.

Στόχος της μελέτης περίπτωσης *Predicting Student Drop-Out Rates Using Data Mining Techniques: A Case Study* (Pérez, Castellanos & Correal, 2018) ήταν να βρεθούν οι παράγοντες που επηρεάζουν το ποσοστό εγκατάλειψης φοιτητών χρησιμοποιώντας μεθόδους EDM. Για τη μοντελοποίηση της εγκατάλειψης μαθητών, οι ερευνητές χρησιμοποίησαν δεδομένα 762 φοιτητών, που εγγράφηκαν στο Πρόγραμμα Μηχανικής Συστημάτων σε ιδιωτικό πανεπιστήμιο στη Μπογκοτά της Κολομβίας, από το 2004 έως το 2010. Για την ανάλυση των δεδομένων επιλέχθηκε η μέθοδος της ταξινόμησης με χρήση των αλγορίθμων Decision Tree, Logistic Regression, Naive Bayes και Random Forest. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι επιδόσεις των φοιτητών στα μαθήματα μηχανικής συστημάτων συσχετίζονται με τις επιδόσεις τους στα μαθήματα της φυσικής και των μαθηματικών, ενώ φαίνεται ότι τα μαθήματα που σχετίζονται με τη μηχανική συστημάτων έχουν τον μεγαλύτερο αντίκτυπο στην πρόβλεψη εγκατάλειψης. Πρόταση των ερευνητών είναι τα ευρήματα να κοινοποιηθούν και να συζητηθούν με το διδακτικό προσωπικό του συγκεκριμένου τμήματος προκειμένου να επικυρωθεί και να τελειοποιηθεί το μοντέλο ώστε να εφαρμοστεί σε ένα παραγωγικό περιβάλλον.

Ο ερευνητικός στόχος της μελέτης *University Student Retention: Best Time and Data to Identify Undergraduate Students at Risk of Dropout* (Ortiz-Lozano, Rua-Vieites, Bilbao-Calabuig & Casadesús-Fa, 2018) ήταν να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα του εντοπισμού μαθητών με υψηλότερο κίνδυνο εγκατάλειψης σε διαφορετικές στιγμές κατά την έναρξη του πρώτου ακαδημαϊκού έτους, έτσι ώστε τα ιδρύματα να βελτιώσουν τις στρατηγικές πρόληψης διατήρησης των φοιτητών τους, χρησιμοποιώντας τον χρόνο και τον τύπο δεδομένων ως βασικές παραμέτρους. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης με EDM αφορούσαν 935 πρωτοετείς φοιτητές, στο πρόγραμμα πτυχίου Ηλεκτρομηχανολογίας του Universidad Pontificia Comillas στη Μαδρίτη, από το 2010 έως 2014. Η ανακαλυφθείσα γνώση υποδεικνύει ότι οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί πρέπει να θεωρούν τα δεδομένα απόδοσης των μαθημάτων ως προγνωστικούς παράγοντες εγκατάλειψης ενώ θα πρέπει να εξετάσουν μια μακροπρόθεσμη και συνεχή στρατηγική διατήρησης των σπουδαστών τους έναντι μιας στρατηγικής απόφασης που εφαρμόστηκε στην αρχή της πανεπιστημιακής ζωής.

Σκοπός της μελέτης των Alom & Courtney (2018) στο έργο τους *Educational Data Mining: A Case Study Perspectives from Primary to University Education in Australia*, ήταν να αξιολογήσουν τα ποσοστά ολοκλήρωσης εκπαίδευσης των Αυστραλών μαθητών/τριών από το 2004 έως το 2015 (πρωτοβάθμια και δευτεροβάθμια εκπαίδευση) και να εκτιμήσουν τον αριθμό των φοιτητών/τριών που θα εισέλθουν στα πανεπιστήμια το 2016, χρησιμοποιώντας το EDM. Στην έρευνά τους χρησιμοποίησαν δημόσια διαθέσιμα στατιστικά δεδομένα, της Αυστραλίας, από το 2004 έως το 2015. Για την ανάλυση χρησιμοποίησαν τα προγράμματα Wilson Calculator και Orange και για την οπτικοποίηση χρησιμοποίησαν την τεχνική διανομής και διασποράς.

Στην εργασία τους *The Investigation of Student Dropout Prediction Model in Thai Higher Education Using Educational Data Mining: A Case Study of Faculty of Science, Prince of Songkla University* (Pattanaphanchai, Leelertpanyakul & Theppalak, 2019), οι ερευνητές

προτείνουν ένα μοντέλο πρόβλεψης εγκατάλειψης φοιτητών χρησιμοποιώντας τεχνικές EDM. Τα δεδομένα, όπου εφαρμόστηκαν τεχνικές ταξινόμησης, αφορούσαν 4.238 εγγραφές φοιτητών, με 7 χαρακτηριστικά, της Σχολής Επιστημών του Πανεπιστημίου Prince of Songkla, για το 2013 έως το 2017. Τα δεδομένα αναλύθηκαν με το πρόγραμμα Weka χρησιμοποιώντας τρεις ταξινομητές δέντρου (Tree Model) και τρεις ταξινομητές επαγωγής κανόνων (Rule-Induction). Κάνοντας γνωστά, στους υπεύθυνους με την εκπαιδευτική διαδικασία, τα κύρια χαρακτηριστικά που επηρεάζουν την εγκατάλειψη σπουδών των φοιτητών, τα πανεπιστήμια θα είναι σε θέση να παράσχουν υποστηρικτικό πρόγραμμα με σκοπό τη βελτίωση διατήρησης των φοιτητών τους.

Η καινοτομία της έρευνας *Predicting Student Dropout by Mining Advisor Notes* (Jayaraman, 2020) έγκειται στη χρήση τεχνικών Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP) για την ανακάλυψη πληροφοριών σε μη δομημένα δεδομένα (όπως σημειώσεις συμβούλων) όπου, μέσω τεχνικών μηχανικής μάθησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην πρόβλεψη εγκατάλειψης φοιτητών των ακαδημαϊκών σπουδών τους. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, στην παρούσα εργασία, αποτελούνταν από 19.562 σημειώσεις που εισήχθησαν σε μια περίοδο τεσσάρων ετών (2015 - 2018) για 7.343 προπτυχιακούς φοιτητές σε ένα αστικό πανεπιστήμιο στις βορειοανατολικές Ηνωμένες Πολιτείες. Οι σημειώσεις είναι σε ελεύθερη μορφή και δεν έχουν καμία δομή, παρέχοντας πλούσιες πληροφορίες για τυχόν ζητήματα και δυσκολίες που μπορεί να αντιμετωπίζουν οι μαθητές όχι μόνο σε σχέση με τους ακαδημαϊκούς στόχους τους αλλά και σε σχέση με την κοινωνική και οικογενειακή τους ζωή. Η ανάλυση των συναισθημάτων έγινε με το λεξικό Bing και τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν χρησιμοποιήθηκαν για τη δημιουργία μοντέλου πρόβλεψης μαθητών που βρίσκονται σε κίνδυνο, με χρήση αλγορίθμων ταξινόμησης. Η παραχθείσα πληροφορία παρέχει στους καθηγητές, το προσωπικό, τους διαχειριστές και τους συμβούλους μια πρόσθετη ένδειξη του κινδύνου κακής απόδοσης ή διακοπής του μαθητή και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως συμπλήρωμα με άλλες τεχνικές, όπως η προγνωστική μοντελοποίηση με χρήση δομημένων θεσμικών δεδομένων, για τον εντοπισμό μαθητών σε κίνδυνο.

3.2 Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)

Σε αυτό το πεδίο, αναλύθηκαν μελέτες που σκοπό είχαν να εκτιμήσουν τις επιδόσεις των μαθητών και να κάνουν προβλέψεις σχετικά με τους τελικούς βαθμούς, την απόδοση και τη συμπεριφορά των μαθητών σε συγκεκριμένα μαθήματα. Η ανακαλυφθείσα γνώση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη σχετικά με την εγγραφή μαθητών σε ένα συγκεκριμένο μάθημα/τμήμα, για την πρόβλεψη του τελικού βαθμού, της έγκαιρης γνώσης της επίδοσης και τον εντοπισμό των ελλείψεων προσφέροντας στους εκπαιδευτικούς και τους μαθητές τη δυνατότητα να λάβουν κατάλληλα μέτρα για να βελτιώσουν τις ακαδημαϊκές επιδόσεις των μαθητών και να συμβάλλουν στην αποτελεσματικότερη εκπαίδευση. Η πρόβλεψη απόδοσης μαθητών είναι η μια από τις παλαιότερες και πιο δημοφιλείς εφαρμογές του DM στην εκπαίδευση (Romero & Ventura, 2010).

Στην εργασία τους *The prediction of students' academic performance using classification data mining techniques*, οι Ahmad, Ismail & Aziz (2015) προτείνουν ένα πλαίσιο για την πρόβλεψη των ακαδημαϊκών επιδόσεων των πρωτοετών φοιτητών στο τμήμα της Επιστήμης των Υπολογιστών, της Σχολής Πληροφορικής και Υπολογιστών (FIC) του Πανεπιστημίου Universiti Sultan Zainal Abidin (UniSZA) της Μαλαισίας. Τα 497 δεδομένα μαθητών συλλέχθηκαν από εισαγωγές περιόδου 8 ετών (από Ιούλιο 2006/2007 έως τον Ιούλιο 2013/2014) και περιέχουν τα δημογραφικά στοιχεία των μαθητών, τα προηγούμενα ακαδημαϊκά αρχεία και τις πληροφορίες οικογενειακού ιστορικού. Επιλέγουν να εφαρμόσουν

μέθοδο ταξινόμησης, χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές Decision Tree (J48), Naïve Bayes και Rule Based στο πρόγραμμα Weka. Οι εξαγόμενες γνώσεις από το μοντέλο πρόβλεψης θα βοηθήσουν τους καθηγητές να γνωρίζουν πώς θα αποδώσουν οι φοιτητές/τριες του πρώτου έτους στην ακαδημαϊκή τους πορεία από την πρώτη στιγμή και μπορεί να λειτουργήσει ως βοηθητικό εργαλείο ώστε οι καθηγητές να σχεδιάσουν το διδακτικό υλικό προκειμένου να βελτιώσουν τις επιδόσεις των φοιτητών και να μειώσουν το ποσοστό αποτυχίας στο τμήμα της πληροφορικής

Ο στόχος των ερευνητών Kolo & Adepoju (2015), στο έργο τους *A Decision Tree Approach for Predicting Students Academic Performance*, ήταν να εντοπίσουν παράγοντες που επηρεάζουν την ακαδημαϊκή επίδοση των μαθητών και να προβλέψουν την ακαδημαϊκή απόδοση. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν αφορούσαν το μάθημα Δομές Δεδομένων, μάθημα 2ου έτους, στην Επιστήμη των Υπολογιστών στα Κολλέγια Εκπαίδευσης της Νιγηρίας και οι βαθμοί που εξετάστηκαν ήταν τα αποτελέσματα του εξαμήνου, για το συγκεκριμένο μάθημα, τα τρία προηγούμενα έτη. Ένα ερωτηματολόγιο διανεμήθηκε, επίσης, στους μαθητές για τη συλλογή δεδομένων σχετικά με τους άλλους παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη στην πρόβλεψη, όπως η οικονομική ευρωστία και τα κίνητρα των μαθητών για μελέτη. Το πρόγραμμα που χρησιμοποιήθηκε για την εφαρμογή της αυτόματης ανίχνευσης αλληλεπίδρασης Chi-Square (CHAID) για την παραγωγή της δομής του δέντρου αποφάσεων ήταν το SPSS. Παράγοντες όπως το οικονομικό επίπεδο, το επίπεδο κινήτρων, το φύλο και οι βαθμοί που αποκτήθηκαν σε προηγούμενα/προαπαιτούμενα μαθήματα δείχνουν να επηρεάζουν την απόδοση των φοιτητών στα ακαδημαϊκά ιδρύματα.

Στο έργο τους *Educational Data Mining: an Intelligent System to Predict Student Graduation AGPA* οι ερευνητές Shana & Abdulla (2015) αναπτύσσουν ένα μοντέλο για την πρόβλεψη του τελικού βαθμού αποφοίτησης των φοιτητών του Πανεπιστημίου Επιστήμης και Τεχνολογίας του Al Ain (AAU) των Ηνωμένων Αραβικών Εμιράτων. Η διαδικασία πρόβλεψης γίνεται με τη χρήση neuro-fuzzy συστημάτων συμπερασμάτων. Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για τον προσδιορισμό της ποιότητας και της εγκυρότητας του μοντέλου αποτελείται από αρχεία 200 φοιτητών δύο σχολών, της Νομική και της Διοίκησης Επιχειρήσεων, την περίοδο 2006-2012. Η περίπτωση που αναλύθηκε αντιστοιχεί σε μια λίστα μαθημάτων δύο εξαμήνων. Όλοι οι συμμετέχοντες ήταν πρωτοετείς φοιτητές. Τα βασικά μαθήματα είναι υποχρεωτικά μαθήματα που προετοιμάζουν τους μαθητές να εισέλθουν σε επόμενα μαθήματα. Η έρευνα έδειξε ότι οι έξυπνες τεχνικές εξόρυξης δεδομένων θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν με επιτυχία για την πρόβλεψη του τελικού βαθμού αποφοίτησης των μαθητών με βάση την απόδοσή τους στα πρώτα στάδια σπουδών στην τριτοβάθμια εκπαίδευση.

Κύριος στόχος της έρευνας των Attar & Kulkarni (2015) στο έργο τους *Precognition of Students Academic Failure Using Data Mining Techniques*, ήταν να προβλέψουν την ακαδημαϊκή επίδοση του μαθητή ώστε να προβλεφθεί η ακαδημαϊκή αποτυχία με σκοπό να χρησιμοποιηθεί σε οποιονδήποτε εκπαιδευτικό οργανισμό για την προαναγνώριση της αποτυχίας των μαθητών. Οι πληροφορίες αυτές θα ήταν πολύ χρήσιμες στους καθηγητές και τον διευθυντή του οργανισμού, ώστε να μπορούν να κάνουν τις κατάλληλες ρυθμίσεις/παρεμβάσεις για να αυξήσουν τις ικανότητες των μαθητών και να μειώσουν/αποτρέψουν την αποτυχία των μαθητών στα ακαδημαϊκά έτη. Σε αυτή την εργασία, οι ερευνητές εφάρμοσαν τη μέθοδο ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τους αλγορίθμους ταξινόμησης δένδρων αποφάσεων και Naïve Bayes.

Στο άρθρο *Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector* (Kaur, Singh & Josan, 2015) οι ερευνητές επικεντρώνονται στον εντοπισμό των «αργών» μαθητών. Οι κύριοι στόχοι αυτής της εργασίας είναι: η δημιουργία πηγής

δεδομένων προγνωστικών μεταβλητών, οι μεθοδολογίες εξόρυξης δεδομένων για τη μελέτη της απόδοσης των μαθητών σε επίπεδο δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, προσδιορισμός της αργής απόδοσης των μαθητών και προσδιορισμός των προγνωστικών μεταβλητών που επηρεάζουν ιδιαίτερα την ακαδημαϊκή επίδοση των μαθητών. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν μεθόδους ταξινόμησης, παλινδρόμησης και εκτίμηση πυκνότητας, σε ένα σύνολο δεδομένων 152 μαθητών γυμνασίου για την πρόβλεψη και την ανάλυση της απόδοσης των μαθητών καθώς και των αργών μαθητών μεταξύ αυτών. Η εξόρυξη έγινε με το πρόγραμμα Weka χρησιμοποιώντας αλγορίθμους ταξινόμησης, όπως Multilayer Perception, Naïve Bayes, SMO, J48 και REPTree.

Στο άρθρο *An examination of online learning effectiveness using data mining* (Shukor, Tasir & Van der Meijden, 2015) αξιολογείται η μαθησιακή αποτελεσματικότητα ενός διαδικτυακού συνεργατικού μαθησιακού περιβάλλοντος με βάση τα αρχεία καταγραφής των μαθητών καθώς και τις βαθμολογίες των τεστ μαθησιακών επιτευγμάτων τους. Αναλύθηκαν τα δεδομένα 20 προπτυχιακών φοιτητών που εγγράφηκαν στο μάθημα Ανάπτυξη Πολυμέσων μέσω Διαδικτύου και χρησιμοποιούν τη διαδικτυακή μάθηση ως μέρος των απαιτήσεων των μαθημάτων τους. Η ανάλυση των δεδομένων έγινε με το πρόγραμμα Weka και την εφαρμογή του αλγορίθμου C4.5 για την παραγωγή δέντρου αποφάσεων. Τα αποτελέσματα δείχνουν τα κύρια χαρακτηριστικά που προβλέπουν τα μαθησιακά αποτελέσματα των φοιτητών ενώ, παράλληλα, φαίνεται ότι το διαδικτυακό περιβάλλον μάθησης έχει σημαντική επίδραση στα μαθησιακά επιτεύγματα των φοιτητών.

Στην εργασία *Decision Tree C4.5 algorithm and its enhanced approach for Educational Data Mining* (Patidar, Dangra & Rawar, 2015) γίνεται χρήση τεχνικών EDM, σε μια βάση δεδομένων εκπαιδευτικού οργανισμού, για να προβλεφθούν οι επιδόσεις των μαθητών με βάση τις δεξιότητές τους και τον τρόπο που μαθαίνουν. Οι ερευνητές χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή C4.5, δημιούργησαν ένα σύστημα που προβλέπει την κατάσταση τοποθέτησης σύμφωνα με τις γνωστές δεξιότητες των σπουδαστών, βοηθώντας τους να βελτιώσουν τις τεχνικές τους δεξιότητες και την ακαδημαϊκή επίδοσή τους. Σύμφωνα με τους ερευνητές, το σύστημα μπορεί να εφαρμοστεί πολύ εύκολα από οποιοδήποτε εκπαιδευτικό ίδρυμα ακόμα και αν δεν έχουν καμία γνώση με τις τεχνικές εξόρυξης δεδομένων.

Στόχος της μελέτης των Abu-Naser, Zaqout, Abu Ghosh, Atallah & Alajrami (2015), *Predicting student performance using artificial neural network: In the faculty of engineering and information technology*, ήταν να δημιουργήσουν ένα μοντέλο Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN), για την πρόβλεψη της απόδοσης ενός μαθητή με βάση ορισμένα προκαθορισμένα δεδομένα και κατ' επέκταση να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της απόδοσης ενός δευτεροετούς φοιτητή που εγγράφηκε σε ειδικότητες μηχανικής στη Σχολή Μηχανικών και Τεχνολογίας Πληροφορικής στο Πανεπιστήμιο Al-Azhar της Γάζα. Για τη μοντελοποίηση, οι ερευνητές, έλαβαν υπόψιν τους παράγοντες εκείνους που μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση του μαθητή, όπως βαθμολογία Λυκείου, βαθμολογία μαθήματος όπως Math I, Math II, Electrical Circuit I και Electronics I που έλαβαν κατά τη διάρκεια του πρώτου έτους, πιστωτικές μονάδες, γενικός μέσος όρος βαθμολογίας πρωτοετούς φοιτητή, φύλο, τύπος Λυκείου, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της παλινδρόμησης, όπου τα ιστορικά δεδομένα προσαρμόζονται καλύτερα σε κάποια συνάρτηση. Η παραγόμενη γνώση θα βοηθήσει στον εντοπισμό του ποιος μαθητής θα επιτύχει ενδεχομένως να σπουδάσει προγράμματα Μηχανικής, βοηθώντας τον φοιτητή/τρια στην, αποτελεσματικότερη και αποδοτικότερη, επιλογή κατεύθυνσης.

Στην εργασία τους *Mining Educational Data to Predict Student's academic Performance using Ensemble Methods* (Amrieh, Hamtini & Aljarah, 2016) οι ερευνητές εισάγουν ένα μοντέλο απόδοσης των μαθητών με μια νέα κατηγορία χαρακτηριστικών, τα χαρακτηριστικά συμπεριφοράς. Αυτού του είδους τα χαρακτηριστικά σχετίζονται με τη διαδραστικότητα του

εκπαιδευόμενου με το σύστημα διαχείρισης μάθησης, στην εκπαίδευση βασισμένη στον υπολογιστή. Από τα αποτελέσματα φαίνεται ότι υπάρχει μια ισχυρή σχέση μεταξύ της συμπεριφοράς των μαθητών και των ακαδημαϊκών τους κατορθωμάτων, με τη δυνατότητα επίσκεψης πόρων να είναι το πιο αποτελεσματικό χαρακτηριστικό συμπεριφοράς στο μοντέλο απόδοσης των μαθητών. Το εκπαιδευτικό σύνολο δεδομένων συλλέχθηκε από το σύστημα διαχείρισης εκμάθησης (LMS) Kalboard 360 και αφορούσε 500 μαθητές με 16 χαρακτηριστικά (δημογραφικά, ακαδημαϊκού υποβάθρου, συμπεριφοράς). Η μέθοδος EDM που επιλέχθηκε, από τους ερευνητές, ήταν της ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN), Δέντρο αποφάσεων και Naïve Bayes. Τα παραγόμενα αποτελέσματα μπορούν να βοηθήσουν τους εκπαιδευτικούς να κατανοήσουν τους μαθητές, να εντοπίσουν αδύναμους μαθητές, να βελτιώσουν τη διαδικασία μάθησης και να μειώσουν τα ποσοστά ακαδημαϊκής αποτυχίας, ενώ δίνεται η δυνατότητα στους διαχειριστές να βελτιώσουν τα αποτελέσματα του συστήματος μάθησης.

Ο κύριος στόχος της μελέτης των Mueen, Zafar & Manzoor (2016), με τίτλο *Modeling and Predicting Students' Academic Performance Using Data Mining Techniques*, είναι η εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων για την πρόβλεψη και ανάλυση της ακαδημαϊκής επίδοσης των μαθητών με βάση το ακαδημαϊκό τους ιστορικό και τη συμμετοχή τους στο φόρουμ. Για το σκοπό αυτό συλλέχθηκαν μαθησιακές δραστηριότητες 60 προπτυχιακών φοιτητών, που είχαν παρακολουθήσει τα μαθήματα Προγραμματισμού Βασικό και Προηγμένο Λειτουργικό Σύστημα από τον Αύγουστο του 2014 έως τον Μάιο του 2015, από το LMS που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή τη μελέτη. Για την εξόρυξη δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν τρεις αλγόριθμοι ταξινόμησης Naïve Bayes, Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Network) και Δέντρο αποφάσεων (Decision Tree) με το πρόγραμμα Weka. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η κακή απόδοση του μαθητή οφειλόταν στην έλλειψη συμμετοχής στο διαδικτυακό φόρουμ συζήτησης. Με τη μελέτη οι εκπαιδευτικοί θα βοηθηθούν να εντοπίσουν έγκαιρα τον/τη σπουδαστή/τρια που αναμένεται να αποτύχει στο μάθημα για να λάβουν τις κατάλληλες παιδαγωγικές παρεμβάσεις με σκοπό τη βελτίωση των ακαδημαϊκών επιδόσεων και τη διατήρηση του/της μαθητή/τριας.

Στο άρθρο *Predicting Students Final GPA Using Decision Trees: A Case Study* (Al-Barrak & Al-Razgan, 2016) χρησιμοποιήθηκε το EDM για τη βελτίωση της απόδοσης των μαθητών, την έγκαιρη ανίχνευση του τελικού Μ.Ο βαθμολογίας των μαθητών με βάση τους βαθμούς τους στα υποχρεωτικά μαθήματα καθώς επίσης και για τον προσδιορισμό των πιο σημαντικών μαθημάτων στο πρόγραμμα σπουδών που έχουν μεγάλο αντίκτυπο στον τελικό μέσο όρο των φοιτητών. Τα εκπαιδευτικά δεδομένα συλλέχθηκαν από το σύστημα διαχείρισης βάσεων δεδομένων του τμήματος Πληροφορικής, για γυναίκες, της σχολής Επιστημών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου King Saud, αφορούσαν 236 φοιτήτριες που αποφοίτησαν από το εν λόγω τμήμα το 2012 και περιλάμβαναν τον τελικό Μ.Ο βαθμολογίας και τους βαθμούς τους σε όλα τα μαθήματα. Για την ανακάλυψη των κανόνων ταξινόμησης οι ερευνητές χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο δέντρου αποφάσεων J48 με το πρόγραμμα Weka. Τα αποτελέσματα της έρευνας θα παράγουν χρήσιμη γνώση στις/στους φοιτήτριες/ες, τις/τους καθηγήτριες/ές και τη διοίκηση πανεπιστημίων ώστε να λάβουν τα κατάλληλα μέτρα για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων των μαθητών και να συμβάλουν σε μια καλύτερη ποιοτική εκπαίδευση.

Στην εργασία τους *Recognition of Slow Learners Using Classification Data Mining Techniques* (Kumar, Shambhu & Aggarwal, 2016) οι ερευνητές εφαρμόζουν μεθόδους EDM, σε σύνολο δεδομένων μαθητών δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, για να προβλέψουν «αργούς» μαθητές σε μια τάξη και στη συνέχεια να τους παρασχεθεί έγκαιρη βοήθεια για τη βελτίωση του συνολικού τους αποτελέσματος. Για την ολοκλήρωση της εργασίας τους, συλλέγουν δεδομένα από δύο διαφορετικά λύκεια, επιλέγοντας χαρακτηριστικά που επηρεάζουν κυρίως τις ακαδημαϊκές επιδόσεις των μαθητών, γνωστά και ως μεταβλητές εισόδου. Η ανάλυση των δεδομένων έγινε

με το πρόγραμμα Weka χρησιμοποιώντας αλγόριθμους ταξινόμησης όπως οι Naive Bayes, SMO, J48, REPTree και Multilayer Perception.

Στόχος της έρευνας του Saa (2016) στο έργο του, *Educational Data Mining & Students' Performance Prediction*, ήταν να ανακαλύψει τις σχέσεις μεταξύ προσωπικών και κοινωνικών παραγόντων των μαθητών και της εκπαιδευτικής τους επίδοσης στο προηγούμενο εξάμηνο με σκοπό την πρόβλεψη επίδοσης στα επόμενα εξάμηνα, χρησιμοποιώντας μεθόδους EDM. Η μελέτη διεξήχθη σε μια ομάδα φοιτητών που ήταν εγγεγραμμένοι σε διαφορετικά τμήματα στο Πανεπιστήμιο Επιστήμης και Τεχνολογίας Ajman (AUST) στα Ηνωμένα Αραβικά Εμιράτα. Για την ανάλυση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές ταξινόμησης, ενώ η εφαρμογή και η επεξεργασία της εξόρυξης δεδομένων έγινε με τα προγράμματα RapidMiner και Weka. Η ανακαλυφθείσα γνώση θα βοηθήσει τόσο τους φοιτητές που έχουν κίνδυνο να παρουσιάσουν χαμηλές επιδόσεις, όσο και αυτούς που θα παρουσιάσουν καλές επιδόσεις, καθώς οι καθηγητές τους θα μπορούν να προσφέρουν τη σωστή βοήθεια και να κάνουν τις κατάλληλες ρυθμιστικές παρεμβάσεις στην εκπαιδευτική διαδικασία.

Στο άρθρο *Models for early prediction of at-risk students in a course using standards-based grading* (Marbouti, Diefes-Dux & Madhavan, 2016) οι ερευνητές συγκρίνουν επτά τεχνικές και βρίσκουν τις καλύτερες μεθόδους μοντελοποίησης πρόβλεψης για τον εντοπισμό μαθητών που κινδυνεύουν σε ένα μάθημα, χρησιμοποιώντας μόνο ακαδημαϊκούς παράγοντες (δηλαδή, μαθησιακές βαθμολογίες επίδοσης και βαθμούς κατά τη διάρκεια του εξαμήνου) που είναι διαθέσιμοι στον διδάσκοντα του μαθήματος κατά τη διάρκεια του εξαμήνου. Για την ανάλυση χρησιμοποιήθηκαν δευτερογενή δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια του εαρινού εξαμήνου του 2013 και του εαρινού εξαμήνου 2014, ενός πρώτου έτους μαθήματος μηχανικής (FYE) σε ένα μεγάλο πανεπιστήμιο των ΗΠΑ στο Midwestern. Οι τεχνικές που επιλέχθηκαν, για τον εντοπισμό μαθητών σε κίνδυνο, ήταν οι Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT), Artificial Neural Network (ANN), Naive Bayes Classifier (NBC), K-Nearest Neighbor (KNN) και ένα μοντέλο Ensemble που αποτελείται από τρία μοντέλα (NBC, Support Vector Machine και K-Nearest Neighbor) με τον ταξινομητή Naive Bayes (NBC) και το μοντέλο Ensemble να έχουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Οι ερευνητές παρέχοντας συγκεκριμένες κατευθυντήριες γραμμές σχετικά με τον τρόπο δημιουργίας ενός ακριβούς μοντέλου πρόβλεψης (δηλαδή, ποιο μοντέλο πρόβλεψης και ποιους τύπους δεδομένων να χρησιμοποιήσετε, πώς να εκπαιδεύσετε, να επαληθεύσετε και να δοκιμάσετε το μοντέλο), βοηθάνε τους εκπαιδευτικούς μαθημάτων να δημιουργήσουν και να χρησιμοποιήσουν μοντέλα πρόβλεψης σε συγκεκριμένα μαθήματα για τον εντοπισμό μαθητών σε κίνδυνο ώστε με κατάλληλη βοήθεια οι μαθητές να βελτιώσουν τις επιδόσεις τους.

Σκοπός της εργασίας των Đambić, Krajcar & Bele (2016), *Machine learning model for early detection of higher education students that need additional attention in introductory programming courses*, ήταν να αναπτύξουν ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης για να υπολογίζει την πιθανότητα των φοιτητών που θα τελειώσουν ανεπιτυχώς ένα μάθημα και στη συνέχεια να τους ταξινομήσει ως «απαιτούν επιπλέον προσοχή». Για τη δημιουργία του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε η λογιστική παλινδρόμηση σε ένα σύνολο 181 φοιτητών του University College Algebra της Κροατίας. Τα αποτελέσματα θα βοηθήσουν να εντοπιστούν νωρίς οι φοιτητές που κινδυνεύουν και να τους δοθεί πρόσθετη προσοχή με τη μορφή επιπλέον ωρών στην τάξη, με καθοδήγηση από μέντορες και πρόσθετες μαθησιακές δραστηριότητες, πριν τις τελικές τους εξετάσεις

Στη μελέτη *Analyzing undergraduate students' performance using educational data mining* (Asif, Merceron, Ali & Haider, 2017) διερευνήθηκαν τρία ερευνητικά ερωτήματα με τελικό στόχο να παρασχεθούν στους εκπαιδευτικούς και τους διευθυντές προγραμμάτων σπουδών πληροφορίες που θα μπορούσαν να τους βοηθήσουν να βελτιώσουν τα εκπαιδευτικά

προγράμματα στο ίδρυμά τους. Η πρώτη ερώτηση αφορά την πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών χρησιμοποιώντας μόνο βαθμούς, χωρίς κοινωνικοοικονομικά δεδομένα, η δεύτερη ερώτηση προσπαθεί να εξάγει τα μαθήματα που μπορούν να χρησιμεύσουν ως αποτελεσματικοί δείκτες καλής ή κακής απόδοσης στο πρόγραμμα σπουδών ενώ η τρίτη ερώτηση περιλαμβάνει τη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο προχωρούν οι ακαδημαϊκές επιδόσεις των μαθητών κατά τη διάρκεια του τετραετούς πτυχίου. Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα δύο ακαδημαϊκών ομάδων του τμήματος Πληροφορικής, του πανεπιστημίου Μηχανικής στο Πακιστάν και περιλάμβαναν βαθμολογίες (προ-εισδοχής των φοιτητών και βαθμούς για όλα τα μαθήματα που διδάσκονται στα τέσσερα χρόνια του προγράμματος σπουδών) 210 προπτυχιακών φοιτητών που είχαν εγγραφεί τα ακαδημαϊκά έτη 2007-2008 και 2008-2009. Για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων συνδυάστηκαν τρεις μέθοδοι EDM, ταξινόμηση, ομαδοποίηση και απόσταξη δεδομένων για την ανθρώπινη κρίση, χρησιμοποιώντας αλγόριθμους όπως δέντρα αποφάσεων, Naive Bayes, πλησιέστερο γείτονα και τυχαία δάση, ενώ οι τεχνικές εξόρυξης δεδομένων πραγματοποιήθηκαν με το λογισμικό RapidMiner.

Στο άρθρο *School Students' Performance Prediction Using Data Mining Classification* (Mousa & Maghari, 2017) προτείνεται ένα μοντέλο πρόβλεψης απόδοσης των μαθητών χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους ταξινόμησης EDM Naïve Bayes, Decision Tree και K-NN. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από το Πληροφοριακό Σύστημα Διαχείρισης Εκπαίδευσης (EMIS) το οποίο χρησιμοποιείται στα σχολεία της UNRWA (προπαρασκευαστικό σχολείο αρρένων στη Λωρίδα της Γάζας) και περιλάμβανε εγγραφές 1.036 μαθητών που φοιτούσαν στην 7η, 8η, 9η τάξη, τη σχολική χρονιά 2014-2015. Για τη διεξαγωγή των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα RapidMiner. Τα αποτελέσματα της μελέτης δείχνουν ότι η κοινωνική περίπτωση έχει μικρό αντίκτυπο στις επιδόσεις των μαθητών, ενώ τα ακαδημαϊκά χαρακτηριστικά όπως τα αποτελέσματα του προηγούμενου έτους και του πρώτου εξαμήνου έχουν μεγαλύτερη επίδραση στην απόδοση. Χρησιμοποιώντας την παραγόμενη γνώση οι εκπαιδευτικοί μπορούν να ελαχιστοποιήσουν το ποσοστό αποτυχίας, προσδιορίζοντας τους μαθητές που μπορεί να αποτύχουν και να τους αντιμετωπίσουν έγκαιρα.

Στην εργασία τους *A Neural Network Approach for Students' Performance Prediction* (Okubo, Yamashita, Shimada & Ogata, 2017) οι ερευνητές προτείνουν μια μέθοδο για την πρόβλεψη των τελικών βαθμών των μαθητών με χρήση νευρωνικών δικτύων και συγκεκριμένα το επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (RNN). Ανέλυσαν τα δεδομένα καταγραφής, 108 μαθητών που παρακολούθησαν το μάθημα Επιστήμη της Πληροφορίας τον Απρίλιο 2016, από το LMS, το e-portfolio και το σύστημα ηλεκτρονικών βιβλίων που χρησιμοποιούσαν ο καθηγητής και οι μαθητές και τα αποτελέσματα τα σύγκριναν με την ανάλυση πολλαπλής παλινδρόμησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι χρησιμοποιώντας τεχνικές EDM μπορούν να προσδιοριστούν τα μοτίβα μάθησης των μαθητών με στόχο τον εντοπισμό μαθητών, που βρίσκονται σε κίνδυνο, για την παροχή εξειδικευμένης βοήθειας από τους καθηγητές τους.

Στόχος της έρευνας του Almarabeh (2017), *Analysis of Students' Performance by Using Different Data Mining Classifiers*, ήταν να αναλύσει και να αξιολογήσει την απόδοση των φοιτητών με την εφαρμογή διαφορετικών τεχνικών ταξινόμησης εξόρυξης δεδομένων χρησιμοποιώντας το εργαλείο Weka. Για την πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών αναλύθηκαν 225 στιγμιότυπα, που το καθένα αποτελείται από δέκα χαρακτηριστικά, χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές Naïve Bayes, Bayesian Network, ID3, J48 και Neural Network. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο ταξινομητής Bayesian Network έχει την υψηλότερη ακρίβεια έναντι των υπολοίπων, ενώ η αποκτηθείσα γνώση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη λήψη επιτυχημένων και αποτελεσματικών αποφάσεων που θα βελτιώσουν και θα προάγουν τις επιδόσεις των μαθητών στην εκπαιδευτική διαδικασία.

Στη μελέτη *Educational Data Mining and Analysis of Students' Academic Performance Using WEKA* (Hussain, Dahan, Ba-Alwib & Ribata, 2018), οι ερευνητές χρησιμοποιούν εργαλεία και τεχνικές εξόρυξης δεδομένων για να αξιολογήσουν την ακαδημαϊκή επίδοση των μαθητών με βάση ακαδημαϊκά και προσωπικά δεδομένα φοιτητών. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από 3 διαφορετικά κολέγια από το Assam της Ινδίας και περιείχαν 300 εγγραφές με 22 χαρακτηριστικά. Για την ανάλυση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι ταξινόμησης (J48, Bayes Net, PART and Random Forest) καθώς και ο αλγόριθμος Apriori, για να ανακαλυφθούν οι καλύτεροι κανόνες συσχέτισης μεταξύ των χαρακτηριστικών, με το πρόγραμμα Weka. Το χαρακτηριστικό που έχει τον υψηλότερο αντίκτυπο στα αποτελέσματα του τελευταίου εξαμήνου των φοιτητών είναι αυτό της εσωτερικής αξιολόγησης.

Στην έρευνα *Predicting Student Performance Using Data Mining Techniques* (Soni, Kumar, Kaur & Hemavathi, 2018) γίνεται προσπάθεια να βρεθεί η επίδραση άλλων χαρακτηριστικών (όπως οικογενειακό υπόβαθρο, οικογενειακό εισόδημα, εξωσχολικές δραστηριότητες, προσωπικές συνήθειες κλπ.) στην πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών με τη βοήθεια μοντέλων ταξινόμησης. Για τη δημιουργία του μοντέλου πρόβλεψης αναλύθηκαν δεδομένα μεταπτυχιακών και προπτυχιακών φοιτητών, από διαφορετικά πανεπιστήμια της Ινδίας, την περίοδο 2017–2018 χρησιμοποιώντας τεχνικές ταξινόμησης, όπως Decision Tree, Naïve Bayes και Support Vector Machine. Από τα αποτελέσματα φαίνεται ότι οι ακαδημαϊκές πληροφορίες, τα οικογενειακά και προσωπικά στοιχεία έχουν πολύ ισχυρό αντίκτυπο στην απόδοση των μαθητών. Η νέα γνώση θα βοηθήσει τους εκπαιδευτικούς, τα εκπαιδευτικά ιδρύματα και τους σπουδαστές να προβλέψουν την απόδοση των μαθητών και να τους παρέχουν τις απαιτούμενες εκπαιδευτικές παρεμβάσεις.

Στο άρθρο τους *The impact of engineering students' performance in the first three years on their graduation result using educational data mining*, οι ερευνητές Adekitan & Salau (2019) πραγματοποίησαν μια προγνωστική ανάλυση για τον προσδιορισμό του μέσου όρου βαθμολογίας του 5^{ου} έτους και του τελικού γενικού μέσου όρου αποφοίτησης χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα σπουδών, το έτος εισαγωγής και τον μέσο όρο βαθμολογίας των τριών πρώτων ετών φοίτησης, ως εισροές, σε ένα μοντέλο εξόρυξης δεδομένων. Το σύνολο δεδομένων που αναλύθηκε αφορούσε τα δεδομένα 1.841 φοιτητών, του πανεπιστημίου Covenant της Νιγηρίας, για τα έτη 2002-2014. Η ανάλυση έγινε με μεθόδους ταξινόμησης και παλινδρόμησης στα προγράμματα Knime και MatLab. Τα αποτελέσματα μπορούν να δημιουργήσουν μια ευκαιρία για τον εντοπισμό φοιτητών/τριών που μπορεί να αποφοιτήσουν με κακά αποτελέσματα ή μπορεί να μην αποφοιτήσουν καθόλου, έτσι ώστε να αναπτυχθεί έγκαιρη παρέμβαση τόσο από τους καθηγητές όσο και από την διοίκηση του πανεπιστημίου.

Βασικός στόχος της μελέτης *Modelling Student Performance Using Data Mining Techniques: Inputs for Academic Program Development* (Amazona & Hernandez, 2019) είναι, χρησιμοποιώντας τεχνικές εξόρυξης δεδομένων, να προβλέψει και να μοντελοποιήσει την επίδοση των μαθητών ως εισροές για την ανάπτυξη ακαδημαϊκού προγράμματος. Χρησιμοποιήθηκαν τρεις αλγόριθμοι ταξινόμησης (Naïve Bayes, Decision Tree και Deep Learning) για την ανάλυση και την εκπαίδευση των δεδομένων, που αφορούσαν 300 φοιτητές του τμήματος Πληροφορικής του κολλεγίου Aurora State College of Technology, την περίοδο 2015-2018. Η γνώση που θα παραχθεί θα είναι χρήσιμη για τη διοίκηση του κολεγίου και τα μέλη ΔΕΠ ώστε να βελτιώσουν το εκπαιδευτικό πλαίσιο και να κάνουν αλλαγές όπου είναι απαραίτητο.

Στο άρθρο *Predicting Students' Academic Procrastination in Blended Learning Course Using Homework Submission Data* (Akram, Fu, Javed, Lin, Jiang & Tang, 2019) χρησιμοποιούνται τεχνικές EDM για τη βελτίωση της ακαδημαϊκής απόδοσης των μαθητών μέσω ανίχνευσης καθυστερημένης/μη υποβολής εργασιών (SAPE) και την πρόβλεψη της ακαδημαϊκής

απόδοσης των μαθητών. Οι ερευνητές κατασκεύασαν έναν αλγόριθμο για να προβλέψουν τις συμπεριφορές αναβλητικότητας των μαθητών. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαν συλλέχθηκαν από διαδικτυακό μάθημα μικτής μάθησης και αφορούσαν 109 μαθητές του μαθήματος ACM Programming, την άνοιξη του 2018. Στην αρχή οι μαθητές χαρακτηρίζονται ως αναβλητικοί ή μη αναβλητικοί χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ομαδοποίησης K-means και στη συνέχεια, με χρήση διαφορετικών μεθόδων ταξινόμησης ταξινομούνται σύμφωνα με τα διανύσματα χαρακτηριστικών υποβολής εργασιών. Τα αποτελέσματα θα κάνουν γνωστή στους εκπαιδευτικούς τη μαθησιακή διαδικασία των μαθητών τους ώστε να λάβουν τις κατάλληλες αποφάσεις με σκοπό να βοηθήσουν τους μαθητές που αντιμετωπίζουν μαθησιακές δυσκολίες.

Οι συγγραφείς Sana, Siddiqui & Arain (2019), στην εργασία τους *Analyzing students' academic performance through educational data mining*, χρησιμοποιούν τεχνικές EDM για να δημιουργήσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης απόδοσης των μαθητών με νέα χαρακτηριστικά, όπως την τυπικότητα των μαθητών στα ηλεκτρονικά μαθήματα (ημέρες απουσίας από τα μαθήματα) και τη συμμετοχή των γονέων τους στη μαθησιακή διαδικασία. Το σύνολο δεδομένων, για τη δημιουργία του μοντέλου, αποκτάται από το σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης που ονομάζεται Kalboard 360 και αποτελείται από 500 εγγραφές μαθητών με 17 διαφορετικά χαρακτηριστικά. Τρεις διαφορετικοί ταξινομητές, όπως ο Naive Bayes, το Decision Tree και το Artificial Neural Network χρησιμοποιήθηκαν για να εξετάσουν την επίδραση αυτών των χαρακτηριστικών στην εκπαιδευτική απόδοση των μαθητών με το λογισμικό Weka. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι αυτά τα χαρακτηριστικά έχουν ισχυρό αντίκτυπο στην ακαδημαϊκή επιτυχία ενός μαθητή, καθώς το μοντέλο παρέχει πολύ καλή ακρίβεια με τη χρήση αυτών των χαρακτηριστικών επιτυγχάνοντας 10% - 15% αύξηση σε σύγκριση με τα αποτελέσματα κατά την αφαίρεση αυτών των χαρακτηριστικών.

Στο έργο *Prediction of Student's Performance Using Machine Learning* (Chauhan, Shah, Karn & Dalal, 2019) στόχος είναι η πρόβλεψη μέσου όρου βαθμολογίας με βάση προηγούμενα δεδομένα. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν μοντέλα παλινδρόμησης σε δεδομένα φοιτητών 1^{ου} εξαμήνου, από το 2015–2019, προκειμένου να προσδιοριστεί η σχέση μεταξύ της απόδοσης των φοιτητών στις αξιολογήσεις και εάν ο φοιτητής θα περάσει την ενότητα ή όχι, με στόχο την πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών και την παροχή απαραίτητης βοήθειας. Η προτεινόμενη προσέγγιση, σύμφωνα με τους ερευνητές, βοηθά τον φοιτητή να ασχοληθεί πλήρως με το θέμα που σχετίζεται με την επίδοση των ακαδημαϊκών του σπουδών, ενώ παράλληλα ο δάσκαλος και η σχολή θα μπορούν να παρακολουθούν και να προβλέπουν τη συνολική ανάπτυξη κάθε μαθητή εστιάζοντας στην ατομική απόδοση του κάθε μαθητή.

Κύριος στόχος της εργασίας του Feng J. (2019), *Predicting Students' Academic Performance with Decision Tree and Neural Network*, είναι να δείξει την εφαρμογή τεχνικών EDM για την πρόβλεψη της ακαδημαϊκής επιτυχίας των μαθητών. Εφάρμοσε τη μέθοδο της ταξινόμησης, χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές δέντρων αποφάσεων και νευρωνικών δικτύων, για την πρόβλεψη της ακαδημαϊκής επίδοσης των μαθητών, σε ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων με βάση τα πραγματικά στατιστικά αρχεία που συγκεντρώθηκαν από το Εθνικό Κέντρο Στατιστικών Εκπαίδευσης (NCES) των ΗΠΑ. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η ακαδημαϊκή απόδοση επηρεάζεται από το φύλο και τον βαθμό απολυτηρίου λυκείου, ενώ καταδεικνύει την αποτελεσματικότητα και των δύο προσεγγίσεων σχετικά με την απόδοση αξιολόγησης του μοντέλου.

Η έρευνα των Adebayo & Chaubey (2019), *Data mining classification techniques on the analysis of student's performance*, επικεντρώθηκε στον εντοπισμό φοιτητών που χρειάζονται ιδιαίτερη προσοχή για να μειώσουν δραστικά το ποσοστό αποτυχίας και να υιοθετήσουν στρατηγικά βήματα για το επόμενο εξάμηνο ώστε να αποτρέψουν την επανεμφάνιση της

αποτυχίας στην απόδοσή τους. Η τεχνική ταξινόμησης δέντρου αποφάσεων εφαρμόστηκε σε μια ομάδα 50 φοιτητών, που εγγράφηκαν σε ένα συγκεκριμένο πρόγραμμα μαθημάτων για 4 χρόνια από το 2007-2011, με σκοπό να αναλύσουν τα δεδομένα της απόδοσης των μαθητών κατά τη διάρκεια ενός κουίζ χρησιμοποιώντας το εργαλείο Knime. Τα αποτελέσματα θα βοηθήσουν τόσο τους εκπαιδευτικούς όσο και τους εκπαιδευόμενους να προβλέψουν ευκολότερα τη μελλοντική τους επίδοση σε σχέση με την προηγούμενη επίδοσή τους στο κουίζ.

Στη μελέτη των Khalilia, Sammar & Sleet (2020), *Predicting Students Performance Based on Their Academic Profile*, εφαρμόστηκε η μηχανική μάθηση για να προβλέψει την απόδοση μαθητών που προέρχονταν από διαφορετικό σχολικό υπόβαθρο και σπούδαζαν σε δύο διαφορετικούς τομείς, αλλά παρακολουθούσαν τον ίδιο κύριο κύκλο μαθημάτων το πρώτο έτος. Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από 422 αρχεία φοιτητών, που είναι εγγεγραμμένοι στα τμήματα Μηχανικής Υπολογιστών και Εφαρμοσμένων Υπολογιστών του Τεχνικού Πανεπιστημίου της Παλαιστίνης, από το 2017 έως το 2019. Οι ερευνητές, για την ανάλυση των εκπαιδευτικών δεδομένων, εφάρμοσαν τρία μοντέλα EDM χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές Naive Bayes και Decision Tree Classifiers. Οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων και οι ανώτερες διοικήσεις του πανεπιστημίου, με βάση την εξαγόμενη γνώση, μπορούν να χρησιμοποιήσουν τα αποτελέσματα για να βελτιώσουν τα προγράμματα μαθημάτων, τις πολιτικές και τις στρατηγικές τους με απώτερο σκοπό να βοηθήσουν τους/τις φοιτητές/τριες να βελτιώσουν την απόδοσή τους και να αποκτήσουν καλύτερη ποιότητα αποφοίτων.

Στόχος της Mengas (2020) με το έργο της, *Using Data Mining Techniques to Predict Student Performance to Support Decision Making in University Admission Systems*, είναι να υποστηρίξει τα ιδρύματα τριτοβάθμιας εκπαίδευσης στη λήψη σωστών αποφάσεων κατά τη διαδικασία εισαγωγής/επιλογής φοιτητών, προβλέποντας την ακαδημαϊκή επίδοση των υποψηφίων πριν την αποδοχή τους. Χρησιμοποιεί μεθόδους EDM, όπως τεχνικές ταξινόμησης και γραμμικής παλινδρόμησης, σε ένα σύνολο δεδομένων 2.039 φοιτητριών του Κολλεγίου Επιστήμης Υπολογιστών και Πληροφοριών του Πανεπιστημίου Princess Nourah bint Abdulrahman (PNU) της Σαουδικής Αραβίας από το 2016 έως το 2019. Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η πρόβλεψη πανεπιστημιακής απόδοσης των υποψηφίων μπορεί να προβλεφθεί πριν από την εισαγωγή τους με βάση ορισμένα κριτήρια προ-εισοδοχής, όπως μέσος όρος βαθμολογίας γυμνασίου, βαθμολογία εισαγωγικής δοκιμασίας σχολικής επιτυχίας και βαθμολογία τεστ γενικής ικανότητας, ενώ φαίνεται ότι αυτή η μεταβλητή προβλέπει με μεγαλύτερη ακρίβεια τις μελλοντικές επιδόσεις των φοιτητριών. Η παραγόμενη πληροφορία οδήγησε το πανεπιστήμιο, στο οποίο διεξήχθη η έρευνα, να αλλάξει τη στάθμιση των κριτηρίων εισαγωγής των υποψηφίων. Παράλληλα οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων θα μπορούσαν να χρησιμοποιήσουν αυτά τα μοντέλα πρόβλεψης για τον προγραμματισμό και τη βελτιστοποίηση της κατανομής πόρων των ιδρυμάτων τους.

Η μελέτη *Predicting Academic Performance of Students from VLE Big Data using Deep Learning Models* (Waheed, Hassan, Aljohani, Hardman, Alelyani & Nawaz, 2020) σκοπό έχει να μετρήσει την αποτελεσματικότητα των VLEs μαθημάτων στην πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών, για έγκαιρη παρέμβαση των εκπαιδευτικών μέσω κατάλληλης παιδαγωγικής υποστήριξης. Για την ανάλυση της συμπεριφοράς και τον αντίκτυπο της αλληλεπίδρασης των μαθητών με το VLE στην απόδοσή τους, χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το προσβάσιμο OULA το οποίο παρέχει δημογραφική συμπεριφορά, συμπεριφορά κλικ και αξιολόγηση 32.593 μαθητών σε μια περίοδο μαθημάτων 9 μηνών, από το 2014-2015. Μια σειρά αναλυτικών τεχνικών EDM χρησιμοποιούνται, σε αυτό το σύνολο δεδομένων, για την πρόβλεψη επίδοσης των μαθητών, τον εντοπισμό μαθητών που διατρέχουν κίνδυνο αποτυχίας μαθήματος, την έγκαιρη πρόβλεψη των μαθητών σε κίνδυνο και την απόσυρσή τους καθώς και τον εντοπισμό προτύπων συμπεριφοράς απόδοσης. Τα αποτελέσματα που εξάγονται μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εποικοδομητικές και διαμορφωτικές παιδαγωγικές κατευθυντήριες

γραμμές, ώστε τα ινστιτούτα να διαμορφώσουν ένα πλαίσιο παιδαγωγικής υποστήριξης, αλλά και να διευκολυνθούν στη διαδικασία λήψης αποφάσεων της τριτοβάθμιας εκπαίδευσης προς τη βιώσιμη εκπαίδευση.

3.3 Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling)

Η ανάλυση της απόδοσης των μαθητών και η αξιολόγησή τους κατά τη διάρκεια μαθημάτων χρησιμοποιείται για να αναπτυχθεί μοντέλο μαθητών που αντιπροσωπεύει τις δεξιότητες και την δηλωτική τους γνώση. Η εξόρυξη δεδομένων έχει εφαρμοστεί για να λαμβάνει αυτόματα υπόψη τα χαρακτηριστικά των χρηστών (κίνητρα, ικανοποίηση, στυλ μάθησης, συναισθηματική κατάσταση, κ.λπ.) και τη μαθησιακή συμπεριφορά προκειμένου να αυτοματοποιηθεί η κατασκευή μοντέλων μαθητών (Frias-Martinez et al., 2006, στο Romero & Ventura, 2010).

Σκοπός της μελέτης *Modeling Students' Academic Performance Based on Their Interactions in an Online Learning Environment*, των Akçapınar, Altun & Aşkar (2015), είναι να μοντελοποιήσει την ακαδημαϊκή επίδοση των μαθητών με βάση χαρακτηριστικά που εξάγονται από τα δεδομένα χρήσης του διαδικτυακού μαθησιακού τους περιβάλλοντος. Τα πρωτογενή δεδομένα περιέχουν 14 εβδομάδες χρήσης από 76 μαθητές με 3.803 συνδέσεις, 4.130 δημοσιεύσεις, 3.937 ετικέτες και περισσότερες από 100.000 προβολές σελίδων. Το σύνολο δεδομένων, που μελετήθηκε, περιλαμβάνει 10 χαρακτηριστικά εισόδου που εξάγονται από τα δεδομένα αλληλεπίδρασης των μαθητών ενώ ως μεταβλητή εξόδου (κλάσης) χρησιμοποιήθηκαν οι τελικοί βαθμοί που αποκτήθηκαν από το μάθημα Υλικό Υπολογιστών. Για την ανάλυση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης Naïve Bayes, Decision Tree και κανόνες CN2 χρησιμοποιώντας το εργαλείο εξόρυξης δεδομένων Orange. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η σύνδεση των μαθητών βασίζεται στο διαδικτυακό περιβάλλον μάθησης, ενώ οι διάρκειες σύνδεσης, η συμμετοχή σε διαδικτυακές συζητήσεις, η σύνταξη προβληματισμών σχετικά με έννοιες και η προσθήκη ετικετών σε αυτές τις σκέψεις επηρεάζουν την ακαδημαϊκή απόδοσή τους. Με την παραγόμενη γνώση οι εκπαιδευτικοί σχεδιαστές μπορούν να σχεδιάσουν διαδικτυακά περιβάλλοντα μάθησης, στιγμιαίους πίνακες εργαλείων με βάση αυτά τα μοντέλα ενώ μπορούν να οργανώσουν τα εκπαιδευτικά τους σχέδια χρησιμοποιώντας αυτές τις μεταβλητές για να βελτιώσουν τη συμμετοχή των μαθητών.

Στην ερευνητική εργασία τους, *Efficient Classifier for Predicting Students Knowledge Level Using Data Mining Techniques*, οι Visalaxi, Usha & Poonkuzhali (2015) υιοθέτησαν μεθόδους εξόρυξης δεδομένων για την πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών. Το σύνολο δεδομένων ελήφθη από το UCI Machine Learning Repository της Σχολής Τεχνολογίας, του Τμήματος Μηχανικών Λογισμικού, Τεχνικό Πανεπιστήμιο Καραντενίζ της Τουρκίας, και περιείχε 258 εγγραφές με 6 χαρακτηριστικά. Για την τεχνική της ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι Random Tree, J48, REP Tree (ID3), Naive Bayes και IBK, ενώ η εξόρυξη των δεδομένων έγινε με το λογισμικό Weka. Η πρόβλεψη επιπέδου γνώσης των μαθητών βοηθάει τους εκπαιδευτικούς και τους σχεδιαστές προγραμμάτων να προσδιορίσουν τη μαθησιακή συμπεριφορά των μαθητών και να κατανοήσουν το επίπεδο γνώσης του μαθητή σε συγκεκριμένο τομέα ενδιαφέροντος.

Στην εργασία *Preprocessing and Analyzing Educational Data Set Using X-API for Improving student's Performance* (Amrieh et al., 2015) παρουσιάστηκε ένα νέο μοντέλο ταξινόμησης απόδοσης μαθητή που μελετά τις συμπεριφορικές ενέργειες του μαθητή κατά τη διάρκεια της μαθησιακής διαδικασίας. Οι ερευνητές προτείνουν ένα νέο μοντέλο απόδοσης μαθητή με μια νέα κατηγορία χαρακτηριστικών, τα χαρακτηριστικά συμπεριφοράς (σχετίζονται με τη διαδραστικότητα του μαθητή με το σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης) και εφαρμόζουν τη μέθοδο

της ταξινόμησης για να αξιολογηθούν τα χαρακτηριστικά που μπορεί να έχουν αντίκτυπο στην επίδοση/βαθμό των μαθητών. Το σύνολο δεδομένων που συλλέχθηκε από ένα σύστημα e-Learning αποτελείται από 150 αρχεία μαθητών με 11 χαρακτηριστικά, τα οποία ταξινομούνται σε τρεις κύριες κατηγορίες: δημογραφικά χαρακτηριστικά, χαρακτηριστικά ακαδημαϊκού υποβάθρου και χαρακτηριστικά συμπεριφοράς, ενώ για την εξόρυξη δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN), Δέντρο αποφάσεων και Naïve Bayer με το πρόγραμμα Weka. Η ανακαλυφθείσα γνώση, που προκύπτει από την εφαρμογή τεχνικών ταξινόμησης, δείχνει ότι οι ενέργειες του μαθητή έπαιξαν σημαντικό ρόλο στη μαθησιακή διαδικασία.

3.4 Σχεδιασμός/Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)

Διάφορες τεχνικές EDM χρησιμοποιούνται για τον προγραμματισμό των μαθημάτων, τη σχεδίαση της υλικοτεχνικής υποδομής και την κατανομή των πόρων, τον σχεδιασμό μελλοντικών μαθημάτων, για διαχειριστικές και συμβουλευτικές διαδικασίες, ανάπτυξη προγραμμάτων κ.α. (Romero & Ventura, 2010, στο Καραγιάννη και συν., 2020) με στόχο την ενίσχυση της εκπαιδευτικής διαδικασίας και την καλύτερη οργάνωση του προγράμματος σπουδών του εκπαιδευτικού οργανισμού.

Σε αυτή την εργασία τους, *Mining Web-based Educational Systems to Predict Student Learning Achievements*, οι Del Campo-Ávila, Conejo, Triguero & Morales-Bueno (2015), χρησιμοποιώντας τεχνικές εξόρυξης δεδομένων, μελέτησαν την πιθανότητα οι διαδικασίες μάθησης στο ακαδημαϊκό πλαίσιο να ενσωματώνουν νέες και σχετικές γνώσεις που επιτρέπουν βελτιώσεις στην εκπαιδευτική διαδικασία. Σκοπός τους ήταν να προβλέψουν τα μαθησιακά επιτεύγματα των μαθητών μέσα από την εύρεση σχέσεων μεταξύ της συνεχούς αξιολόγησης και του τελικού βαθμού που επιτεύχθηκε. Το σύνολο δεδομένων λήφθηκε από εκπαιδευτικό σύστημα που βασίζεται στο Web και αφορούσε την αξιολόγηση που πέτυχαν 116 φοιτητές που πήραν το μάθημα Αρχές στην Πληροφορική. Η εξόρυξη των δεδομένων έγινε με το λογισμικό Weka χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή J48. Η εξαγόμενη γνώση που ανακαλύφθηκε, ότι δηλαδή υπάρχουν σχέσεις μεταξύ της συνεχούς αξιολόγησης που διενεργείται κατά τη διάρκεια του εξαμήνου και της τελικής αξιολόγησης, μπορεί να οδηγήσει στην προσαρμογή των υφιστάμενων στρατηγικών ή να ενισχύσει την ενσωμάτωση νέων διδακτικών μεθόδων σε μελλοντικά μαθήματα.

Στη μελέτη περίπτωσης *Application of Data Mining to describe Multiple Intelligences in University Students* (Núñez Cardenas, Hernández Camacho, Tomas Mariano & Felipe Redondo, 2015) οι ερευνητές προσπάθησαν να ομαδοποιήσουν τους φοιτητές σύμφωνα με την πολλαπλή νοημοσύνη τους με βάση το μοντέλο Gardner (γλωσσική, μουσική, λογικό-μαθηματική, χωρική, σωματική κιναισθητική, ενδοπροσωπική, διαπροσωπική και νατουραλιστική) ώστε το διδακτικό προσωπικό να διευκολύνει την επίτευξη των μαθησιακών στόχων των μαθητών. Για το σκοπό αυτό αναλύθηκε δείγμα 50 μαθητών του τμήματος Συστημάτων Υπολογιστών, στο Αυτόνομο Πανεπιστήμιο της Πολιτείας του Hidalgo. Για την εξόρυξη των εκπαιδευτικών δεδομένων επιλέχθηκε η μέθοδος της ομαδοποίησης, με χρήση του αλγόριθμου K-means, με το πρόγραμμα Weka. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι επικρατεί η ενδοπροσωπική και η νατουραλιστική νοημοσύνη, γεγονός που θα συμβάλλει στην ανάπτυξη κατάλληλου διδακτικού υλικού, προσανατολισμένου στην κάλυψη των αναγκών ανάπτυξης αυτών των δύο ειδών νοημοσύνης, για την επίτευξη των ακαδημαϊκών στόχων.

Σκοπός της έρευνας *Provide a Method for Increasing the Efficiency of Learning Management Systems using Educational Data Mining* (Malvandi & Farahi, 2015) είναι να αναλύσει τις επιπτώσεις του εκπαιδευτικού προγραμματισμού στην απόδοση των μαθητών στα συστήματα

ηλεκτρονικής μάθησης ώστε να αυξηθεί η αποτελεσματικότητα του συστήματος διαχείρισης μάθησης, καθώς και η πρόβλεψη της επιτυχίας του μαθητή. Χρησιμοποιήθηκαν πραγματικά δεδομένα 227 φοιτητών, του κέντρου e-learning του Πανεπιστημίου Επιστήμης και Τεχνολογίας, και εφαρμόστηκαν οι τεχνικές EDM της ταξινόμησης, της ομαδοποίησης και των κανόνων συσχέτισης με το πρόγραμμα Clementine. Τα αποτελέσματα μπορούν να παρουσιαστούν ως στρατηγική για τη βελτίωση των συστημάτων εικονικής εκπαίδευσης στους υπαλλήλους και τους διευθυντές αυτών των συστημάτων.

Στη μελέτη *Using Data Mining Results to Improve Educational Video Game Design* (Kerr, 2015) χρησιμοποιείται η μέθοδος EDM για να κάνει τροποποιήσεις στο παιχνίδι βάσει δεδομένων, προκειμένου να μειωθεί η συμπεριφορά που δεν σχετίζεται με την κατασκευή. Το εκπαιδευτικό βιντεοπαιχνίδι που χρησιμοποιείται σε αυτή τη μελέτη είναι το Save Patch, ένα παιχνίδι που σχεδιάστηκε από το Εθνικό Κέντρο Έρευνας για την Αξιολόγηση, τα Πρότυπα και τις Δοκιμές Φοιτητών (CRESST) στο Πανεπιστήμιο της Καλιφόρνια και το Game Innovation Lab στο Πανεπιστήμιο της Νότια Καλιφόρνιας. Οι μαθητές ανατέθηκαν τυχαία εντός της τάξης είτε στην αρχική έκδοση είτε στην αναθεωρημένη έκδοση για να προσδιοριστεί ο αντίκτυπος των αναθεωρήσεων που βασίζονται σε δεδομένα. Η εξόρυξη δεδομένων έγινε με την τεχνική της ασαφούς ομαδοποίησης (fuzzy clustering). Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι η αναθεώρηση ενός εκπαιδευτικού βιντεοπαιχνιδιού, που βασίζεται σε αποτελέσματα εξόρυξης δεδομένων, μπορεί να μειώσει σημαντικά την άσχετη συμπεριφορά εντός του παιχνιδιού.

Στόχος της μελέτης περίπτωσης *Application of Data Mining techniques to identify relevant Key Performance Indicators* (Peral, Maté & Marco, 2017) είναι να εντοπιστούν βασικοί δείκτες απόδοσης (KPI) μέσω της χρήσης τεχνικών εξόρυξης δεδομένων και οπτικοποίησης, παρέχοντας στις εταιρείες και στους οργανισμούς πληροφορίες για πιθανά χαρακτηριστικά πρόβλεψης ώστε να βελτιώσουν τα αποτελέσματά τους. Προκειμένου να προσδιορίσουν τους KPI, οι ερευνητές εφαρμόζουν EDM στα πεδία των MOOCs και των Ανοικτών Δεδομένων του Πανεπιστημίου του Αλικάντε. Συλλέχθηκαν τα στοιχεία που περιέχουν την αξιολόγηση 405 φοιτητών σε μαθήματα Πτυχίου και 847 φοιτητών σε Μεταπτυχιακά μαθήματα καθώς και πληροφορίες που περιλαμβάνουν την ηλικία, την πόλη, το πτυχίο, τα εγγραφόμενα μαθήματα και το τελικό αποτέλεσμα, μεταξύ άλλων προσωπικών δεδομένων. Για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων χρησιμοποίησαν διάφορες μεθόδους και τεχνικές EDM όπως οπτικοποίηση, Υποστήριξη Διανυσματικών Μηχανών (SVM), τυχαίο δάσος, νευρωνικά δίκτυα με τα προγράμματα Google Analytics και Weka.

Σκοπός της έρευνας *Student Engagement, Retention, and Motivation: Assessing Academic Success in Today's College Students* (Caruth, 2018) ήταν να εξετάσει την ακαδημαϊκή επιτυχία των σημερινών φοιτητών καθώς, ο καθορισμός του εάν τα κολέγια και τα πανεπιστήμια ικανοποιούν ή όχι τις μαθησιακές ανάγκες, είναι κρίσιμο στοιχείο για την τριτοβάθμια εκπαίδευση. Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το ολοκληρωμένο σύστημα δεδομένων μεταδευτεροβάθμιας εκπαίδευσης (IPEDS) του Εθνικού Κέντρου Στατιστικών Εκπαίδευσης και μέσω της εξόρυξης δεδομένων προσδιορίστηκαν οι αριθμοί αποφοίτησης κατά τα έτη 2009-2014 σε δημόσια, ιδιωτικά και κερδοσκοπικά πανεπιστήμια (2ετούς και 4ετούς φοίτησης) στις Ηνωμένες Πολιτείες. Τα ευρήματα δείχνουν ότι τα κερδοσκοπικά κολέγια και πανεπιστήμια παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη αύξηση στα ποσοστά αποφοίτησης, γεγονός που πρέπει να ωθήσει τα δημόσια και ιδιωτικά ιδρύματα να εξετάσουν τι κάνουν τα κερδοσκοπικά για να αυξήσουν τα ποσοστά αποφοίτησης φοιτητών στα αντίστοιχα ιδρύματά τους.

3.5 Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)

Η γνώση, η συμπεριφορά, τα κίνητρα και η εμπειρία του χρήστη μπορούν να εφαρμοστούν στη μοντελοποίηση χρηστών με τη βοήθεια της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων (Manjarres et al., 2018). Η προσωποποιημένη μάθηση χρησιμοποιείται για την υιοθέτηση αυτοματοποιημένης μάθησης ατομικά για κάθε μαθητή με σκοπό να μπορεί να κάνει συστάσεις σχετικά με τις εξατομικευμένες δραστηριότητες, την επόμενη εργασία που πρέπει να γίνει κ.λπ. ατομικά σε κάθε μαθητή (Romero & Ventura, 2010) ώστε να βελτιώσουν τη συνολική τους απόδοση.

Στόχος των ερευνητών Chandrakar & Saini (2015), στο άρθρο τους *Predicting examination results using association rule mining*, ήταν να προσδιορίσουν εάν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των επιδόσεων των μαθητών σε διαφορετικά μαθήματα, ώστε αυτή η γνώση να χρησιμοποιηθεί για να καθοδηγήσει τους μαθητές να βελτιώσουν τη συνολική τους απόδοση. Για την ανάλυση της απόδοσης των μαθητών στις εξετάσεις τους, οι ερευνητές, εφάρμοσαν τον κανόνα συσχέτισης, σαν μέθοδο EDM, με χρήση του αλγορίθμου Apriori. Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε περιέχει τους βαθμούς 6 μαθημάτων 1^{ου} και 2^{ου} εξαμήνου από ένα ινστιτούτο που προσφέρει μαθήματα BCA στο Γκουτζαράτ. Οι κανόνες που ανακαλύφθηκαν μέσω της εξόρυξης κανόνων συσχέτισης χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη του αποτελέσματος της επικείμενης εξέτασης. Αυτή η πρόβλεψη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να καθοδηγήσει τον/τη φοιτητή/τρια και τον/την καθηγητή/τρια ακόμα και στην αρχή του εξαμήνου, προσδιορίζοντας τα θέματα στα οποία πρέπει να επικεντρωθεί περισσότερο.

Στο έργο *Application of Data Mining in Personalized Remote Distance Education Web System* (Li, Sun & Qiang, 2015) οι ερευνητές χρησιμοποίησαν μέθοδο EDM στην εξ αποστάσεως εκπαίδευση προκειμένου να βελτιωθεί η εξατομικευμένη υπηρεσία και να είναι πιο ευνοϊκή για τους μαθητές. Εφάρμοσαν τεχνολογία εξόρυξης καταγραφής ιστού χρησιμοποιώντας πληροφορίες καταγραφής και πληροφορίες χρήστη, σε απομακρυσμένο εκπαιδευτικό σύστημα, δημιουργώντας ένα σύστημα το οποίο χρησιμοποιείται για εξατομικευμένη μάθηση καθώς ταξινομεί αυτόματα τα στυλ μάθησης των μαθητών σύμφωνα με τα αρχεία των μαθητών, παρέχει πληροφορίες σχετικά με τα στυλ μάθησης για τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών των μαθητών στη μάθηση, για εξατομικευμένες λειτουργίες, σύμφωνα με τη βασική κατάσταση του μαθητή και εφαρμόζει αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων για την πλήρη εξαγωγή πιθανών πληροφοριών παρέχοντας στον εκπαιδευτικό οργανισμό εξατομικευμένο εκπαιδευτικό περιεχόμενο.

Ο κύριος στόχος της έρευνας των Emond & Buffett (2015), στο *Analyzing student inquiry data using process discovery and sequence classification*, είναι να προωθήσει την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων για να μοντελοποιήσει και να υποστηρίξει την αυτορρυθμιζόμενη μάθηση σε ετερογενή περιβάλλοντα μαθησιακού περιεχομένου, δραστηριοτήτων και κοινωνικών δικτύων. Στην έρευνά τους, χρησιμοποίησαν τη διαδοχική εξόρυξη προτύπων και την ταξινόμηση ακολουθίας για να ανακαλύψουν διαδικασίες μάθησης από τις συμπεριφορές των μαθητών και να προσδιορίσουν το επίπεδο δεξιοτήτων των μαθητών, χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων που ελήφθη από το Κέντρο Επιστήμης Μάθησης του Πίτσμπουργκ. Το σύνολο δεδομένων περιείχε 29.679 συμβάντα για 147 μαθητές γυμνασίου και η ανάλυση τους έγινε με το Inductive Visual Miner.

Το ερευνητικό θέμα της εργασίας *Intelligent Tutor Recommender System for On-Line Educational Environments* (Mihaescu, Popescu & Ionascu, 2015) αφορά τον σχεδιασμό και την εφαρμογή ενός συστήματος συστάσεων εκπαιδευτή. Παρουσιάζεται μια προσαρμοσμένη προσέγγιση για την παροχή βοήθειας στους μαθητές σε διαδικτυακά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα μέσω του EDM. Η βοήθεια αφορά την επιλογή εύρεσης συναδέλφων που μπορούν να προσφέρουν καθοδήγηση σε σχέση με δραστηριότητες που πρέπει να εκτελεστούν

για τη βελτίωση του επιπέδου γνώσεων του μαθητή. Για την ανάλυση των δεδομένων οι ερευνητές επέλεξαν τη διαδικασία ταξινόμησης χρησιμοποιώντας δέντρα αποφάσεων στο πρόγραμμα Weka.

3.6 Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Students)

Η ομαδοποίηση των μαθητών σύμφωνα με παρόμοια χαρακτηριστικά, όπως προσωπικά χαρακτηριστικά, εξατομικευμένα χαρακτηριστικά, τρόπους μάθησης κ.α. μπορεί να βοηθήσει τους εκπαιδευτικούς στη δημιουργία ενός συστήματος μάθησης με στόχο την βελτίωση της ομαδικής μάθησης (Romero & Ventura, 2010).

Με την εργασία τους *A Comparative Analysis on the Evaluation of Classification Algorithms in the Prediction of Students Performance* (Anuradha & Velmurugan, 2015) οι ερευνητές χρησιμοποιώντας μεθόδους EDM αναλύουν τα δεδομένα των φοιτητών που είναι διαθέσιμα στα πανεπιστήμια για να εντοπίσουν συγκεκριμένα πρότυπα που θα μπορούσαν να είναι χρήσιμα στην πρόβλεψη της απόδοσής τους στις πανεπιστημιακές εξετάσεις, ενώ παράλληλα θα γίνει ταξινόμηση των μαθητών ανάλογα με τις επιδόσεις τους στην τελική εξέταση με βάση τα προσωπικά και προσχολικά χαρακτηριστικά τους. Το σύνολο δεδομένων δημιουργήθηκε με βάση τα δημογραφικά και προσχολικά χαρακτηριστικά φοιτητών/τριών κολεγίων της Πολιτείας Ταμίλ Ναντού, μαζί με τις επιδόσεις τους στις εξετάσεις του τελευταίου έτους. Εφαρμόστηκαν μέθοδοι ταξινόμησης χρησιμοποιώντας αλγορίθμους δέντρου αποφάσεων C4.5 (J48), ταξινομητές Bayes, αλγόριθμο K-means καθώς και αλγόριθμοι εκμάθησης κανόνων στο πρόγραμμα Weka.

Στο έργο *Application Of Data Mining Techniques For Student Success And Failure Prediction (The Case Of Debre Markos University)* (Yehuala, 2015) γίνεται χρήση των τεχνικών EDM για να αναπτυχθεί ένα μοντέλο πρόβλεψης απόδοσης σπουδαστών ενώ παράλληλα προσδιορίζονται και οι κύριοι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση των φοιτητών στα Πανεπιστήμια, με σκοπό να ελαχιστοποιηθεί το ποσοστό αποτυχίας αλλά και να εντοπιστούν μαθητές που χρειάζονται πρόσθετα κίνητρα. Για την έρευνα χρησιμοποιήθηκε ένα δείγμα δεδομένων από 11.873 τακτικούς προπτυχιακούς φοιτητές του Πανεπιστημίου και η ανάλυση έγινε με μεθόδους ταξινόμησης και πρόβλεψης, χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα Weka. Τα αποτελέσματα της έρευνας προσφέρουν, στη διοίκηση του πανεπιστημίου, χρήσιμες και εποικοδομητικές συστάσεις στη διαδικασία λήψης αποφάσεων, καθώς γίνεται σωστή διαχείριση των φοιτητών και αποτελεσματική χρήση πόρων ελαχιστοποιώντας το κόστος.

Στο άρθρο *Language to Completion: Success in an Educational Data Mining Massive Open Online Class* (Crossley et al., 2015) χρησιμοποιούνται εργαλεία εξόρυξης επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP) για να εξεταστεί εάν η γλώσσα στο φόρουμ συζήτησης ενός εκπαιδευτικού MOOC είναι προγνωστική για την επιτυχή ολοκλήρωση της τάξης. Η ανάλυση εφαρμόζεται σε δείγμα 320 μαθητών, που ολοκλήρωσαν τουλάχιστον μία διαβαθμισμένη εργασία και παρήγαγαν τουλάχιστον 50 λέξεις σε φόρουμ συζήτησης, χρησιμοποιώντας τα εργαλεία WAT, TAALES, TAAS μέσω του DFA. Το γλωσσικό μοντέλο που αναπτύχθηκε θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση μαθητών MOOC και τον εντοπισμό εκείνων που είναι λιγότερο πιθανό να ολοκληρώσουν το μάθημα. Αυτοί οι μαθητές θα μπορούσαν, στη συνέχεια, να αποτελέσουν στόχο παρεμβάσεων για τη βελτίωση της άμεσης συμμετοχής τους στο MOOC και την προώθηση της μακροπρόθεσμης ολοκλήρωσης.

Στην ερευνητική τους μελέτη οι Raju & Schumacker (2015), *Exploring student characteristics of retention that lead to graduation in higher education using data mining models*, εφάρμοσαν μεθόδους πρόβλεψης και ταξινόμησης για να διερευνήσουν σημαντικά χαρακτηριστικά φοιτητών που σχετίζονται με την αποφοίτηση. Χρησιμοποίησαν δεδομένα 1^{ου} εξαμήνου μαζί

με πληροφορίες Γυμνασίου για να δημιουργήσουν μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης και δέντρων αποφάσεων με σκοπό να βρουν σημαντικές μεταβλητές που συμβάλλουν στην αποφοίτηση των μαθητών. Με αυτό τον τρόπο οι μαθητές σε κίνδυνο μπορούν να προβλεφθούν στο τέλος του 1^{ου} εξαμήνου αντί στο τέλος του 1^{ου} έτους φοίτησης. Τα δεδομένα που αναλύθηκαν αφορούσαν 22.099 φοιτητές (πρωτοετείς φοιτητές πλήρους φοίτησης) από το 1995-2005, του πανεπιστημίου Αλαμπάμα των ΗΠΑ και η ανάλυση έγινε με το πρόγραμμα SAS Enterprise Miner. Τα αποτελέσματα από τις αναλύσεις εξόρυξης δεδομένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν, επίσης, για την ανάπτυξη προγραμμάτων παρέμβασης ώστε οι μαθητές να επιτύχουν στον εκπαιδευτικό οργανισμό.

Στο άρθρο *Clustering analysis of game-based learning: Worth it for all students?* (Palomo-Duarte, Berns, Yañez Escolano & Doderio, 2019) χρησιμοποιούνται τεχνικές ομαδοποίησης εξόρυξης δεδομένων για την ανάλυση της συμπεριφοράς των μαθητών και τον αντίκτυπο του παιχνιδιού στις μαθησιακές διαδικασίες. Στόχος είναι να ταξινομηθούν οι μαθητές σύμφωνα με τα μαθησιακά αποτελέσματα, συγκρίνοντας συγκεκριμένες γλωσσικές ικανότητες (γραμματική, λεξιλόγιο και γραφή) πριν, κατά τη διάρκεια και μετά από μια μελέτη περίπτωσης. Η μελέτη περίπτωσης αφορούσε 102 προπτυχιακούς φοιτητές γερμανικής γλώσσας οι οποίοι κλήθηκαν να παίξουν το παιχνίδι *The Hidden Room* δύο φορές, με ένα διάστημα μιας εβδομάδας μεταξύ κάθε γύρου του παιχνιδιού. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης των συνολικών ικανοτήτων των φοιτητών επιτρέπουν τον εντοπισμό ομάδων μαθητών με συγκεκριμένες συμπεριφορές ενώ, παράλληλα, δείχνουν ότι οι εκπαιδευόμενοι δεν επωφελούνται όλοι από τη μάθηση, με βάση το παιχνίδι, με τον ίδιο τρόπο καθώς μερικοί μαθητές μπορεί να αναπτύξουν καλύτερα τις γλωσσικές ικανότητες μέσω πιο συμβατικών και καθοδηγούμενων προσεγγίσεων μάθησης. Οι συγγραφείς προτείνουν, μεταξύ άλλων διδακτικών προσεγγίσεων, την ομαδοποίηση μαθητών με παρόμοια και διαφορετικά προφίλ για να εργαστούν σε ομάδες και να συνεργαστούν σε ένα έργο.

3.7 Μοντελοποίηση/Αξιολόγηση Μαθήματος (Course Evaluation)

Η μοντελοποίηση μαθημάτων χρησιμοποιείται για να περιγράψει το πεδίο της διδασκαλίας με όρους δεξιοτήτων, μεθόδων διδασκαλίας και των σχέσεων που αναπτύσσονται με σκοπό την βελτίωση της εκπαιδευτικής διαδικασίας (Καραγιάννη και συν., 2020).

Στο άρθρο *Predicting Instructor Performance Using Data Mining Techniques in Higher Education* (Agaoglu, 2016) η εξόρυξη δεδομένων χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των μαθημάτων και για να δείξει τις δυνατότητες του EDM στη διαφώτιση των κριτηρίων ή των μετρήσεων αποτελεσματικής απόδοσης του εκπαιδευτή. 2.850 βαθμολογίες αξιολόγησης μαθημάτων συλλέγονται από τμήματα του Πανεπιστημίου του Μαρμαρά, στην Κωνσταντινούπολη της Τουρκίας, και η ανάλυση τους γίνεται με τη μέθοδο της ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τέσσερις τεχνικές ταξινόμησης -αλγόριθμοι δέντρου αποφάσεων, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) και διακριτική ανάλυση (DA). Τα αποτελέσματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση στον σχεδιασμό των οργάνων μέτρησης που χρησιμοποιούνται στην αξιολόγηση των μαθημάτων και της απόδοσης των εκπαιδευτικών.

Στην εργασία *Student rules: Exploring patterns of students' computer-efficacy and engagement with digital technologies in learning* (Howard, Ma & Yang, 2016) χρησιμοποιούνται τεχνικές EDM για την εξέταση μοναδικών προτύπων μεταξύ των βασικών παραγόντων χρήσης Τ.Π.Ε από τους μαθητές και των εμπειριών που σχετίζονται με τη μάθηση, ως τρόπο ενημέρωσης της πρακτικής και του εκπαιδευτικού σχεδιασμού των εκπαιδευτικών. Αναλύθηκαν τα δεδομένα ενός μεγάλου συνόλου ερωτηματολογίου μαθητών της Αυστραλιανής Ψηφιακής

Εκπαιδευτικής Επανάστασης στη Νέα Νότια Ουαλία (DER-NSW) με μεθόδους κανόνων συσχέτισης και παλινδρόμησης. Τα αποτελέσματα δείχνουν δύο σαφώς διαφορετικά μοτίβα μεταξύ της σχολικής δέσμευσης και των παραγόντων αποτελεσματικότητας του υπολογιστή μεταξύ μαθητών με θετική και αρνητική ενασχόληση με τις ψηφιακές τεχνολογίες, υποδεικνύοντας ότι τα αρνητικά συναισθήματα σχετικά με τη χρήση Τ.Π.Ε ή εργασίες που είναι πολύ δύσκολες στη μάθηση μπορεί να συμβάλλουν περαιτέρω στην αρνητική σχολική δέσμευση. Αναγνωρίζοντας την πολυπλοκότητα των παραγόντων ενσωμάτωσης για μαθητές που είναι λιγότερο αφοσιωμένοι και με λιγότερη αυτοπεποίθηση χρησιμοποιώντας τις ΤΠΕ, ο μαθησιακός σχεδιασμός μπορεί να ανταποκριθεί περισσότερο στις ανάγκες τους, βοηθώντας τους δασκάλους να προσδιορίσουν πού να εστιάσουν τον χρόνο και τους πόρους στο σχεδιασμό του μαθήματος.

Σκοπός της ανασκόπησης ήταν, μέσω σχετικών μελετών που πραγματοποιήθηκαν την τελευταία πενταετία (2015-2020), να προσδιοριστούν οι μέθοδοι εφαρμογής EDM στα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα με στόχο την αναβάθμιση της εκπαιδευτικής διαδικασίας, των μαθησιακών δραστηριοτήτων και των εμπειριών για την εξέλιξη της εκπαιδευτικής αποτελεσματικότητας και την ενίσχυση της ποιότητας στην εκπαίδευση σε διάφορα επίπεδα. Όπως φαίνεται από τους πίνακες και τα διαγράμματα, που ακολουθούν, οι κυριότερες μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν στις παραπάνω έρευνες ήταν της Ταξινόμησης (Classification) με ποσοστό 59%, της Παλινδρόμησης (Regression) με ποσοστό 10%, της Ομαδοποίησης (Clustering), της Πρόβλεψης (Prediction) και των Κανόνων Συσχέτισης (Association Rule) με ποσοστά 7% η κάθε μια, με δημοφιλέστερες τεχνικές/αλγόριθμους τα Δέντρα Αποφάσεων (Decision Tree), Naïve Bayes, Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Network), Support Vector Machine (SVM), Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression) και Πλησιέστερου Γείτονα (K-Nearest Neighborhood). Οι περισσότερες έρευνες χρησιμοποίησαν δεδομένα παραδοσιακής εκπαίδευσης (69%) αποδεικνύοντας ότι η ανάλυση δεδομένων και η εφαρμογή της τεχνικής EDM δεν εφαρμόζεται μόνο στην εκπαίδευση βασισμένη στους υπολογιστές αλλά αρχίζει να κερδίζει έδαφος και να χρησιμοποιείται σαν εργαλείο για τη λήψη αποφάσεων στο παραδοσιακό εκπαιδευτικό περιβάλλον. Στις περισσότερες μελέτες οι αποδόσεις των μοντέλων ήταν πάνω από 85% γεγονός που δείχνει ότι η εφαρμογή της Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα θα βοηθήσει τους εμπλεκόμενους φορείς (εκπαιδευτικούς, εκπαιδευόμενους, διοίκηση, πολιτικές αρχές) να κατανοήσουν καλύτερα τη διαδικασία μάθησης αλλά και να εντοπίσουν και να αξιολογήσουν εκείνα τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη διδακτική πρακτική, ανακαλύπτοντας κρυμμένη γνώση που θα τους βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων βασιζόμενοι στα δεδομένα.

α/α	Τίτλος/ Συγγραφέας	Έτος	Πεδίο εφαρμογής	Μέθοδος	Τεχνική/Αλγόριθμος	Πρόγραμμα	Εκπαιδευτικό Περιβάλλον
1	Educational Data Mining: A Case Study in Retention of Undergraduate Students In University College of Cork (Grannell, A., Fitzpatrick, R., Fitzgerald, E., & McNulty, J.)	2015	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (CHAID & C4.5) Random Forests, Logistic Regression, Elastic Net Logistic Regression	BMDP, SAS	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
2	Educational Data Mining: Case Study for Predicting Student Dropout in Higher Education (Nikolovski, V., Mishkovski, I., Stojanov, R., & Chorbev, I.)	2015	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ομαδοποίηση (Clustering), Ταξινόμηση (Classification)	Naive Bayes, J48 Decision Tree	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
3	Educational Data Mining with Focus on Dropout Rates (Villwock, R., Appio, A., & Andreta, A. A)	2015	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (J48 & C4.5)	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
4	Application Of Data Mining Techniques For Student Success And Failure Prediction (Yehuala, M. A.)	2015	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Naive Bayes, J48 Decision Tree	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
5	High-school dropout prediction using machine learning: A Danish large-scale study (Sara, N. B., Halland, R., Igel, C., & Alstrup, S.)	2015	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Support Vector Machine (SVM), Gaussian kernels, Random Forests (RF), Naïve Bayes	WEKA, SHARK	Παραδοσιακή εκπαίδευση (δευτεροβάθμια εκπαίδευση)
6	Use Educational Data Mining to Predict Undergraduate Retention (Lehr, S., Liu, H., Kinglesmith, S., Konyha, A., Robaszewska, N., & Medinilla, J.)	2016	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Logistic Regression, Naïve Bayes, K Nearest Neighborhood (KNN), Random Forest, Multilayer Perceptron (MLP), Decision Tree	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
7	Combining Click-Stream Data with NLP Tools to Better Understand MOOC Completion (Crossley, S., Paquette, L., Dascalu, M., McNamara, D. S., & Baker, R. S.)	2016	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention), Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling)	Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP)	MANOVA, DFA, WAT, TAALES, TAACO, RB, SEANCE		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (MOOCs)

8	Predicting Student Retention from Behavior in an Online Orientation Course (Kai, S., Andres, J. M. L., Paquette, L., Baker, R. S., Molnar, K., Watkins, H., & Moore, M.)	2017	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (J48 & JRIP)	RAPIDMINER	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (Διαδικτυακό πρόγραμμα κολεγίου)
9	Predicting Student Performance using Advanced Learning Analytics (Daud, A., Aljohani, N. R., Abbasi, R. A., Lytras, M. D., Abbas, F., & Alowibdi, J. S.)	2017	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention), Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Support Vector Machine (SVM), C4.5 Decision Tree, Classification and Regression Tree (CART), Bayes Network (BN), Naive Bayes (NB)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
10	Predicting Student Drop-Out Rates Using Data Mining Techniques: A Case Study (Pérez, B., Castellanos, C., & Correal, D.)	2018	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree, Logistic Regression, Naive Bayes, Random Forest		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
11	University Student Retention: Best Time and Data to Identify Undergraduate Students at Risk of Dropout (Ortiz-Lozano, J. M., Rua-Vieites, A., Bilbao-Calabuig, P., & Casadesús-Fa, M.)	2018	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Classification and Regression Tree (CART), Quick Unbiased Efficient Statistical Tree (QUEST)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
12	Educational Data Mining: A Case Study Perspectives from Primary to University Education in Australia (Alom B.M. & Courtney M.)	2018	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Οπτικοποίηση (Visualization)	Distribution, Scatter Plot	WILSON CALCULATOR , ORANGE	Παραδοσιακή εκπαίδευση (πρωτοβάθμια/δευτεροβάθμια εκπαίδευση)
13	The Investigation of Student Dropout PredictionModel in Thai Higher Education Using Educational Data Mining: A Case Study of Faculty of Science, Prince of Songkla University (Pattanaphanchai, J., Leelertpanyakul, K., & Theppalak, N.)	2019	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C4.5, RandomTree, REPTree OneR, ZeroR, Jrip)	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
14	Predicting Student Dropout by Mining Advisor Notes (Jayaraman, J.D.)	2020	Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification), Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP)	Support Vector Machines (SVM), Logistic Regression, Classification Regression Tree (CART)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)

15	The prediction of students' academic performance using classification data mining techniques (Ahmad, F., Ismail, N. H., & Aziz, A. A.)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (J48), Naïve Bayes, Rule Based	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
16	A Decision Tree Approach for Predicting Students Academic Performance (Kolo, D. K., & Adepoju, S. A)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Παλινδρόμηση (Regression)	Decision Tree (CHAID)	SPSS	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
17	Educational Data Mining: an Intelligent System to Predict Student Graduation AGPA (Shana, Z., & Abdulla, S.)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Πρόβλεψη (Prediction)	ANFIS (Adaptive Neuro-fuzzy Inference System)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
18	Precognition of Students Academic Failure Using Data Mining Techniques (Attar, S. F. S., & Kulkarni, Y)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree, Naïve Bayes		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
19	Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector (Kaur, P., Singh, M., & Josan, G. S.)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification,), Παλινδρόμηση (Regression), Εκτίμηση Πυκνότητας (Density Estimation)	Multilayer Perception, Naïve Bayes, SMO, Decision Tree (J48 & REPTree)	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (δευτεροβάθμια εκπαίδευση)
20	An examination of online learning effectiveness using data mining (Shukor, N. A., Tasir, Z., & Van der Meijden, H.)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling), Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C4.5 & J48)	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
21	Decision Tree C4.5 algorithm and its enhanced approach for Educational Data Mining (Patidar, P., Dangra, J., & Rawar, M. K)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C4.5)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)

22	Predicting student performance using artificial neural network: In the faculty of engineering and information technology (Abu-Naser, S. S., Zaqout, I. S., Abu Ghosh, M., Atallah, R. R., & Alajrami, E.)	2015	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Παλινδρόμηση (Regression)	Artificial Neural Network (ANN)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
23	Mining Educational Data to Predict Student's academic Performance using Ensemble Methods (Amrieh, E. A., Hamtini, T., & Aljarah, I.)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Artificial Neural Network (ANN), Decision Tree, Naïve Bayes		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
24	<i>Modeling and Predicting Students' Academic Performance Using Data Mining Techniques</i> (Mueen, A., Zafar, B., & Manzoor, U.)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Naïve Bayes, Neural Network (NN), Decision Tree	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
25	Predicting Students Final GPA Using Decision Trees: A Case Study (Al-Barrak, M. A., & Al-Razgan, M.)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (J48)	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
26	Recognition of Slow Learners Using Classification Data Mining Techniques (Kumar, M., Shambhu, S., & Aggarwal, P.)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Naive Bayes, SMO, J48, REPTree, Multilayer Perceptron	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (δευτεροβάθμια εκπαίδευση)
27	Educational Data Mining & Students' Performance Prediction (Saa A.A)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C4.5, ID3, CART, CHAID), Naïve Bayes	RAPIDMINER, WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
28	Models for early prediction of at-risk students in a course using standards-based grading (Marbouti, F., Diefes-Dux, H. A., & Madhavan, K.)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Πρόβλεψη (Prediction)	Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT), Artificial Neural Network (ANN), Naive Bayes Classifier (NBC), K-Nearest Neighbor (KNN)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)

29	Machine learning model for early detection of higher education students that need additional attention in introductory programming courses (Đambić, G., Krajcar, M., & Bele, D.)	2016	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Παλινδρόμηση (Regression)	Logistic Regression		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
30	Analyzing undergraduate students' performance using educational data mining (Asif, R., Merceron, A., Ali, S. A., & Haider, N. G.)	2017	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling), Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ταξινόμηση (classification), Πρόβλεψη (Prediction), Απόσταξη Δεδομένων για την Ανθρώπινη Κρίση (Distillation of Data for Human Judgment)	Decision Tree (DT), Naive Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest	RAPIDMINER	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
31	School Students' Performance Predication Using Data Mining Classification (Mousa, H., & Maghari, A. Y.)	2017	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Naïve Bayes, Decision Tree, K-Nearest Neighbor	RAPIDMINER	Παραδοσιακή εκπαίδευση (δευτεροβάθμια εκπαίδευση)
32	A Neural Network Approach for Students' Performance Prediction (Okubo, F., Yamashita, T., Shimada, A., & Ogata, H.)	2017	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Παλινδρόμηση (Regression)	Recurrent Neural Network (RNN), Multiple Regression Analysis		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS, e-portfolio system, e-book system)
33	Analysis of Students' Performance by Using Different Data Mining Classifiers (Almarabeh H.)	2017	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	NaiveBayes, Bayesian Network, Decision Tree (ID3, J48), Neural Network.	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
34	Educational Data Mining and Analysis of Students' Academic Performance Using WEKA (Hussain, S., Dahan, N. A., Ba-Alwib, F. M., & Ribata, N.)	2018	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification), Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)	Decision Tree (J48), BayesNet, PART, Random Forest, Apriori	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
35	Predicting Student Performance Using Data Mining Techniques (Soni, A., Kumar, V., Kaur, R., & Hemavathi, D.)	2018	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree, Naïve Bayes, Support Vector Machine		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)

36	The impact of engineering students' performance in the first three years on their graduation result using educational data mining (Adekitan, A. I., & Salau, O.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance, Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Ταξινόμηση (Classification), Παλινδρόμηση (Regression)	Probabilistic Neural Network (PNN), Random Forest, Decision Tree, Naïve Bayes, Tree Ensemble, Logistic Regression	KNIME, MATLAB	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
37	Modelling Student Performance Using Data Mining Techniques: Inputs for Academic Program Development (Amazona, M. V., & Hernandez, A. A.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling), Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)	Ταξινόμηση (Classification)	Naïve Bayes, Decision Tree, Deep Learning in Neural Network	RAPIDMINER	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
38	Predicting Students' Academic Procrastination in Blended Learning Course Using Homework Submission Data (Akram, A., Fu, C., Li, Y., Javed, M. Y., Lin, R., Jiang, Y., & Tang, Y.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ομαδοποίηση (Clustering), Ταξινόμηση (Classification)	k-means, ZeroR, OneR, Decision Tree (ID3 & J48), Random Forest, Decision Stump, JRip, PART, NBTree, Prism	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
39	Analyzing students' academic performance through educational data mining (Sana, B., Siddiqui, I. F., & Arain, Q. A.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Naive Bayes, Decision Tree (J48), Artificial Neural Network (ANN)	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
40	Prediction of Student's Performance Using Machine Learning (Chauhan, N., Shah, K., Karn, D., & Dalal, J.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Παλινδρόμηση (Regression)	K-Nearest Neighbor (kNN), Decision Tree, SVM, Random Forest, Linear Regression		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
41	Predicting Students' Academic Performance with Decision Tree and Neural Network and Neural Network (Feng J.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree, Neural Network (NN)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)

42	Data mining classification techniques on the analysis of student's performance (Adebayo, A. O., & Chaubey, M. S.)	2019	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (ID3)	KNIME	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
43	Predicting Students Performance Based on Their Academic Profile (Khalilia, H., Sammar, T., & Sleet, Y.)	2020	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Naive Bayes, Decision Tree		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
44	Using Data Mining Techniques to Predict Student Performance to Support Decision Making in University Admission Systems (Mengas H.A.)	2020	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ταξινόμηση (Classification),	Artificial Neural Network (ANN), Decision Tree, Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, Naive Bayes.	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
45	Predicting Academic Performance of Students from VLE Big Data using Deep Learning Models (Waheed, H., Hassan, S. U., Aljohani, N. R., Hardman, J., Alelyani, S., & Nawaz, R.)	2020	Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Student)	Ταξινόμηση (Classification),	Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (e-learning)
46	Modeling Students' Academic Performance Based on Their Interactions in an Online Learning Environment (Akcapinar, G., Altun, A., & Aşkar, P.)	2015	Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling)	Ταξινόμηση (Classification)	Naive Bayes, Decision Tree, CN2 Rules	ORANGE	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
47	Efficient Classifier for Predicting Students Knowledge Level Using Data Mining Techniques (Visalaxi, S., Usha, S., & Poonkuzhali, S.)	2015	Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling)	Ταξινόμηση (Classification)	Random Tree, Decision Tree (J48), REP Tree, Naive Bayes, IBK	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
48	Preprocessing and Analyzing Educational Data Set Using X-API for Improving student's Performance (Amrieh, E. A., Hamtini, T., & Aljarah, I.)	2015	Μοντελοποίηση Μαθητών (Student Modeling)	Ταξινόμηση (Classification)	Artificial Neural Network (ANN), Decision Tree, Naive Bayes	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (e-learning)

49	Mining Web-based Educational Systems to Predict Student Learning Achievements (Del Campo-Ávila, J., Conejo, R., Triguero, F., & Morales-Bueno, R.)	2015	Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling), Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (J48)	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (e-learning)
50	Application of Data Mining to describe Multiple Intelligences in University Students (Núñez Cardenas, F. D. J., Hernández Camacho, J., Tomas Mariano, V. T., & Felipe Redondo, A. M.)	2015	Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ομαδοποίηση (Clustering)	K-means	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
51	Provide a Method for Increasing the Efficiency of Learning Management Systems using Educational Data Mining (Malvandi, S., & Farahi, A.)	2015	Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling), Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ομαδοποίηση (Clustering), Ταξινόμηση (Classification), Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)	C5.0, Apriori	CLEMENTINE	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
52	Using Data Mining Results to Improve Educational Video Game Design (Kerr, D.)	2015	Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ομαδοποίηση (Clustering)	Fuzzy Clustering		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές
53	Application of Data Mining techniques to identify relevant Key Performance Indicators (Peral, J., Maté, A., & Marco, M.)	2017	Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Οπτικοποίηση (Visualization), Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules), Παλινδρόμηση (Regression)	Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, Neural Network	Google Analytics, WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS, MOOCs)
54	Predicting examination results using association rule mining (Chandrakar, O., & Saini, J. R.)	2015	Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)	Κανόνες συσχέτισης (Association Rules)	Apriori		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)

55	Application of Data Mining in Personalized Remote Distance Education Web System (Li, Y., Sun, J., & Qiang, W.)	2015	Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)	Εξόρυξη Καταγραφής Ιστού (Web Data Mining), Ταξινόμηση (Classification), Κανόνες Συσχέτισης (Association Pules)	Bayesian Network		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (εξ αποστάσεως εκπαίδευση)
56	Analyzing student inquiry data using process discovery and sequence classification (Emond, B., & Buffett, S.)	2015	Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)	Διαδοχική Εξόρυξη Προτύπων (Sequential Pattern Mining), Ταξινόμηση (Classification)		Inductive visual miner	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
57	Intelligent Tutor Recommender System for On-Line Educational Environments (Mihaescu, M. C., Popescu, P. S., & Ionascu, C. M.)	2015	Προσωποποιημένη Μάθηση (User Modeling)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C4.5, J48)	WEKA	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (LMS)
58	A Comparative Analysis on the Evaluation of Classification Algorithms in the Prediction of Students Performance (Anuradha, C., & Velmurugan, T.)	2015	Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Student), Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C4.5), Naive Bayes, k-Nearest Neighbors (K-NN), OneR, JRip27	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
59	Application Of Data Mining Techniques For Student Success And Failure Prediction (The Case Of Debre Markos University)(Yehuala, M. A.)	2015	Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Student), Πρόβλεψη Απόδοσης Μαθητών (Predicting Student Academic Performance), Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ταξινόμηση (Classification), Πρόβλεψη (Prediction)	Decision Tree (J48), Naive Bayes	WEKA	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
60	Language to Completion: Success in an Educational Data Mining Massive Open Online Class (Crossley, S., McNamara, D. S., Baker, R., Wang, Y., Paquette, L., Barnes, T., & Bergner, Y.)	2015	Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Student), Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention)	Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP), Πρόβλεψη (Prediction)	WAT, TAALES, TAAS, DFA		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (MOOCs)

61	Exploring student characteristics of retention that lead to graduation in higher education using data mining models (Raju, D., & Schumacker, R.)	2015	Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Student), Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών (Dropping Out/Retention, Σχεδιασμός/ Βελτίωση Προγραμμάτων (Planning and Scheduling)	Ταξινόμηση (Classification), πρόβλεψη (Prediction)	Logistic Regression, Decision Tree	SAS Enterprise Miner	Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
62	Clustering analysis of game-based learning: Worth it for all students? (Palomo-Duarte, M., Berns, A., Yañez Escolano, A., & Doderro, J. M.)	2019	Ομαδοποίηση Μαθητών (Grouping Student)	Ομαδοποίηση (Clustering)	k-means, Ward's Agglomerative Hierarchical Clustering Method		Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές (VLE)
63	Predicting Instructor Performance Using Data Mining Techniques in Higher Education (Agaoglu, M.)	2016	Μοντελοποίηση / Αξιολόγηση Μαθήματος (Course Evaluation)	Ταξινόμηση (Classification)	Decision Tree (C5.0 & CART), Support Vector Machines (SVM), Artificial Neural Networks (ANN), Discriminant Analysis (DA)		Παραδοσιακή εκπαίδευση (τριτοβάθμια εκπαίδευση)
64	Student rules: Exploring patterns of students' computer-efficacy and engagement with digital technologies in learning (Howard, S. K., Ma, J., & Yang, J.)	2016	Μοντελοποίηση / Αξιολόγηση Μαθήματος (Course Evaluation)	Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules), Παλινδρόμηση (Regression)	Apriori		Παραδοσιακή εκπαίδευση (δευτεροβάθμια εκπαίδευση)

Πίνακας 3. Συνοπτικός Πίνακας Ανασκόπησης

α/α	Τίτλος/ Συγγραφέας	Εκπαιδευτικό Περιβάλλον		Πεδίο εφαρμογής								Μέθοδος								Πρόγραμμα														
		Παραδοσιακή εκπαίδευση	Εκπαίδευση βασισμένη σε υπολογιστές	Dropping Out/Retention	Predicting Student Academic Performance	Student Modeling	Planning & Scheduling	User Modeling	Grouping Student	Course Evaluation	Classification	Prediction	Regression	Clustering	Association Rules	Distillation of Data for Human Judgment	Density Estimation	Visualization	NLP	Web Data Mining	WEKA	RAPIDMINER	ORANGE	KNIME	SPSS	CLEMENTINE	SAS Enterprise Miner	SHARK	BMDP	WILSON CALCULATOR	MATLAB	INDUCTIVE VISUAL MANAGER	GOOGLE ANALYTICS	
1	Educational Data Mining: A Case Study in Retention of Undergraduate Students In University College of Cork (Grannell, A., Fitzpatrick, R., Fitzgerald, E., & McNulty, J., 2015)	✓		✓							✓														✓			✓						
2	Educational Data Mining: Case Study for Predicting Student Dropout in Higher Education (Nikolovski, V., Mishkovski, I., Stojanov, R., & Chorbev, I., 2015)	✓		✓							✓		✓								✓													
3	Educational Data Mining with Focus on Dropout Rates (Villwock, R., Appio, A., & Andreta, A. A., 2015)	✓		✓							✓										✓													
4	Application Of Data Mining Techniques For Student Success And Failure Prediction (Yehuala, M. A., 2015)	✓		✓							✓										✓													
5	High-school dropout prediction using machine learning: A Danish large-scale study (Sara, N. B., Halland, R., Igel, C., & Alstrup, S., 2015)	✓		✓							✓										✓					✓								

α/α

Τεχνική/Αλγόριθμος

α/α	Τεχνική/Αλγόριθμος
1	DT C4.5 C5.0 J48 ID3 CHAID JRIP RandomTree REPTree OneR ZeroR CART QUJET NBTree Tree_Ensemble K-MEANS RF ANN NN RNN PNN Deep_Learning_in_NN K-NN MLP NB BN SVM Logistic Regression Multiple Regression Linear Regression EINLR ANFIS SMO APRIORI PART Prism Gaussian kernels Fuzzv_Clustering IBK Rule Based CN2 Rules MANOVA DFA WAT TAALES TAACO TAAS DFA SÉANCE Distribution Scatter Plot Decision Stump Ward's Agglomerative Hierarchical Clustering Discriminant Analysis (DA)
2	↙
3	↙
4	↙
5	↙
6	↙
7	↙
8	↙
9	↙
10	↙
11	↙



Γράφημα 1. Έργο & Περιβάλλον Εκπαίδευσης



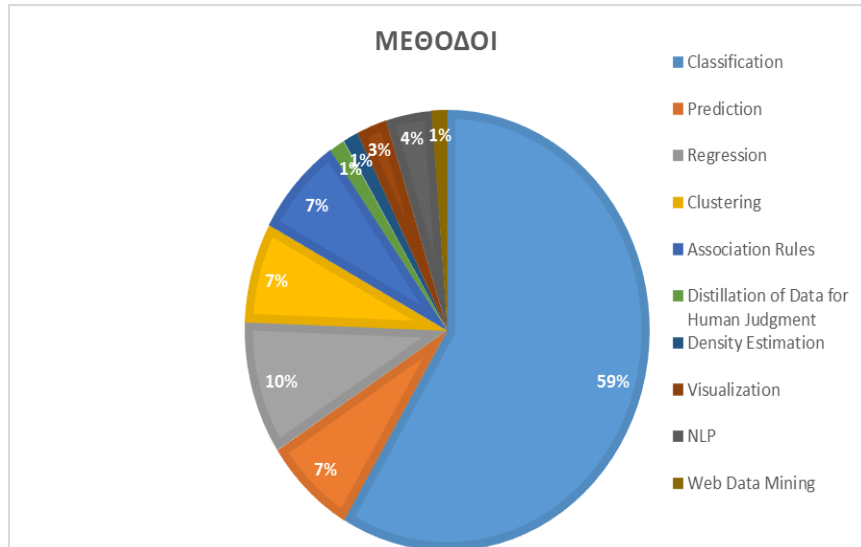
Γράφημα 2. Έργο & Πεδίο Εφαρμογής



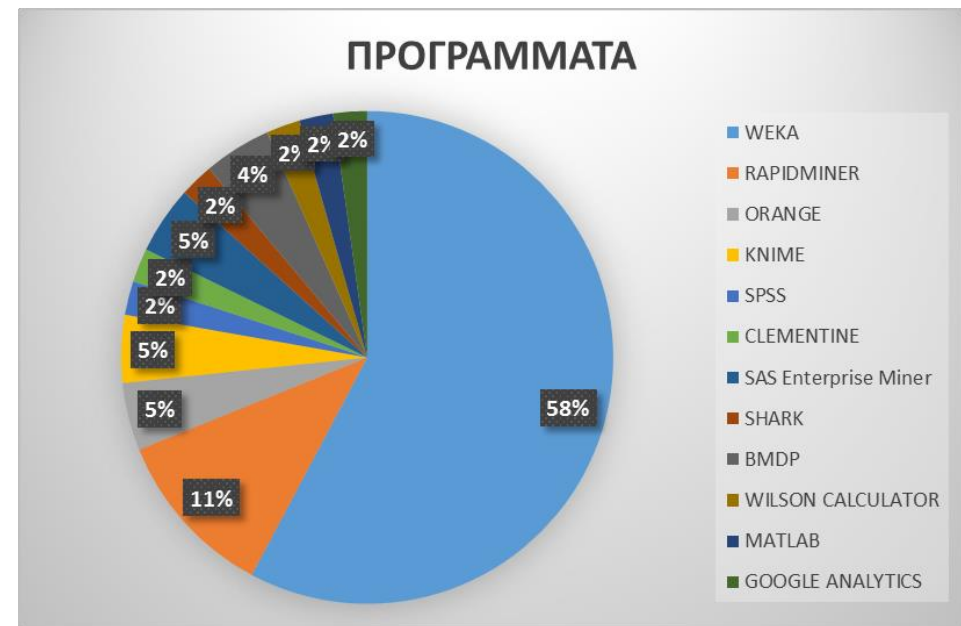
Γράφημα 3. Έργο & Τεχνικές



Γράφημα 4. Έργο & Αλγόριθμοι



Γράφημα 5. Έργο & Μέθοδοι



Γράφημα 6. Έργο & Προγράμματα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΗΘΙΚΗ

Στις μέρες μας, όλο και περισσότερο χρησιμοποιείται η ψηφιακή τεχνολογία στην εκπαίδευση για την ενίσχυση και τη διευκόλυνση της διαδικασίας της μάθησης. Η ταχεία εξέλιξη και η πανταχού παρούσα ψηφιακή τεχνολογία έχουν ωθήσει το μέλλον της εκπαίδευσης σε καινοτόμες και απροσδόκητες κατευθύνσεις. Η εκπαιδευτική διαδικασία αλλάζει διαρκώς καθώς η ευρεία χρήση διάφορων ψηφιακών συσκευών, μαζί με το cloud computing, επιτρέπουν να αναδυθούν νέα εκπαιδευτικά σενάρια. Τα εκπαιδευτικά δεδομένα, μπορούν τώρα να αναλυθούν μέσω τεχνικών ανάλυσης, όπως με την Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM) ή τη Μαθησιακή Ανάλυση (LA). Χρησιμοποιώντας αυτές τις τεχνικές οι εκπαιδευτικοί μπορούν να βοηθηθούν στην εκπαιδευτική διαδικασία καθώς θα είναι σε θέση να γνωρίζουν το μαθησιακό επίπεδο των μαθητών τους και να σχεδιάζουν τις πρακτικές τους μέσω της ανατροφοδότησης που θα έχουν, ενώ διευθυντές και εκπαιδευτικοί θα μπορούν να σχεδιάζουν πραγματοποιήσιμες πρακτικές και στρατηγικές βελτιώνοντας το σχολικό τους περιβάλλον (Καραγιάννη και συν., 2020).

Παρόλο, που τα πιθανά οφέλη από τη διαχείριση εκπαιδευτικών δεδομένων είναι σημαντικά, η συνειδητοποίησή τους παρουσιάζει μια σειρά από δεοντολογικές και κοινωνικές προκλήσεις (Johnson, 2014). Όπως σημειώνει και η Eynon (2013) είναι σημαντικό η εκπαιδευτική κοινότητα να λαμβάνει υπόψη της συζητήσεις που αφορούν στη χρήση των δεδομένων για την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας, στην αύξηση της διαφάνειας, στη στήριξη της ανταγωνιστικότητας και ως εργαλείο αξιολόγησης των επιδόσεων.

Ζητήματα, όπως, η ποιότητα των εκπαιδευτικών δεδομένων, η ερμηνεία, η ηθική και η ιδιωτικότητα πρέπει να γίνουν κατανοητά και να αντιμετωπιστούν προκειμένου να αντληθούν έγκυρα και αξιόπιστα συμπεράσματα, προτού εφαρμόσουμε αυτή τη νέα γνώση με πρακτικούς τρόπους. Διάφορα ερωτήματα αναδύονται τόσο για τα άτομα που αποτελούν αντικείμενο της διαχείρισης εκπαιδευτικών δεδομένων όσο και για τους σκοπούς του εκπαιδευτικού ιδρύματος με πιο σημαντικά τα προβλήματα που αφορούν την ιδιωτικότητα, την ατομικότητα και την αυτονομία (Johnson, 2014). Οι δεξιότητες, για την ερμηνεία των δεδομένων καθώς και για το σχεδιασμό και την ανάπτυξη εργαλείων για τον εντοπισμό και την πρόσβαση σε δεδομένα ενδιαφέροντος, δεν είναι τετριμμένες (Graf, Ives, Lockyer, Hobson & Clow, 2012).

4.1 Ιδιωτικότητα

Οι Pardo & Siemens (2014) ορίζουν την ιδιωτικότητα ως τη ρύθμιση του τρόπου με τον οποίο οι προσωπικές ψηφιακές πληροφορίες τηρούνται από τον εαυτό τους ή διανέμονται σε άλλους παρατηρητές. Ως προσωπικές ψηφιακές πληροφορίες ορίζουν τις πληροφορίες που κάθε άτομο παράγει όταν χρησιμοποιεί την τεχνολογία, με οποιοδήποτε μέσο, και στη συνέχεια κωδικοποιούνται σε ψηφιακή μορφή. Ενώ η Nissenbaum (2009) επισημαίνει ότι η προστασία της ιδιωτικής ζωής ενός ατόμου έχει παραβιαστεί όταν δεν υπάρχει η συγκατάθεσή του για τη συλλογή ή τη χρήση των πληροφοριών ή όταν οι προσωπικές πληροφορίες χρησιμοποιούνται με τρόπους που είναι ασυμβίβαστες με το κοινωνικό πλαίσιο.

Στις μέρες μας, η συζήτηση για την προστασία της ιδιωτικής ζωής είναι ολοένα και πιο πολωμένη. Από τη μία πλευρά, υπάρχουν πολλοί συντάκτες και οργανώσεις καταναλωτών που υποστηρίζουν ότι η ιδιωτική ζωή απειλείται σοβαρά από την έλλειψη κατάλληλης νομοθεσίας σχετικά με τον τρόπο συλλογής, επεξεργασίας, ανάλυσης και διανομής πληροφοριών (Deng Wuyts, Scandariato, Preneel & Joosen, 2010). Από την άλλη πλευρά, μερικές σημαντικές προσωπικότητες στο πεδίο της τεχνολογίας δηλώνουν ότι η προστασία της ιδιωτικής ζωής δεν αποτελεί πλέον πρόβλημα, επειδή είναι πολύ αργά για να αποκατασταθούν οι βασικές οδηγίες

σωστής διαχείρισης. Για παράδειγμα, το 1999, ο τότε διευθύνων σύμβουλος της Sun Microsystems Scott McNealy δήλωσε ότι η προστασία της ιδιωτικής ζωής δεν υπάρχει και ότι οι χρήστες θα έπρεπε να το «ξεπεράσουν» (Sprenger, 1999). Πιο πρόσφατα, ο Mark Zuckerberg, ιδρυτής του Facebook, δήλωσε ότι η περίοδος της ιδιωτικότητας έχει τελειώσει, υποστηρίζοντας ότι οι πληροφορίες των χρηστών πρέπει να είναι δημόσιες από προεπιλογή (Kirkpatrick, 2010).

Στη μέση αυτού του τοπίου, η κοινωνία φαίνεται να εξελίσσεται προς μια κατάσταση στην οποία η ανταλλαγή προσωπικών δεδομένων είναι φυσιολογική και πρέπει να επιτευχθεί μια λεπτή ισορροπία μεταξύ ελέγχου και ορίων (Schwartz, 2011).

4.2 Ατομικότητα

Οι ανησυχίες περί προστασίας της ιδιωτικής ζωής μπορούν εύκολα να δώσουν έδαφος στις προκλήσεις της ατομικότητας.

Κατά τη διάρκεια τεχνικών ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων το άτομο δεν είναι τίποτα περισσότερο παρά το άθροισμα συγκεκριμένου συνόλου χαρακτηριστικών (Thomas et al., 2004, στο Johnson, 2014), τα οποία μπορούν να καθορίσουν την τάση της κρίσης και της μεταχείρισης των ανθρώπων στη βάση των χαρακτηριστικών της ομάδας αντί των ατομικών χαρακτηριστικών και των πλεονεκτημάτων τους (Vedder, 1999).

Κατά τους Van Wel & Royackers (2004) η ατομικότητα των ανθρώπων απειλείται όταν τα ομαδικά προφίλ χρησιμοποιούνται ως βάση για την απόφαση, τη χάραξη και τη διαμόρφωση πολιτικών ή εάν τα προφίλ καταστούν με κάποιο τρόπο δημόσια στη γνώση. Οι άνθρωποι, τότε, θα κρίνονται και θα αντιμετωπίζονται ως μέλη της ομάδας και όχι ως άτομα. Αυτό είναι ιδιαίτερα επιβλαβές όταν τα προφίλ περιέχουν δεδομένα ευαίσθητου χαρακτήρα καθώς οι άνθρωποι ενδεχομένως να υφίστανται διακρίσεις ή να στιγματίζονται ως μέλη μιας ομάδας ή να χαρακτηρίζονται ως άτομα με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.

Οι τεχνικές ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων, όπως το EDM και το LA, μπορούν να δημιουργήσουν ομάδες σπουδαστών βάση χαρακτηριστικών τους και όχι βάσει της ατομικότητας του καθενός. Μια τέτοια περίπτωση είναι τα συστήματα συστάσεων μαθημάτων όπου οι μαθητές ενθαρρύνονται να επιλέξουν μάθημα σύμφωνα με μαθητές που είχαν τα ίδια, με αυτούς, χαρακτηριστικά. Αυτό υποδηλώνει ότι οι σπουδαστές, δεν λαμβάνονται υπόψη ως προσωπικότητες αλλά ως ένα σύνολο δεξιοτήτων/χαρακτηριστικών που πρέπει να ταιριάζουν με ένα αποτέλεσμα (Johnson, 2014).

4.3 Αυτονομία

Ένα άλλο ηθικό ζήτημα που αναδύεται από τις τεχνικές ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων είναι ότι τα αποτελέσματα μπορούν να υπονομεύσουν την αυτονομία των ατόμων. Σύμφωνα με τον Johnson (2014) αυτονομία είναι η ικανότητα να σκεφτόμαστε κριτικά και να ενεργούμε έτσι ώστε να συνειδητοποιούμε ή να τροποποιούμε τις προτιμήσεις, ιδιαίτερα τις προτιμήσεις μεταξύ των αντιλήψεων του καλού. Αυτό εγείρει τα ζητήματα του εάν ο εξαναγκασμός και ο πατερναλισμός δικαιολογούνται ποτέ, ερωτήματα που συχνά αντιμετωπίζονται με βάση την αρχή της πρόληψης της βλάβης στους άλλους και την αυτοεκτίμηση.

4.4 Ιδιωτικότητα και Ηθική σε Άλλα Πλαίσια

Ήδη χώρες με μεγάλη πρόσβαση στο διαδίκτυο έχουν θεσπίσει νομοθεσία για την προστασία της ιδιωτικής ζωής. Παραδείγματα τέτοιων πρωτοβουλιών είναι η οδηγία της Ευρωπαϊκής Ένωσης για την προστασία των ατόμων όσον αφορά την επεξεργασία (1995), η οποία αργότερα επεκτάθηκε με την οδηγία για την επεξεργασία των δεδομένων προσωπικού χαρακτήρα και την προστασία της ιδιωτικής ζωής στον τομέα των ηλεκτρονικών επικοινωνιών για να προσαρμοστεί στις νέες απαιτήσεις της αγοράς (2002) και η νέα οδηγία που απαιτούσε τη συνειδητή συναίνεση για την αποθήκευση cookies στον υπολογιστή του χρήστη (2012), η προστασία της ιδιωτικής ζωής των καταναλωτών σε έναν δικτυωμένο κόσμο στις ΗΠΑ (2012), οι εθνικές αρχές προστασίας της ιδιωτικής ζωής στην Αυστραλία (2006), ο πρότυπος κώδικα προστασίας προσωπικών πληροφοριών στον Καναδά (2001) (Pardo & Siemens, 2014).

Στην ιατρική έχει αποδειχθεί ότι η απόλυτη εμπιστευτικότητα, όταν σχετίζεται με ιατρικά αρχεία, έχει αρνητικό αντίκτυπο ειδικά όταν αναφέρεται σε γενετικές πληροφορίες και κληρονομικές ασθένειες (Crook, 2011). Σε αυτό το πλαίσιο, το επιχείρημα είναι ότι τα οφέλη από την ανάλυση δεδομένων πληθυσμού επιτρέπουν την πρόοδο της ιατρικής έρευνας που θεωρείται γενικά θετική. Το πρόβλημα της ιδιοκτησίας δεδομένων έχει ήδη αναγνωριστεί ως ζήτημα της διαχείρισης ιατρικών αρχείων. Τα δεδομένα αποκτώνται από τους χρήστες, αλλά συνήθως υπάρχει ερευνητική προσπάθεια που διεξάγεται από μια ερευνητική ομάδα και, συχνά, υποστηρίζεται από κάποια εταιρεία που τη χρηματοδοτεί.

Αντλώντας ορισμένες από τις πολιτικές που χρησιμοποιούνται σε άλλους τομείς και εφαρμόζοντας τις στις τεχνικές διαχείρισης και ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων θα μπορεί και η εκπαιδευτική κοινότητα να αντιμετωπίσει τα ζητήματα ιδιωτικότητας και ηθικής χρήσης των δεδομένων. Οι Pardon & Siemens (2014), βασιζόμενοι στον τρόπο όπου η ιατρική διαχειρίζεται τα ψηφιακά δεδομένα, προτείνουν να απορριφθεί η απόλυτη εμπιστευτικότητα, αφού η συλλογή, η αποθήκευση και η χρήση ιστορικών δεδομένων σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο οι μαθητές μαθαίνουν θα μπορούσε να προωθήσει την εκπαιδευτική έρευνα και να ωφελήσει τελικά την ποιότητα των μελλοντικών μαθησιακών εμπειριών. Σημειώνουν, όμως, ότι όπως συμβαίνει στην περίπτωση των ιατρικών αρχείων, ορισμένα από αυτά τα ψηφιακά δεδομένα είναι ιδιωτικά και κατά συνέπεια πρέπει να τηρούνται σαφείς και αυστηρές πολιτικές κατά τη διαχείρισή τους.

4.5 Αρχές της Προστασίας της Ιδιωτικής Ζωής και της Ηθικής

Οι Pardo & Siemens (2014) προτείνουν 6 αρχές - κανόνες που πρέπει να τηρούνται κατά τη διαδικασία διαχείρισης και ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων ώστε να συμμορφώνονται με διαφορετικές νομικές, κοινωνικές και πολιτιστικές συνθήκες. Στόχος αυτών των αρχών είναι να ορίσουν μια βασική γραμμή για τα εκπαιδευτικά ιδρύματα, που χρησιμοποιούν τεχνικές ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων, ώστε να λαμβάνουν υπόψη το επίπεδο συμμόρφωσής τους και να προβλέπουν πιθανές βελτιώσεις όσον αφορά την ιδιωτική ζωή. Η γενική παραδοχή για αυτές τις αρχές είναι ότι πρέπει να τηρούνται προκειμένου να συμμορφώνονται με τις νομικές απαιτήσεις, αλλά και με τις κοινωνικές απαιτήσεις που ενδέχεται να μην αντικατοπτρίζονται σωστά στους ισχύοντες νόμους. Οι αρχές που προτείνουν είναι η Προστασία της Ιδιωτικής Ζωής, η Ενίσχυση Εμπιστοσύνης, η Διαφάνεια, ο Έλεγχος, η Ασφάλεια, η Υπευθυνότητα και η Αξιολόγηση.

- **Προστασία Ιδιωτικής Ζωής:** Λόγω της αυξανόμενης χρήσης της ψηφιακής τεχνολογίας και του μεγάλου όγκου δεδομένων που παράγονται, η ιδιωτική ζωή πρέπει να αντιμετωπιστεί τόσο από τεχνολογική όσο και από νομική άποψη. Στο τεχνικό μέρος, υπάρχουν ήδη αρκετές προτάσεις που λαμβάνουν υπόψη την προστασία της ιδιωτικής ζωής

κατά τον σχεδιασμό εργαλείων σε ένα μοντέλο. Θέματα ιδιωτικότητας και ασφάλειας καλό είναι να συμπεριλαμβάνονται στα αρχικά στάδια του σχεδιασμού, έτσι ώστε οι παραγόμενες πλατφόρμες να είναι σε θέση να συμμορφώνονται με τις απαιτήσεις που απορρέουν από το περιβάλλον στο οποίο λειτουργούν (Pardo & Siemens, 2014).

- **Ενίσχυση της Εμπιστοσύνης:** Όπως αποδεικνύουν διάφορες μελέτες η εμπιστοσύνη είναι ένα εξίσου σημαντικό θέμα σε ένα εκπαιδευτικό ίδρυμα και ως εκ τούτου πρέπει να λαμβάνεται υπόψη όταν εφαρμόζονται τεχνικές ανάλυσης δεδομένων, καθώς η σχέση με άλλα άτομα και η προστασία που παρέχεται από την εφαρμογή των δεδομένων επηρεάζει τον όγκο των δεδομένων. Οι διαδικασίες διαχείρισης δεδομένων πρέπει να περιγράφονται σαφώς από κάθε φορέα που διεξάγει αναλύσεις, καθώς φαίνεται ότι το επίπεδο εμπιστοσύνης επηρεάζεται και από τον τρόπο με τον οποίο οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί χειρίζονται τα ιστορικά δεδομένα (Pardo & Siemens, 2014).
- **Διαφάνεια:** Είναι η αρχή που περιλαμβάνει τον μεγαλύτερο αριθμό ανησυχιών και γι' αυτό πρέπει να εφαρμόζεται σε κάθε στάδιο των τεχνικών ανάλυσης δεδομένων. Σύμφωνα με τους ερευνητές, όλοι οι εμπλεκόμενοι (μαθητές/φοιτητές, εκπαιδευτικοί, διοικητικό/ανώτερο προσωπικό) πρέπει να έχουν πρόσβαση στην περιγραφή του τρόπου διεξαγωγής της διαδικασίας ανάλυσης και πρέπει να ενημερώνονται για τον τύπο πληροφοριών που συλλέγονται, συμπεριλαμβανομένου του τρόπου συλλογής, αποθήκευσης και επεξεργασίας τους. Οι περισσότεροι από τους ισχύοντες νόμους απαιτούν τη συγκατάθεση των μαθητών για τη συλλογή των δεδομένων, αλλά η αρχή της διαφάνειας μπορεί να ληφθεί πέρα από αυτή την απαίτηση. Με την εγγύηση ότι τα δεδομένα δεν πρόκειται να δοθούν σε κανένα άλλο ίδρυμα αλλά και την περιγραφή των διαδικασιών, μέσω των οποίων τα εκπαιδευτικά ιδρύματα χειρίζονται τα δεδομένα και τα αποτελέσματα, μπορεί να αναπτυχθεί υψηλότερο επίπεδο εμπιστοσύνης μεταξύ της εκπαιδευτικής κοινότητας (Pardo & Siemens, 2014).
- **Έλεγχος Δεδομένων:** Ο έλεγχος των δεδομένων από τους σπουδαστές είναι πλέον παρών στους περισσότερους κανονισμούς απορρήτου, αλλά μπορεί να διαφέρει σημαντικά από τον τρόπο με τον οποίο εφαρμόζεται. Οι ερευνητές το συσχετίζουν με την αρχή της διαφάνειας υπό την έννοια ότι, προκειμένου οι σπουδαστές να έχουν τον έλεγχο των δεδομένων που συλλέγονται, πρέπει να γνωρίζουν τι συλλέγεται, πότε, πώς και που χρησιμοποιούνται. Ένα σημαντικό μέρος του τρόπου με τον οποίο το εκπαιδευτικό ίδρυμα διαχειρίζεται αυτή την αρχή φαίνεται με κάποια μορφή όρων χρήσης. Οι όροι χρήσης θα πρέπει να δηλώνονται προσεκτικά ώστε να οριοθετούν τις διαδικασίες που εφαρμόζονται και ταυτόχρονα να μεταφέρουν την ιδέα ότι οι μαθητές πρέπει να έχουν τον έλεγχο των δεδομένων τους κάθε στιγμή (Pardo & Siemens, 2014).
- **Δικαίωμα Πρόσβασης:** Τα εκπαιδευτικά ιδρύματα πρέπει να δώσουν ιδιαίτερη προσοχή στην αρχή αυτή, καθώς το αποτέλεσμα της έκθεσης ευαίσθητων δεδομένων στο κοινό ενδέχεται να έχει σημαντικό αντίκτυπο σε όλους τους ενδιαφερόμενους, με σημαντικότερη συνέπεια την έλλειψη εμπιστοσύνης όλων των χρηστών. Λόγω της ποικιλίας εργαλείων και χρηστών που μπορούν να αποκτήσουν πρόσβαση στα δεδομένα, συνιστάται λεπτομερής πολιτική πρόσβασης. Αυτή η πολιτική μπορεί να είναι περίπλοκη και πρέπει να λαμβάνεται υπόψη κατά τα πρώτα στάδια σχεδιασμού του πλαισίου των τεχνικών ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων. Η πολιτική θα πρέπει να προσδιορίζει σαφώς τον τύπο των λειτουργιών που επιτρέπονται στα δεδομένα και επίσης ποιοι χρήστες έχουν πρόσβαση σε ποιους τομείς της εφαρμογής. Αντίστροφα, οι χρήστες πρέπει να είναι σαφώς ενημερωμένοι για το είδος των πληροφοριών που διαχειρίζονται. Για παράδειγμα, οι εκπαιδευτικοί, οι οποίοι έχουν πρόσβαση σε αναφορές που προέρχονται από ανάλυση δεδομένων, πρέπει να αντιμετωπίζουν τις αναφορές ως εμπιστευτικές πληροφορίες με ορισμένους περιορισμούς.

Οι ερευνητές προτείνουν τα εκπαιδευτικά ιδρύματα να έχουν διασφαλίσει ότι η αρχή της ασφάλειας είναι παρούσα και πλήρως τιμημένη στην προσέγγισή τους και στη συνέχεια να εξετάσουν τη δυνατότητα να συνεισφέρουν ορισμένα υποσύνολα των συλλεγόμενων δεδομένων τους στην υπόλοιπη κοινότητα (Pardo & Siemens, 2014).

- **Υπευθυνότητα και Αξιολόγηση:** Η ευθύνη είναι μια αρχή που επηρεάζει όλα τα στάδια διαχείρισης εκπαιδευτικών δεδομένων και δείχνει την ευρωστία της συνολικής διαδικασίας. Κάθε στάδιο πρέπει να έχει ένα άτομο, ένα σώμα, ένα τμήμα ή ένα ίδρυμα που έχει αναγνωριστεί ως υπεύθυνο για την εύρυθμη λειτουργία των συναφών στοιχείων του. Για παράδειγμα, στο εσωτερικό ενός πανεπιστημίου, η ασφάλεια δεδομένων είναι ευθύνη του τμήματος υποδομής τεχνολογίας των πληροφοριών. Η αξιολόγηση είναι ευθύνη του θεσμικού οργάνου το οποίο πρέπει να αξιολογεί, να αναθεωρεί και να βελτιώνει συνεχώς τη συλλογή δεδομένων, την ασφάλεια, τη διαφάνεια και τη λογοδοσία. Σε αυτή την αρχή, οι ερευνητές προσδίδουν ιδιαίτερη σημασία αφού οι νόμοι και οι κανονισμοί που ισχύουν για τη διαχείριση εκπαιδευτικών δεδομένων αλλάζουν με γρηγορότερο ρυθμό σε σχέση με άλλους τομείς (Pardo & Siemens, 2014).

Προκειμένου να χρησιμοποιηθούν τα εκπαιδευτικά δεδομένα με αποδεκτό και συμβατό τρόπο αλλά και να ξεπεραστούν οι φόβοι που συνδέονται με τη συγκέντρωση και την επεξεργασία δεδομένων, οι Drachler & Greller (2016) δημιούργησαν μια λίστα ελέγχου οκτώ σημείων με την ονομασία DELICATE (Σχήμα 9). Στόχος τους ήταν να παρέχουν ένα πρακτικό εργαλείο στους ερευνητές, τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής και τους διαχειριστές ιδρυμάτων για να ελέγχουν τόσο τους κινδύνους απορρήτου όσο και αν οι διαδικασίες επεξεργασίας δεδομένων πληρούν τους αξιόπιστους κανονισμούς του εκπαιδευτικού ιδρύματος. Οι ίδιοι πιστεύουν ότι οι τεχνικές ανάλυσης δεδομένων, όπως το EDM και το LA, είναι ένα βασικό όραμα για τη δημιουργία ενός οργανισμού μάθησης που έχει το θάρρος να μιλήσει για λάθη και αποτυχίες και να μάθει από αυτά. Προκειμένου να δημιουργηθεί αυτό το επίπεδο εμπιστοσύνης, πρέπει να υπάρχουν κανονισμοί που να προστατεύουν τα δικαιώματα προσωπικών πληροφοριών αλλά και να εξουσιοδοτούν τον οργανισμό να αποκτήσει γνώσεις για τη βελτίωσή του.

Έχοντας γίνει πλέον αντιληπτό ότι η διαχείριση ψηφιακών δεδομένων γενικά, αλλά και των εκπαιδευτικών δεδομένων ιδιαίτερα, δημιουργεί πολλές ηθικές δυσκολίες, τα εκπαιδευτικά ιδρύματα θα πρέπει να συγκλίνουν προς έναν κώδικα δεοντολογίας της έρευνας, ο οποίος θα πρέπει να αναθεωρείται και να τροποποιείται διαρκώς από τα ενδιαφερόμενα μέρη, καθορίζοντας την κατάλληλη προσέγγιση της ιδιωτικής ζωής (Svensson & Hansson., 2007). Βασιζόμενοι σε αυτό το πλαίσιο τα θεσμικά όργανα των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων, με σκοπό να εποπτεύουν τη δεοντολογία των πειραμάτων έρευνας για την πρόληψη της κακομεταχείρισης, της κατάχρησης των συμμετεχόντων και του ενδεχομένως επιβλαβούς παρεμβατισμού, θα πρέπει να διαθέτουν μηχανισμούς για την αξιολόγηση των πρωτοβουλιών τους και την επίτευξη της συμμόρφωσης με τους ισχύοντες νόμους και κανονισμούς καθώς και με τις κοινωνικά παραγόμενες απαιτήσεις. Γιατί, σύμφωνα με τον Zwitter (2014) "*η ηθική της διαχείρισης ψηφιακών δεδομένων είναι πέρα από την προσωπική ηθική του καθενός και επιβαρύνει την ηθική αυτών που έχουν τον έλεγχο των δεδομένων*".

D	DETERMINATION – Why you want to apply Learning Analytics? <ul style="list-style-type: none"> ▶ What is the added value (Organisational and data subjects)? ▶ What are the rights of the data subjects (e.g., EU Directive 95/46/EC)
E	EXPLAIN – Be open about your intentions and objectives <ul style="list-style-type: none"> ▶ What data will be collected for which purpose? ▶ How long will this data be stored? ▶ Who has access to the data?
L	LEGITIMATE – Why you are allowed to have the data? <ul style="list-style-type: none"> ▶ Which data sources you have already (aren't they enough)? ▶ Why are you allowed to collect additional data?
I	INVOLVE – Involve all stakeholders and the data subjects <ul style="list-style-type: none"> ▶ Be open about privacy concerns (of data subjects) ▶ Provide access to the personal data collected (about the data subjects) ▶ Training and qualification of staff
C	CONSENT – Make a contract with the data subjects <ul style="list-style-type: none"> ▶ Ask for a consent from the data subjects before the data collection ▶ Define clear and understandable consent questions (Yes / No options) ▶ Offer the possibility to opt-out of the data collection without consequences
A	ANONYMISE – Make the individual not retrievable <ul style="list-style-type: none"> ▶ Anonymise the data as far as possible ▶ Aggregate data to generate abstract metadata models (Those do not fall under EU Directive 95/46/EC)
T	TECHNICAL – Procedures to guarantee privacy <ul style="list-style-type: none"> ▶ Monitor regularly who has access to the data ▶ If the analytics change, update the privacy regulations (new consent needed) ▶ Make sure the data storage fulfills international security standards
E	EXTERNAL – If you work with external providers <ul style="list-style-type: none"> ▶ Make sure they also fulfil the national and organisational rules ▶ Sign a contract that clearly states responsibilities for data security ▶ Data should only be used for the intended services and no other purposes

Σχήμα 9. Λίστα Ελέγχου DELICATE κατά Drachsler & Greller (2016)

ΜΕΡΟΣ Β: ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

5.1 Σημαντικότητα και Πρωτοτυπία της Έρευνας

Το πεδίο του EDM αναπτύσσεται σημαντικά τα τελευταία χρόνια αλλά είναι ακόμα σε πρώιμο στάδιο στην εδραίωση και την εφαρμογή του από τα εκπαιδευτικά ιδρύματα, τους εκπαιδευτικούς και τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής. Γενικά φαίνεται ότι δεν έχει διερευνηθεί, από πολλούς εμπλεκόμενους με την εκπαιδευτική διαδικασία, η πιθανή χρήση δεδομένων ώστε να καθιερωθεί και να αναπτυχθεί η συστηματική τους χρήση με σκοπό την επιτυχία των μαθητών, την αποτελεσματικότητα του οργανισμού και τη βελτιωμένη ποιότητα στην εκπαίδευση.

Μέσα από την παρούσα έρευνα θα προβληθούν τα οφέλη της χρήσης του EDM στα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα και η ανάγκη της σωστής αξιοποίησης των εκπαιδευτικών δεδομένων με στόχο την παραγωγή πληροφορίας και γνώσης για την πρόβλεψη και την κατανόηση των εκπαιδευτικών διαδικασιών. Επιπλέον, θα διερευνηθεί πως τα αποτελέσματα, αυτά, ενεργούν στη λήψη αποφάσεων τόσο από τους εκπαιδευτικούς όσο και από τα στελέχη της εκπαίδευσης, συμβάλλοντας στην εκπαιδευτική διοίκηση και στην ηγεσία.

Η παρούσα εργασία κρίνεται σημαντική στη συστηματική εφαρμογή εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων του ελληνικού εκπαιδευτικού πλαισίου γιατί, αν και η μέθοδος EDM έχει χρησιμοποιηθεί σε κάποια εκπαιδευτικά ιδρύματα, κυρίως σε ερευνητικό επίπεδο, ή ακόμα και από τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής κάποιων χωρών, είναι ανάγκη να περάσει από τα εργαστήρια σε όλη την εκπαιδευτική κοινότητα.

5.2 Σκοπός και Στόχοι της Έρευνας

Σκοπός της παρούσας έρευνας είναι να αναδειχθεί η σημαντικότητα αξιοποίησης των εκπαιδευτικών δεδομένων στη λήψη αποφάσεων για τη βελτίωση του εκπαιδευτικού πλαισίου και του σχολικού περιβάλλοντος μέσα από την καταγραφή και τη μελέτη των απόψεων των εκπαιδευτικών και στελεχών της εκπαίδευσης.

Επιμέρους στόχοι είναι να ερευνηθεί αν οι εκπαιδευτικοί κατανοούν τους μηχανισμούς και τις πληροφορίες που παράγονται από την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων, πως μπορούν να χρησιμοποιήσουν τη μέθοδο EDM ώστε να εξάγουν πληροφορίες και νέα γνώση που θα τους διευκολύνει στη λήψη αποφάσεων σχετικά με την παιδεία σε όλα τα εκπαιδευτικά περιβάλλοντα και τελικά να αξιολογηθεί η πιθανότητα χρησιμοποίησης αυτής της μεθοδολογίας στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον.

5.2.1 Ερευνητικά Ερωτήματα

Τα βασικά ερευνητικά ερωτήματα, που διαμόρφωσαν και τις ερωτήσεις της συνέντευξης, είναι τα εξής:

- ❖ Γνωρίζουν, οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί, στελέχη εκπαίδευσης), για την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων;

- ❖ Χρησιμοποιούν, οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί, στελέχη εκπαίδευσης), την ανάλυση των εκπαιδευτικών δεδομένων για να λάβουν αποφάσεις;
- ❖ Θα μπορούσαν, οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί, στελέχη εκπαίδευσης), να αξιοποιήσουν τη μέθοδο EDM για να πάρουν αποφάσεις;
- ❖ Κατανοούν, οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί, στελέχη εκπαίδευσης), τα οφέλη της αξιοποίησης των εκπαιδευτικών δεδομένων;
- ❖ Προστασία προσωπικών δεδομένων, ιδιωτικότητα και δεοντολογία εκπαιδευτικών δεδομένων

5.3 Επιλογή Ερευνητικής Μεθόδου

Σύμφωνα με τον σκοπό και τα ερευνητικά ερωτήματα της έρευνας και με αφετηρία τους στόχους που έχουν τεθεί προσδιορίστηκε η ερευνητική μέθοδος, το δείγμα, η μέθοδος συλλογής δεδομένων και ο τρόπος ανάλυσης και ερμηνείας των αποτελεσμάτων.

Για τις ανάγκες της παρούσας έρευνας επιλέχθηκε το υπόδειγμα της ποιοτικής έρευνας, ως καταλληλότερο από αυτό της ποσοτικής, αφού έχει στόχο την κατανόηση των φαινομένων (Παπαναστασίου, Ε.Κ, & Παπαναστασίου, Κ., 2004) και την ανακάλυψη νέων πτυχών και διαστάσεων που προσδίδουν οι μετέχοντες στο θέμα χωρίς τον έλεγχο προδιατυπωμένων υποθέσεων (Τσιώλης, 2011). Με την ποιοτική έρευνα διερευνώνται και ερμηνεύονται σε μεγαλύτερο βάθος διάφορες διαστάσεις των ανθρώπινων πεποιθήσεων, των συμπεριφορών, των στάσεων, των αντιλήψεων, των εμπειριών, των αξιών, των απόψεων και των γνώσεων παρέχοντας τη δυνατότητα στους ερευνητές να διευρύνουν τις γνώσεις τους σε πεδία όπου αδυνατεί η ποσοτική έρευνα (Pope & Mays, 1995, Silverman, 2000, στο Γαλάνης, 2017) αλλά και να δημιουργηθεί μια βαθύτερη, αρτιότερη και περισσότερο επεξεργασμένη γνώση για το υπό έρευνα φαινόμενο, η οποία θα εμπεριέχει μια ολιστική και βαθύτερη ερμηνεία για τους συμμετέχοντες στην έρευνα και το περιβάλλον τους σε σχέση με το φαινόμενο της έρευνας (Mantzoukas, 2007). Μέσα από τις ποιοτικές μεθόδους αναδεικνύεται η πραγματικότητα που ισχύει για το φαινόμενο και τα υποκείμενα που λαμβάνουν μέρος στην έρευνα (Παρασκευοπούλου-Κόλλια, 2019) καθώς δεν χρησιμοποιούνται μεταβλητές, οι οποίες έχουν προκαθοριστεί από τον ερευνητή, και δεν στοχεύουν στο να προβλέψουν αλλά στο να κατανοήσουν (Μπονίδης, 2004). Επί πλέον, η ποιοτική έρευνα είναι ιδιαίτερα χρήσιμη στις περιπτώσεις όπου διερευνάται ένα ερευνητικό θέμα σε πρωταρχικό επίπεδο ή σε ερευνητικά πεδία με περιορισμένη γνώση, παρέχοντας έτσι τη δυνατότητα στους ερευνητές να κατανοήσουν σε βάθος το ερευνητικό αντικείμενο και να αναπτύξουν ερευνητικές υποθέσεις που μπορούν στη συνέχεια να διερευνηθούν με την ποσοτική έρευνα (Pope & Mays, 2006, στο Γαλάνης, 2017).

Σύμφωνα με τα παραπάνω, η επιλογή της ποιοτικής μεθόδου κρίθηκε η καταλληλότερη για την παρούσα έρευνα καθώς, στη χώρα μας, υπάρχουν ελάχιστες αναφορές σχετικά με την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων και την εφαρμογή της στη λήψη αποφάσεων με αποτέλεσμα να μην υπάρχουν επαρκή ερευνητικά δεδομένα από το εκπαιδευτικό περιβάλλον που να μας παρέχουν ένα διαμορφωμένο θεωρητικό πλαίσιο.

5.3.1 Δειγματοληψία – Επιλογή Δείγματος

Η δειγματοληψία αφορά στην επιλογή ενός δείγματος συμμετεχόντων από τον πληθυσμό-πηγή που περιλαμβάνει όλους τους υποψήφιους συμμετέχοντες (Γαλάνης, 2017). Ο πληθυσμός-πηγή

στην παρούσα έρευνα αφορά εκπαιδευτικούς και στελέχη της εκπαίδευσης που υπηρετούν στην Πρωτοβάθμια, Δευτεροβάθμια, Ινστιτούτα Επαγγελματικής Κατάρτισης και Τριτοβάθμια Εκπαίδευση της ελληνικής επικράτειας το σχολικό έτος 2021-2022.

Για πρακτικούς λόγους και για τη διευκόλυνση της διεξαγωγής της έρευνας χρησιμοποιήθηκε ως μέθοδος η δειγματοληψία χωρίς πιθανότητα καθώς σκοπός της έρευνας δεν είναι η επιλογή ενός τυχαίου και αντιπροσωπευτικού δείγματος που θα επιτρέψει τη γενίκευση των συμπερασμάτων, αλλά η επιλογή ενός δείγματος με χαρακτηριστικά τα οποία σχετίζονται με τα ερευνητικά ερωτήματα, προσφέροντας τη μεγαλύτερη δυνατή πληροφορία για την εξήγηση και την ερμηνεία του μελετώμενου θέματος (Γαλάνης, 2017). Το δείγμα της μελέτης αποτελείται από 21 εκπαιδευτικούς, διαφόρων ειδικοτήτων και βαθμίδων, που υπηρετούν σε εκπαιδευτικά ιδρύματα της Περιφέρειας Ν. Αιγαίου και της Αττικής.

Ειδικότερα, στη μελέτη έλαβαν μέρος 13 άνδρες (62%) και 8 γυναίκες (38%), με το 52,3% των συμμετεχόντων να είναι κάτοχοι μεταπτυχιακού διπλώματος, το 9,5% να είναι κάτοχοι διδακτορικού διπλώματος και το 9,5% να είναι κάτοχοι δεύτερου πτυχίου. Οι 17 (81%) συμμετέχουσες/οντες υπηρετούν στη δευτεροβάθμια εκπαίδευση, ο/η 1 (4,7%) συμμετέχουσα/οντας υπηρετεί στην πρωτοβάθμια, οι 2 (9,5%) συμμετέχουσες/οντες υπηρετούν στη μεταδευτεροβάθμια εκπαίδευση (Δ.Ι.ΕΚ) και 1 (4,7%) συμμετέχουσα/οντας στην τριτοβάθμια εκπαίδευση. Από τις/τους συμμετέχουσες/οντες οι 15 (71,4%) είναι καθηγήτριες/ καθηγητές και οι 6 (28,6%) στελέχη εκπαίδευσης (διευθυντές/υποδιευθυντές). Σχετικά με τα χρόνια υπηρεσίας η/ο 1 (4,7%) συμμετέχων έχει υπηρεσία 0-5 έτη, οι 3 (14,2%) συμμετέχουσες/οντες έχουν υπηρεσία 6-11 έτη, οι 9 (42,8%) συμμετέχουσες/οντες έχουν υπηρεσία 12-17 έτη, οι 6 (28,5%) συμμετέχουσες/οντες έχουν υπηρεσία 18-23 έτη, 1(4,7%) συμμετέχων έχει υπηρεσία 24-29 έτη και 1(4,7%) συμμετέχων έχει υπηρεσία πάνω από 30 έτη.

Λόγω περιορισμού του χρόνου και των διαθέσιμων πόρων, το δείγμα μας χαρακτηρίζεται ως δείγμα ευκολίας γιατί οι ερευνητές συλλέγουν δεδομένα από άτομα που μπορούν να προσεγγίσουν με τη μεγαλύτερη δυνατή ευκολία και τα οποία έχουν τη μεγαλύτερη δυνατή διαθεσιμότητα και διάθεση να συμμετάσχουν στη μελέτη (Γαλάνης, 2017).

5.3.2 Ερευνητικό Εργαλείο

Υπάρχουν διάφορα εργαλεία για τη συλλογή των δεδομένων στην ποιοτική έρευνα, όπως της παρατήρηση (observation), της συνέντευξης (interviews), των ομάδων επικέντρωσης (focus groups) και της μεθοδολογίας Delphi (Delphi method) (Γαλάνης, 2017).

Στην παρούσα μελέτη επιλέχθηκε η συνέντευξη καθώς είναι ένα από τα βασικότερα εργαλεία της ποιοτικής μεθόδου. Η συνέντευξη είναι η αλληλεπίδραση και η επικοινωνία μεταξύ προσώπων, που καθοδηγείται από την/τον ερευνήτρια/τη, με στόχο την απόσπαση πληροφοριών σχετικών με το αντικείμενο της έρευνας (Cohen & Manion, 1992, στο Παρασκευοπούλου-Κόλλια, 2019). Με άλλα λόγια μέσα από τις ατομικές συνεντεύξεις οι ερευνητές προσπαθούν να κατανοήσουν τις απόψεις των υποκειμένων στο μεγαλύτερο δυνατό βαθμό.

Ανάλογα με το εύρος των σκοπών, το βαθμό της δομής, αν είναι διερευνητικές ή ελέγχουν συγκεκριμένες υποθέσεις, αν επιδιώκουν περιγραφή ή ερμηνεία και αν είναι επικεντρωμένες στο γνωστικό ή στο συναισθηματικό τομέα υπάρχουν διάφοροι τύποι συνεντεύξεων (Cohen, Manion & Morrison, 2008). Οι συνεντεύξεις αυτές μπορεί να είναι δομημένες, όπου χρησιμοποιούνται δομημένα ερωτηματολόγια, δηλαδή ερωτηματολόγια που βασίζονται σε προκαθορισμένα και τυποποιημένα σύνολα ερωτήσεων (Stuckey, 2013, στο Παρασκευοπούλου-Κόλλια, 2019), ημι-δομημένες, όπου οι ερευνητές αρχίζουν με ορισμένες προκαθορισμένες ερωτήσεις ή ορισμένα προκαθορισμένα θέματα για συζήτηση, επιτρέποντας

βέβαια την εξέλιξη της συζήτησης και προς άλλες κατευθύνσεις ανάλογα με τις απαντήσεις των συμμετεχόντων (Γαλάνης, 2017) και μη δομημένες ή ελεύθερες, οι οποίες περιέχουν το στοιχείο της ελευθερίας ως προς την έκφραση και του υποκειμένου και της/του ερευνητριας/τή (Παρασκευοπούλου-Κόλλια, 2019).

Αφού το κάθε υποκείμενο αντικρίζει από τη δική του οπτική γωνία το θέμα και περιγράφει τις εμπειρίες που προκύπτουν από τη δική του υποκειμενική πραγματικότητα (Cohen et al., 2002) η ημι-δομημένη συνέντευξη δίνει τη δυνατότητα για συμπληρωματικές ερωτήσεις βοηθώντας στην πληρότητα της έρευνας (Robson, 2007) ενώ, παράλληλα, ο ερευνητής φροντίζει να κατευθύνει τον ερωτώμενο να μιλά για θέματα, που ο σκοπός της έρευνας απαιτεί να καλυφθούν, στη διάρκεια του διαθέσιμου χρόνου (Βάμβουκας, 2002). Επιπλέον, η τεχνική αυτή χρησιμοποιείται συχνά από νέους ποιοτικούς μελετητές γιατί αποτελείται από ένα σύνολο προκαθορισμένων, κατά κάποιον τρόπο, ερωτήσεων παρέχοντάς τους έναν οδηγό για τα θέματα που θεωρούν ότι είναι σημαντικά να καλύψουν στο πλαίσιο της συνέντευξης (Ισαρη & Πουρκός, 2016).

Καθώς σκοπός της συνέντευξης είναι η συλλογή όσο περισσότερων πληροφοριών γίνεται για τις εμπειρίες και τις απόψεις των εκπαιδευτικών αναφορικά με την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων στη λήψη βελτιωμένων αποφάσεων, η ημι-δομημένη συνέντευξη επιλέχθηκε γιατί, πέρα από όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, παρέχει μεγαλύτερη ευελιξία στην τροποποίηση του περιεχομένου των ερωτήσεων ανάλογα με τον/την ερωτώμενο/η, στην εμβάθυνση σε κάποια θέματα με συμμετέχοντες που κρίνονται κατάλληλοι, στη σειρά με την οποία τίθενται οι ερωτήσεις και στην πρόσθεση ή αφαίρεση ερωτήσεων ή θεμάτων για συζήτηση (Ισαρη & Πουρκός, 2016), όποτε αυτό κρίνεται αναγκαίο. Παράλληλα, μέσω της συνέντευξης συλλέγονται χρήσιμες πληροφορίες μέσω τη μη λεκτικής επικοινωνίας καθώς η στάση του σώματος, η χροιά της φωνής, το ύφος και η απόκριση του ερωτώμενου στα ερωτήματα προσφέρουν περισσότερες πληροφορίες στον ερευνητή σχετικά με το υπό μελέτη φαινόμενο.

5.3.3 Σχεδιασμός & Διεξαγωγή Έρευνας

Για την επιτυχία των σκοπών της έρευνας σημαντική διάσταση, σε μια έρευνα που υιοθετεί την ποιοτική συνέντευξη, κρίνεται ο σχεδιασμός και η σωστή διατύπωση των ερωτήσεων πριν από τη διεξαγωγή της (Ισαρη & Πουρκός, 2016). Με γνώμονα τα παραπάνω οι ερωτήσεις εστιάζονται σε θέματα που αφορούν τα ερευνητικά ερωτήματα της μελέτης, είναι ανοικτές και ευέλικτες επιτρέποντας στον ερωτώμενο να προχωρήσει σε βάθος, είναι κατανοητές από τους ερωτώμενους, είναι σχετικές με τις εμπειρίες των συμμετεχόντων, είναι σύμφωνες με τις αρχές δεοντολογίας, βοηθούν την επικοινωνία κατά τη διάρκεια της συνέντευξης και δεν είναι κατευθυντήριες ή δεν καθοδηγούν έμμεσα τον ερωτώμενο να απαντήσει με τρόπο τέτοιο που να συμφωνεί με τους συνεντευκτές (Ισαρη & Πουρκός, 2016). Επειδή στο ελληνικό θεσμικό πλαίσιο δεν εφαρμόζεται η μέθοδος EDM στο εκπαιδευτικό περιβάλλον η συνέντευξη βασίστηκε σε μελέτες περίπτωσης με σκοπό να διερευνηθούν οι απόψεις των εκπαιδευτικών σχετικά με τη χρήση και το σκοπό της μεθοδολογίας αυτής, ενώ το ερωτηματολόγιο περιείχε εισαγωγικές και συμπερασματικές ερωτήσεις, ανοικτές και κλειστές ερωτήσεις, ερωτήσεις γνώμης και υποθετικές.

Για την ολοκλήρωση της δομής και τον έλεγχο του σχεδιασμού της συνέντευξης διενεργήθηκαν 3 πιλοτικές συνεντεύξεις με σκοπό τον εντοπισμό και τη διόρθωση προβλημάτων ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα εμφάνισής τους κατά τη διεξαγωγή της έρευνας (Mason, 2003). Μετά το τέλος των πιλοτικών συνεντεύξεων αποφασίστηκε ο επανασχεδιασμός του οδηγού συνέντευξης, με μείωση του πλήθους των μελετών περίπτωσης από 5 σε 3, αλλαγή στη σειρά των ερωτήσεων και στη διατύπωσή τους. Έγιναν διορθώσεις ώστε οι ερωτήσεις να είναι ξεκάθαρες και περισσότερο κατανοητές ενώ προστέθηκαν και

τροποποιήθηκαν ερωτήσεις με στόχο τη συλλογή σχετικών πληροφοριών. Η μείωση του πλήθους των, προς εξέταση, μελετών αποφασίστηκε για δύο κυρίως λόγους. Πρώτον, φάνηκε ότι οι ερωτώμενοι αντιλαμβάνονταν τον σκοπό της έρευνας και δεύτερον, έχοντας πάντα στο νου τον διαθέσιμο χρόνο των ερωτώμενων, καλό θα ήταν η διάρκεια της συνέντευξης να μην ξεπερνάει τα 30-40 λεπτά. Στην απόφαση της μείωσης των εξεταζόμενων μελετών περίπτωσης συντέλεσε και το γεγονός ότι η ημι-δομημένη συνέντευξη δίνει τη δυνατότητα στην/στον ερευνήτρια/τη να διευκρινίσει τις απαντήσεις που δέχεται, να κάνει επιπλέον ερωτήσεις ή, στην περίπτωση της έρευνας αυτής, να μελετηθεί επιπλέον περίπτωση, με σκοπό την εμπάθυνση των πληροφοριών που θα εξαχθούν, αφού όπως υποστηρίζουν και οι Rubin, H.J & Rubin, I.S (2011) σε πολλές ποιοτικές συνεντεύξεις υφίσταται αρμονική σύνδεση μεταξύ των αυστηρά σχεδιασμένων μερών και των μη προσχεδιασμένων μερών τους (στο Παρασκευοπούλου-Κόλλια, 2019). Ο τελικός οδηγός συνέντευξης που διαμορφώθηκε, μετά τις αλλαγές, παρουσιάζεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α.

Η διαδικασία των συνεντεύξεων διήρκησε από τις 21 Φεβρουαρίου 2022 έως τις 8 Απριλίου 2022 και συνολικά διενεργήθηκαν 21 συνεντεύξεις, όπου οι 16 ήταν δια ζώσης, οι 3 ήταν τηλεφωνικά και οι 2 διαδικτυακά χρησιμοποιώντας κατάλληλο λογισμικό/πλατφόρμα (Webex).

Οι δια ζώσης, ή αλλιώς πρόσωπο με πρόσωπο, συνεντεύξεις έλαβαν χώρα στους εργασιακούς χώρους των εκπαιδευτικών, αφού πρώτα είχε εξασφαλιστεί η άδεια από τις/τους διευθύντριες/ες, χρησιμοποιώντας το γραφείο των διευθυντριών/ων, το γραφείο του συλλόγου διδασκόντων ή κάποια κενή αίθουσα, ενώ οι ώρες που πραγματοποιήθηκαν οι συνεντεύξεις ήταν σε κενά των εκπαιδευτικών έτσι ώστε να μη διαταραχτεί η σχολική ζωή. Αντιθέτως, στις τηλεφωνικές και στις διαδικτυακές συνεντεύξεις, δεν χρειάστηκε να γίνει κάποια μετακίνηση για να πραγματοποιηθούν ενώ τα πλεονεκτήματα είναι πολλά αφού, όπως αναφέρει και η Hanna (2012) *«τα υποκείμενα νιώθουν ελευθερία ως προς τις απαντήσεις τους, δεν ντρέπονται, έχουν τον χρόνο τους και παραμένουν σε ασφαλή θέση χωρίς να χρειαστεί να επιβληθούν στον ατομικό χώρο του άλλου»* (στο Παρασκευοπούλου-Κόλλια, 2019). Όλες οι συνεντεύξεις μαγνητοφωνήθηκαν, με τη σύμφωνη γνώμη των ερωτώμενων, με σκοπό να χρησιμοποιηθούν στο στάδιο της ανάλυσης δεδομένων, δίνοντας τη δυνατότητα στην ερευνήτρια να επικεντρωθεί στην ουσία της συνέντευξης και όχι στη λήψη σημειώσεων.

Στοχεύοντας να επιτευχθεί η συνάντηση (ή τηλε-συνάντηση), όπως αναφέρει και η Παρασκευοπούλου-Κόλλια, E. A. (2019), έγινε μια πρώτη επικοινωνία τηλεφωνικά ή δια ζώσης με τα υποκείμενα με σκοπό να προσδιοριστεί ο σκοπός της έρευνας, ο χρόνος διάρκειας της συνέντευξης, 30-40 λεπτά, αλλά και να βρεθεί η κατάλληλη ημέρα και ώρα που η/ο εκπαιδευτικός θα μπορούσε να παραχωρήσει τη συνέντευξη, καθιστώντας σαφές από την αρχή ότι η συμμετοχή τους στην έρευνα είναι ελεύθερη και εθελοντική και έχουν το δικαίωμα να αποσυρθούν από την όλη διαδικασία σε οποιοδήποτε στάδιο της έρευνας ή να ζητήσουν απόσυρση των δεδομένων που προέκυψαν από αυτούς, χωρίς να υπάρχει κάποιο κόστος (Ισαρη & Πουρκός, 2016).

Στη διάρκεια των συνεντεύξεων γινόταν προσπάθεια δημιουργίας ευχάριστου και φιλικού κλίματος, τηρώντας έντιμη στάση και συμπεριφορά απέναντι στα άτομα που συμμετείχαν σε αυτήν, έτσι ώστε να δημιουργηθεί σχέση εμπιστοσύνης στα δύο μέλη επιτρέποντας στη/ο συμμετέχοντα να νιώσει οικεία και να εκφραστεί ελεύθερα (Ισαρη & Πουρκός, 2016). Στα σημεία που οι απαντήσεις δεν ήταν ξεκάθαρες ζητήθηκαν διευκρινίσεις, ενώ προκειμένου να παραχθούν τα δεδομένα υπήρξε διάδραση μεταξύ της ερευνήτριας και των ερωτωμένων, κάτι που είναι επιστημονικά αποδεκτό (Mason, J., 2003).

Σημαντικά προβλήματα δεν προέκυψαν κατά τη διαδικασία της συνέντευξης, εκτός από το άγχος σε μερικές/ους ερωτώμενους, λόγω του αντικειμένου της έρευνας, ότι δεν είναι οι

κατάλληλοι για να συμμετάσχουν σε αυτή. Μέσω, όμως κατάλληλης συζήτησης σχετικά με το θέμα της μελέτης και της σημαντικότητάς της, ξεπεράστηκαν οι αρχικές φοβίες και το άγχος που μπορεί να δημιουργήσει οτιδήποτε άγνωστο. Γενικά, το κλίμα σε όλες σχεδόν τις περιπτώσεις ήταν άνετο, ευχάριστο και παραγωγικό πιθανόν γιατί ο τρόπος προσέγγισης, η σειρά των ερωτήσεων και η σημαντικότητα του υπό εξέταση φαινομένου τελικά κέρδιζαν το ενδιαφέρον των εκπαιδευτικών, αφιερώνοντας περισσότερο χρόνο από όσο αρχικά είχαν πει ότι διαθέτουν. Σε ορισμένες περιπτώσεις η συζήτηση συνεχιζόταν μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας και τη διακοπή της ηχογράφησης, αναδεικνύοντας πληροφορίες και περαιτέρω σκέψεις για την εφαρμογή της μεθόδου, οι οποίες με την άδεια των ερωτώμενων καταγράφονταν σε χειρόγραφες σημειώσεις. Στο τέλος κάθε συνέντευξης η ερευνήτρια ευχαριστούσε τους εκπαιδευτικούς για το χρόνο που διέθεσαν και την πολύτιμη συμβολή τους στην προσπάθεια της.

5.3.4 Αξιοπιστία της Έρευνας

Ένα από τα βασικά προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι ποιοτικές έρευνες είναι το ζήτημα της αξιοπιστίας και της εγκυρότητας. Σύμφωνα με τους Ίσαρη & Πουρκός (2016) κάθε έρευνα έχει την ιδιομορφία της και ως εκ τούτου θα υπάρχουν διάφορα κριτήρια για την αξιολόγησή της που θα συνάδουν με τις μεθοδολογικές πρακτικές που αυτή βασίστηκε.

Η αξιοπιστία είναι απαραίτητη προϋπόθεση της εγκυρότητας καθώς είναι συνώνυμη της συνέπειας και της δυνατότητας αναπαραγωγής της έρευνας με την πάροδο του χρόνου, σε εργαλεία και σε ομάδες ερωτηθέντων (Cohen et al., 2002). Έτσι, αν ο ερευνητής εξασφαλίσει ότι η συλλογή και η ανάλυση των δεδομένων του, πραγματοποιήθηκε με διεξοδικό, έντιμο, προσεκτικό και ακριβή τρόπο θα αυξηθεί η αξιοπιστία των εργαλείων (Mason, 2003). Για την εξασφάλιση της αξιοπιστίας, στην παρούσα έρευνα, έγινε παρουσίαση του τρόπου με τον οποίο αναλύθηκαν και ερμηνευθήκαν τα δεδομένα ενώ αποτυπώθηκαν με λεπτομέρεια και ακρίβεια οι απόψεις, οι θέσεις και οι αντιλήψεις των συμμετεχόντων στην έρευνα. Τα αποτελέσματα της έρευνας αναμένεται να είναι παρόμοια και να συμφωνούν με άλλους ερευνητές οι οποίοι είτε θα πραγματοποιήσουν ανάλογη έρευνα σε παρόμοια ομάδα συμμετεχόντων και σε παρόμοιο πλαίσιο είτε θα επεξεργαστούν τα ίδια δεδομένα.

Εξίσου σημαντικό στοιχείο για μια αποτελεσματική έρευνα είναι και η εγκυρότητα όπου τα πορίσματα των ερευνών είναι έγκυρα όταν τα ευρήματά τους είναι στην πραγματικότητα αληθινά και συγκεκριμένα (Schwandt, 1997, στο Ίσαρη & Πουρκός, 2016). Στην παρούσα έρευνα για την εξασφάλιση της εγκυρότητας οι ερμηνείες βασίζονται στο συγκεκριμένο συγκεκριμένο και οι συμμετέχοντες δεν αποτελούν προϊόν της φαντασίας της ερευνήτριας. Η συγκεκριμένη έρευνα βασίστηκε στην ειλικρίνεια, στην εμβέλεια των δεδομένων, στους συμμετέχοντες και στην αντικειμενικότητα της ερευνήτριας με σκοπό να αποκαλύψει τις απόψεις των άλλων ανθρώπων.

5.4 Περιορισμοί έρευνας

Σύμφωνα με τη δειγματοληπτική μέθοδο, που χρησιμοποιήθηκε, τα αποτελέσματα της έρευνας δεν μπορούν να γενικευτούν (Robson, 2007), στοιχείο όμως που δεν είναι στις επιδιώξεις των ποιοτικών μεθόδων έρευνας καθώς οι ποιοτικοί ερευνητές μελετούν τα πράγματα στο φυσικό τους πλαίσιο, επιχειρώντας να δώσουν νόημα ή να ερμηνεύσουν τα φαινόμενα με όρους των νοημάτων που οι άνθρωποι δίνουν σε αυτά (Denzin & Lincoln, 2005, στο Ίσαρη & Πουρκός, 2016).

Επίσης, στη συγκεκριμένη έρευνα θεωρήθηκε ότι όλοι οι παράγοντες (εξωγενείς και μη) δεν υπήρχαν ή είχαν λυθεί με σκοπό να εξεταστεί η μέθοδος EDM και η αποτελεσματικότητα που θα έχει η χρήση της στο εκπαιδευτικό περιβάλλον αποκλειστικά και μόνο ως εργαλείο. Έτσι, στην έρευνα δεν λήφθηκαν υπόψη παράγοντες όπως η ηθική χρήση των δεδομένων, δεοντολογία και προστασία προσωπικών δεδομένων, το ισχύον νομοθετικό εκπαιδευτικό πλαίσιο, προκαταλήψεις και ιδεολογίες καθώς και άλλοι παράμετροι, οι οποίοι ενώ, ευλόγως, επηρεάζουν τα αποτελέσματα θα αλλοίωναν τελικά τον αρχικό σκοπό και στόχο της έρευνας που ήταν να εξετάσει αν η μέθοδος EDM είναι ένα εργαλείο που βοηθάει στη λήψη βελτιστοποιημένων αποφάσεων με βάση τις προβλέψεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΡΕΥΝΑΣ

Σε αυτή την ενότητα θα γίνει παρουσίαση και ανάλυση των δεδομένων που συλλέχθηκαν από τις συνεντεύξεις. Για λόγους διασφάλισης της ανωνυμίας των συνεντευξιαζόμενων και της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων, οι συνεντευξιαζόμενοι θα παρουσιάζονται ως ΕΚ01,ΕΚ02 (ΕΚ01: Εκπαιδευτικός 01, ΕΚ02: Εκπαιδευτικό 02) κ.λπ. Οι απαντήσεις των συνεντευξιαζόμενων παρουσιάζονται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β. Ενώ τα χαρακτηριστικά των εκπαιδευτικών που έλαβαν μέρος στη συνέντευξη φαίνονται στον συνοπτικό πίνακα παρακάτω (Πίνακας 6):

ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟΣ	ΦΥΛΟ		ΕΙΔΙΚΟΤΗΤΑ	ΣΠΟΥΔΕΣ			ΧΡΟΝΙΑ ΥΠΗΡΕΣΙΑΣ						ΘΕΣΗ		ΥΠΗΡΕΣΙΑ		
	ΑΝΔΡΑΣ	ΓΥΝΑΙΚΑ		ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ	ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΟ	ΔΕΥΤΕΡΟ ΠΤΥΧΙΟ	0-5	6-11	12-17	18-23	24-29	>=30	ΣΤΕΛΕΧΟΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟΣ	ΠΡΩΤΟΒΑΘΜΙΑ / ΔΕΥΤΕΡΟΒΑΘΜΙΑ	ΜΕΤΑΔΕΥΤΕΡΟΒΑΘΜΙΑ / ΤΡΙΤΟΒΑΘΜΙΑ	
ΕΚ01	✓		ΠΕ02			✓	✓							✓		✓	
ΕΚ02		✓	ΠΕ82						✓					✓		✓	
ΕΚ03	✓		ΠΕ86							✓				✓		✓	
ΕΚ04	✓		ΠΕ80						✓				✓			✓	
ΕΚ05	✓		ΠΕ04.01	✓					✓					✓		✓	
ΕΚ06	✓		ΠΕ86	✓						✓				✓		✓	
ΕΚ07	✓		ΠΕ11	✓		✓				✓				✓		✓	
ΕΚ08		✓	ΠΕ87	✓	✓				✓					✓			✓
ΕΚ09	✓		ΠΕ02						✓					✓		✓	
ΕΚ10	✓		ΠΕ03										✓	✓		✓	
ΕΚ11	✓		ΠΕ82									✓		✓			✓
ΕΚ12	✓		ΠΕ02	✓						✓				✓		✓	
ΕΚ13	✓		ΠΕ82	✓					✓					✓		✓	
ΕΚ14	✓		ΠΕ03	✓	✓				✓					✓		✓	
ΕΚ15	✓		ΠΕ11						✓					✓		✓	
ΕΚ16		✓	ΠΕ06	✓						✓				✓		✓	
ΕΚ17		✓	ΠΕ06	✓					✓					✓			✓
ΕΚ18		✓	ΠΕ01	✓					✓					✓		✓	
ΕΚ19		✓	ΠΕ04.01							✓				✓		✓	
ΕΚ20		✓	ΠΕ86						✓					✓		✓	
ΕΚ21		✓	ΠΕ70	✓					✓					✓		✓	

Πίνακας 6. Συνοπτικός Πίνακας Εκπαιδευτικών

6.1 Διερεύνηση Πρότερων Γνώσεων

Με τις δύο πρώτες, εισαγωγικές, ερωτήσεις γίνεται προσπάθεια αποτύπωσης των γνώσεων που έχουν οι συνεντευξιαζόμενοι σχετικά με την Ανάλυση Δεδομένων, την Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων και τα εκπαιδευτικά δεδομένα.

6.1.1 Data Analytics και EDM

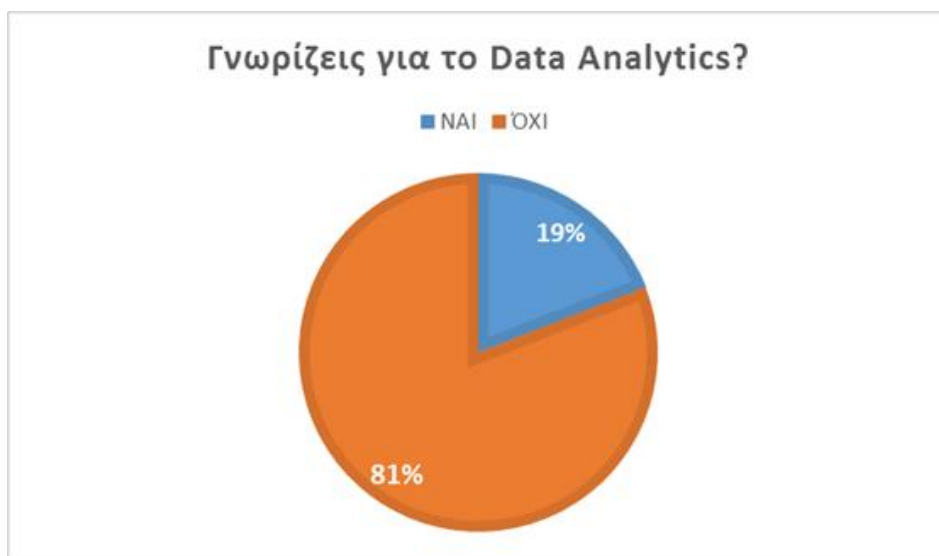
Ερώτηση 1: Γνωρίζετε τι είναι η Ανάλυση Δεδομένων; Έχετε ακούσει για την Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM);

Οι περισσότεροι ερωτώμενοι στην ερώτηση «Γνωρίζετε τι είναι η Ανάλυση Δεδομένων (Data Analytics)» ή αν έχουν ακούσει για το EDM αρχικά απάντησαν όχι (Γράφημα 7, Γράφημα 8). Στην προσπάθεια να τους κάνουμε να νιώσουν άνετα και να υπάρξει ένας εποικοδομητικός διάλογος κατά τη διάρκεια της συνέντευξης ζητήθηκε να πουν ότι καταλαβαίνουν/πιστεύουν

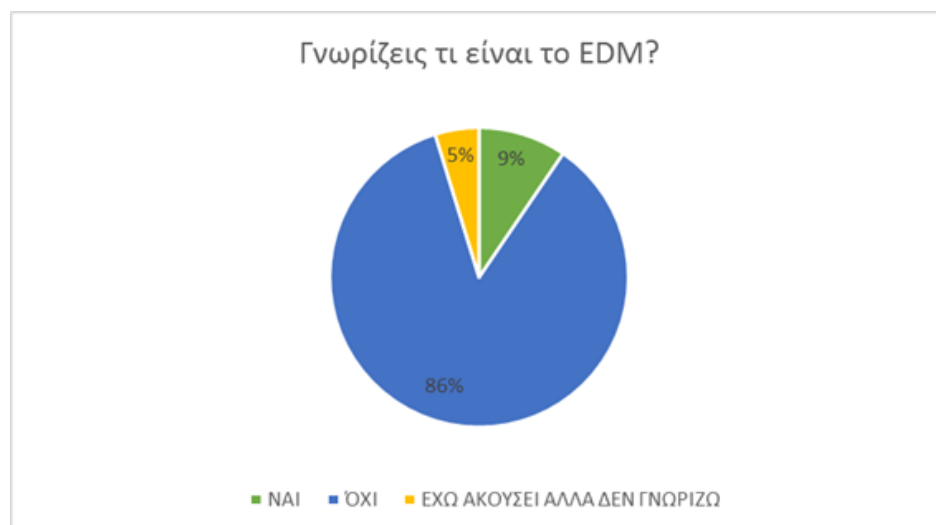
σχετικά με την ερώτηση που τους τέθηκε (Γράφημα 9, Γράφημα 10). Στη συνέχεια, ενημερώθηκαν σχετικά για το Data Analytics και τη μέθοδο της Εξόρυξης Εκπαιδευτικών Δεδομένων, τους δόθηκαν κάποια παραδείγματα από την καθημερινότητα για να καταλάβουν καλύτερα τη μεθοδολογία και για να κατανοήσουν τον στόχο και τον σκοπό αυτού του εργαλείου στο εκπαιδευτικό περιβάλλον.

Από τις απαντήσεις των συνεντευξιαζόμενων δημιουργήθηκαν οι παρακάτω κατηγορίες:

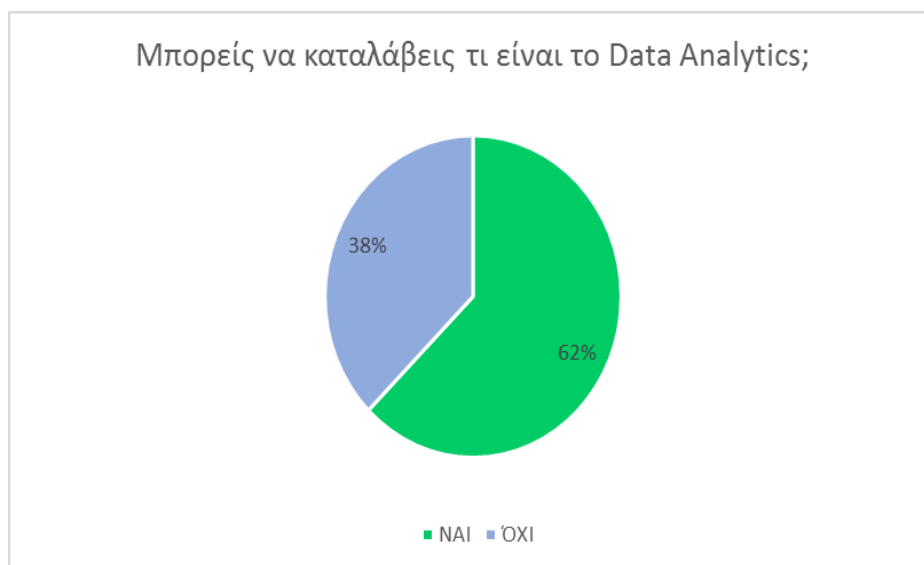
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Συλλογή δεδομένων για επεξεργασία/ανάλυση: EK02, EK12, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Συμπεράσματα/γραφήματα/συσχετισμό μεταβλητών: EK05
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Στατιστική Χρήση: EK04
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Επεξεργασία δεδομένων για εξαγωγή συμπερασμάτων: EK03, EK06, EK07, EK08, EK11, EK13, EK14, EK16, EK20



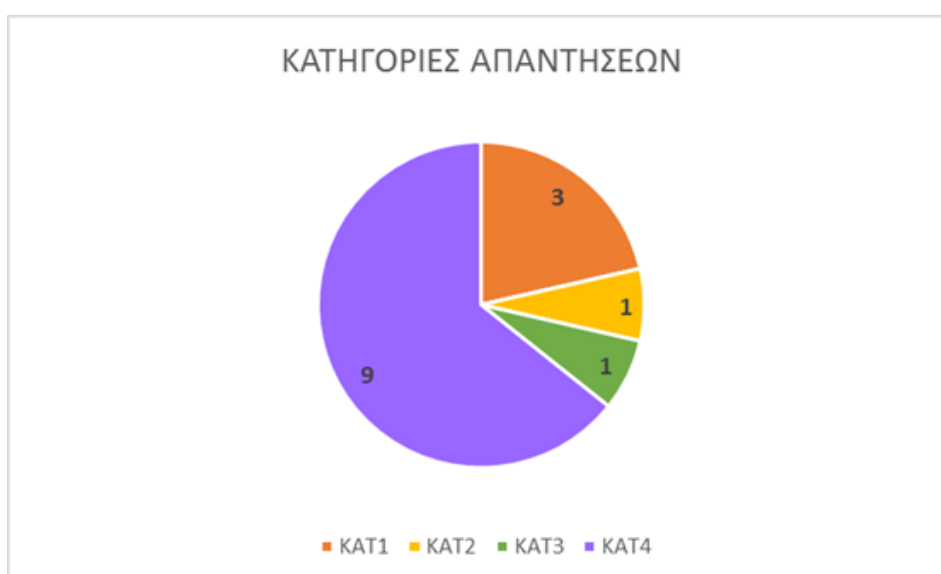
Γράφημα 7. Πόσοι γνωρίζουν το Data Analytics



Γράφημα 8. Πόσοι γνωρίζουν το EDM



Γράφημα 9. Πόσοι κατανοούν τι είναι το Data Analytics



Γράφημα 10. Κατηγορίες Απαντήσεων για το Data Analytics

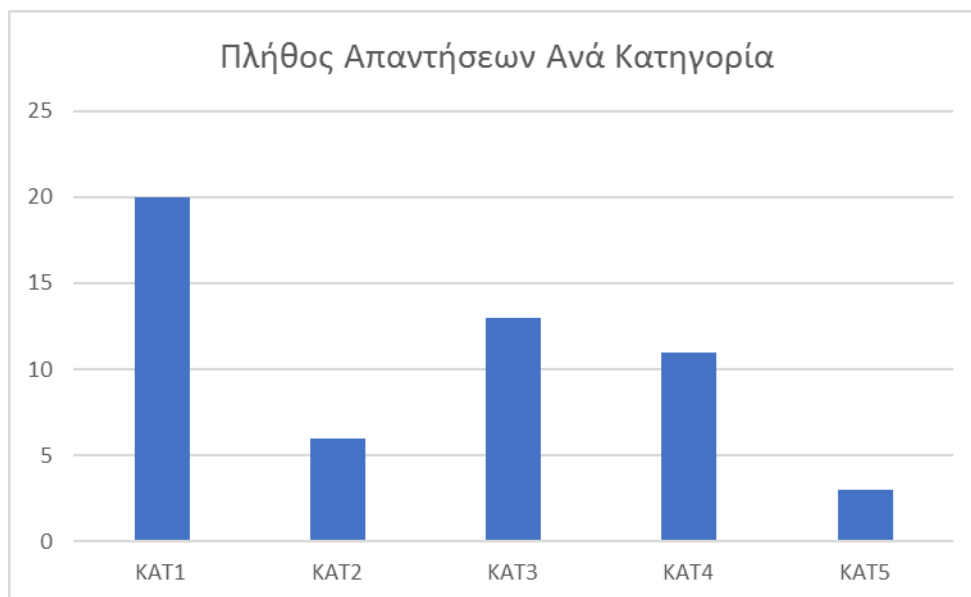
6.1.2 Εκπαιδευτικά Δεδομένα

Ερώτηση 2: Ποια δεδομένα θεωρείτε ότι είναι εκπαιδευτικά δεδομένα;

Γενικά φαίνεται ότι οι συμμετέχοντες μπορούν να αναφέρουν δεδομένα τα οποία ανήκουν στον εκπαιδευτικό τομέα. Οι περισσότεροι συνεντευξιζόμενοι αναφέρουν κυρίως σαν εκπαιδευτικά δεδομένα, τους βαθμούς και τις απουσίες των μαθητών ενώ μέσα από τη συζήτηση αναγνωρίζουν σαν εκπαιδευτικά δεδομένα όχι μόνο αυτά που έχουν σχέση με τους μαθητές αλλά και αυτά που έχουν σχέση με τους εκπαιδευτικούς και τον εκπαιδευτικό

οργανισμό. Στην έρευνα, όμως, αποτυπώθηκε σαν απάντηση αυτή που έδωσαν αρχικά, πριν αρχίσουμε να συζητάμε περισσότερο για τα εκπαιδευτικά δεδομένα. Από τις απαντήσεις προέκυψαν οι ακόλουθες κατηγορίες (Γράφημα 11):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Μαθησιακά Δεδομένα (αξιολογήσεις σχολείου και μαθητών): EK01, EK02, EK04, EK05, EK06, EK07, EK08, EK09, EK10, EK11, EK12, EK13, EK14, EK15, EK16, EK17, EK18, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Δημογραφικά Δεδομένα Μαθητών (γενικά στοιχεία μαθητών): EK01, EK04, EK05, EK15, EK17, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Δημογραφικά Δεδομένα (γενικά στοιχεία μαθητών, εκπαιδευτικών και εκπαιδευτικών ιδρυμάτων): EK02, EK06, EK08, EK09, EK10, EK11, EK12, EK13, EK14, EK16, EK18, EK19, EK20
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Διαδικαστικά Δεδομένα (προγράμματα, διδακτικές προσεγγίσεις, πρακτικές στην τάξη): EK05, EK06, EK07, EK08, EK10, EK11, EK12, EK13, EK17, EK18, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Δεδομένα Αντιλήψεων (αντιλήψεις, πεποιθήσεις και προσδοκίες μαθητών, γονέων, εκπαιδευτικών και γενικά της κοινωνίας για το μαθησιακό περιβάλλον): EK10, EK12, EK19



Γράφημα 11. Κατηγορίες Απαντήσεων για τα δεδομένα

6.2 Μελέτες Περίπτωσης

Με την παρουσίαση των τριών μελετών περίπτωσης, στόχος είναι οι ερωτώμενοι να έρθουν σε επαφή με την εφαρμογή της μεθόδου EDM σε διαφορετικά εκπαιδευτικά πεδία, να αναγνωρίσουν τα αποτελέσματα χρήσης και να αξιολογήσουν τη σημασία αυτής της μεθόδου. Μέσα από τα παραδείγματα θα αναγνωριστούν και θα αποτυπωθούν οι αντιδράσεις και η ικανότητα κατανόησης της οπτικοποιημένης πληροφορίας.

6.2.1 Μελέτη Περίπτωσης 1

Εκπαιδευτικό Πεδίο: Πρόβλεψη Διαρροής,

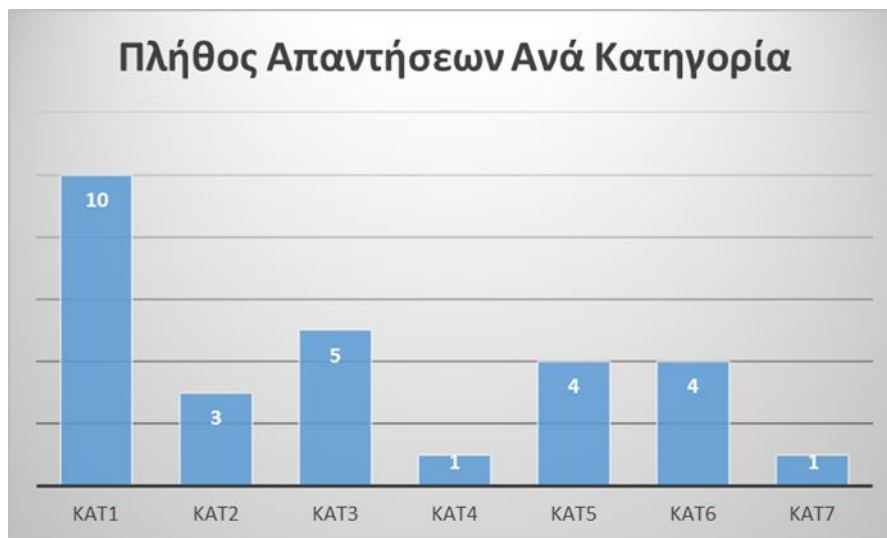
Άρθρο: Educational Data Mining with Focus on Dropout Rates (Villwock et al.,2015).

6.2.1.1 Κατανόηση Γραφημάτων

Ερώτηση 3: Τι παρατηρείτε/συμπεραίνετε από τα 2 σχήματα (Σχήμα 1 & Σχήμα 2)

Γενικά, σχεδόν, όλοι οι συνεντευξιζόμενοι παρατήρησαν ότι το πανεπιστήμιο έχει θέμα φοιτητικής διαρροής. Κάποιοι ήταν περισσότερο αναλυτικοί, άλλοι προσπάθησαν να δώσουν εξηγήσεις για το λόγο του φαινομένου, ενώ ένας ερωτώμενος δεν βρήκε τα γραφήματα αξιόπιστα (Γράφημα 12). Οι κατηγορίες που δημιουργήθηκαν σύμφωνα με τις απαντήσεις φαίνονται παρακάτω:

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Υψηλό ποσοστό εγκατάλειψης, χαμηλό ποσοστό αποφοίτησης: EK09, EK12, EK14, EK15, EK16, EK17, EK18, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Εγκαταλείπουν 3 προς 1: EK01, EK05, EK08
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Μεγάλη διαρροή: EK03, EK09, EK11, EK13, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Αύξηση αυτών που εγκαταλείπουν από το 2010: EK02
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Σταθερά μικρός αριθμός αποφοίτων και αύξηση της διαρροής από το 2009 και μετά: EK06, EK09, EK10, EK13
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Σταθερά μικρός αριθμός αποφοίτων, αυξομείωση αυτών που εγκαταλείπουν από το 2009: EK07, EK08, EK12, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Ακανόνιστη καταγραφή στο 1^ο γράφημα, πιο ομοιόμορφη κατανομή στο 2^ο γράφημα: EK04



Γράφημα 12. Κατηγορίες Απαντήσεων για τα σχήματα 1&2

6.2.1.2 Κατανόηση Δέντρο Αποφάσεων

Ερώτηση 4: Τι αποκωδικοποιείτε (καταλαβαίνετε/ερμηνεύετε) από τα Σχήματα 3 & 4; Τι κανόνες / συμπεράσματα εξάγετε?

Φαίνεται, μέσα από τις απαντήσεις, ότι οι περισσότεροι συνεντευξιαζόμενοι κατανοούν τα δύο δέντρα αποφάσεων.

Σχετικά με το πρώτο δέντρο απόφασης (Σχήμα 3) αντιλαμβάνονται ότι το μάθημα Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός Ι, επηρεάζει και την τελική απόφαση του φοιτητή για το αν θα συνεχίσει ή θα εγκαταλείψει τις σπουδές του. Υπάρχουν, όμως και αρκετοί συνεντευξιαζόμενοι που προχωράνε τη σκέψη τους ένα βήμα παραπέρα δίνοντας μια άλλη διάσταση στην ανάγνωση του πρώτου δέντρου θεωρώντας ότι κάποια μαθήματα έχουν μεγάλη σημασία, είναι δύσκολα ή ότι λειτουργούν σαν φίλτρο. Ενώ κάποιοι άλλοι θα θέλανε περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τις φορές που έδωσαν εξετάσεις και απέτυχαν αυτοί οι φοιτητές για να δουν αν στην απόφασή τους να εγκαταλείψουν έπαιξε ρόλο και η απογοήτευση (Γράφημα 13).

Όσον αφορά το δεύτερο δέντρο απόφασης (Σχήμα 4) φαίνεται να είναι πιο κατανοητό, χωρίς να αφήνει περιθώρια περισσότερων ερωτήσεων ενώ εξάγουν ευκολότερα το συμπέρασμα ότι κάποιοι κοινωνικοί παράγοντες επηρεάζουν την απόφαση των φοιτητών αν θα εγκαταλείψουν ή όχι τις σπουδές τους, με σημαντικότερο παράγοντα την εργασία ακολουθούμενο από την οικογενειακή κατάσταση (Γράφημα 14).

Στην προσπάθεια να γίνει ομαδοποίηση των απαντήσεων προκύπτουν οι εξής κατηγορίες:

Δέντρο Απόφασης μαθημάτων (Σχήμα 3)

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Δυσκολία επιτυχίας στις εξετάσεις του 1^{ου} μαθήματος: EK10, EK11, EK13, EK06
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Δυσκολία κατανόησης 1^{ου} μαθήματος: EK06, EK14,
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Δυσκολία μαθήματος: EK01, EK03, EK08, EK09, EK12, EK17, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Αποτυχία στο 1^ο μάθημα οδηγεί στην εγκατάλειψη της σχολής: EK01, EK02, EK05, EK06, EK09, EK14, EK15, EK16, EK18, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Βαρύτητα μαθήματος: EK04, EK14
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την απόφαση να εγκαταλείψουν: EK07, EK08

Δέντρο Απόφασης Κοινωνικοοικονομικών παραγόντων (Σχήμα 4)

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Εργασία, οικογενειακή κατάσταση ή/και ηλικία επηρεάζουν την απόφαση εγκατάλειψης: EK01, EK02, EK04, EK06, EK09, EK11, EK12, EK14, EK16, EK18, EK19, EK20
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Οικονομικές και οικογενειακές υποχρεώσεις επηρεάζουν την απόφαση εγκατάλειψης: EK03, EK08, EK10, EK15, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Η δουλειά κύριος λόγος εγκατάλειψης: EK13, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Να παρακολουθούν μικρότερες ηλικίες και ανύπαντροι: EK05



Γράφημα 13. Κατηγορίες Απαντήσεων για το Δέντρο Απόφασης Μαθημάτων



Γράφημα 14. Κατηγορίες Απαντήσεων για το Δέντρο Απόφασης Κοινωνικοοικονομικών Παραγόντων

6.2.1.3 Προτάσεις για τη Μείωση Διαρροής

Ερώτηση 5: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνετε για να βοηθήσετε στη μείωση του ποσοστού εγκατάλειψης των φοιτητών της σχολής σας;

Όλοι οι συνεντευξιαζόμενοι, μετά την εφαρμογή της εξόρυξης δεδομένων και την παρουσίαση των δέντρων απόφασης, ήταν σε θέση να σκεφτούν πιθανές λύσεις για την επίλυση του προβλήματος, καθώς πλέον τους έγιναν γνωστοί μερικοί παράγοντες που επηρεάζουν τη φοίτηση των φοιτητών. Υπήρχαν συνεντευξιαζόμενοι που θα ήθελαν περισσότερα δεδομένα για να πάρουν κάποια απόφαση, ιδιαίτερα στο μάθημα Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός Ι, του πρώτου έτους, που φάνηκε ότι όσοι δεν καταφέρνουν να επιτύχουν στις

εξετάσεις στη συνέχεια εγκαταλείπουν τη σχολή καθώς υπήρχαν και ερωτώμενοι που πριν απαντήσουν σε αυτή την ερώτηση αναρωτήθηκαν μέχρι ποιο σημείο μπορούν να πάρουν αποφάσεις ενώ δύο συνεντευξιαζόμενοι συσχέτισαν τις αποφάσεις με τους στόχους που θέτει η σχολή κάθε φορά. Οι λύσεις που πρότειναν οι συνεντευξιαζόμενοι ομαδοποιήθηκαν και παρουσιάζονται παρακάτω (Γράφημα 15):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Ενισχυτική διδασκαλία/Φροντιστηριακά μαθήματα: EK01, EK02, EK03, EK04, EK10, EK11, EK13, EK14, EK15, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Εισαγωγικό μάθημα πριν το μάθημα Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός: EK12, EK14
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Επαναξιολόγηση Προγράμματος Σπουδών, Αναλυτικού Προγράμματος: EK05, EK06, EK08, EK12, EK13, EK15, EK16, EK17, EK18, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Εξατομικευμένη μάθηση στις/ους εργαζόμενες/ους φοιτήτριες/ες, στις/ους παντρεμένες/ους: EK08, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Ευέλικτο πρόγραμμα στις/ους εργαζόμενες/ους φοιτήτριες/ες, στις/ους παντρεμένες/ους: EK02, EK09, EK10, EK11, EK12, EK13, EK15, EK16, EK17, EK18
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Δουλειά μέσα στο πανεπιστήμιο στις/ους εργαζόμενες/ους φοιτήτριες/ες: EK03, EK05, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Δομές φροντίδας παιδιών: EK03, EK11, EK13,
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 8:** Οικονομική ενίσχυση (επίδομα, κοινωνική υποτροφία, δάνειο) στις/ους εργαζόμενες/ους φοιτήτριες/ες, στις/ους παντρεμένες/ους: EK02, EK03, EK04, EK06, EK13, EK10, EK11, EK13, EK14, EK16, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 9:** Στοχευμένη διαφήμιση υποψήφιων φοιτητών: EK05, EK14



Γράφημα 15. Κατηγορίες Απαντήσεων για τη Μείωση της Διαρροής

6.2.2 Μελέτη Περίπτωσης 2

Εκπαιδευτικό Πεδίο: Πρόβλεψη Επίδοσης,

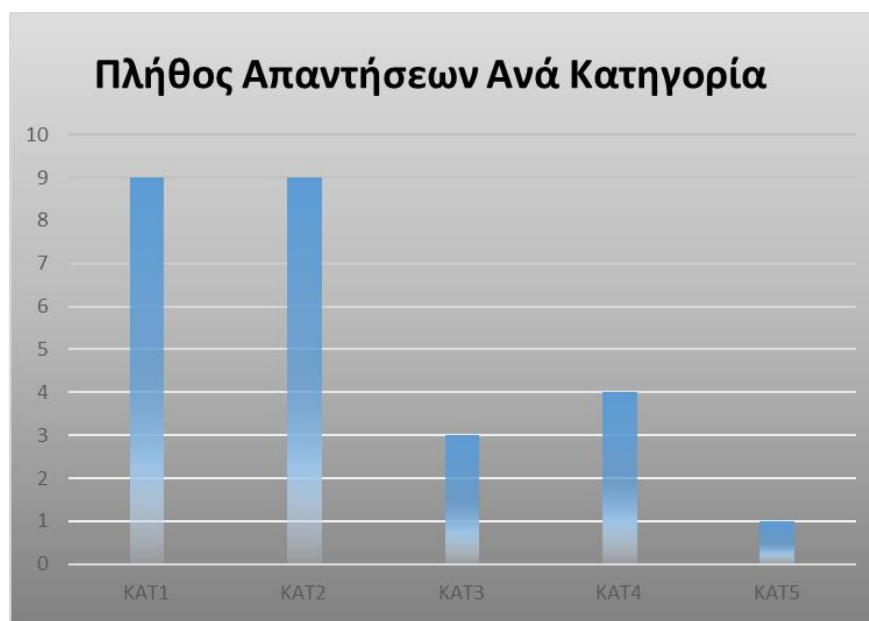
Άρθρο: Predicting examination results using association rule mining (Chandrakar & Saini 2015)

6.2.2.1 Κατανόηση Κανόνων Συσχέτισης

Ερώτηση 6: Τι αποκωδικοποιείτε (συμπεραίνετε) από τους κανόνες συσχέτισης που εξάγονται;

Σχεδόν όλοι οι συμμετέχοντες κατανόησαν τους κανόνες συσχέτισης και κατάλαβαν ότι κάποια μαθήματα του 1^{ου} εξαμήνου έχουν επίδραση σε κάποια μαθήματα του 2^{ου} εξαμήνου. Αρκετοί ερωτώμενοι διαπίστωσαν, επίσης, ότι η ύπαρξη ή η έλλειψη της μαθηματικής σκέψης επηρεάζει τις επιδόσεις κάποιων μαθημάτων ενώ, μόνο ένας ερωτώμενος χρειαζόταν περισσότερα δεδομένα για να βγάλει κάποιο συμπέρασμα από τους κανόνες καθώς δεν είδε τις συσχετίσεις και πως οι επιδόσεις κάποιων μαθημάτων επηρεάζουν ή προβλέπουν τις επιδόσεις σε άλλα μαθήματα. Οι κατηγορίες που δημιουργήθηκαν από τις απαντήσεις φαίνονται παρακάτω (Γράφημα 16):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Κάποια μαθήματα επηρεάζουν την απόδοση επόμενων μαθημάτων: EK01, EK02, EK08, EK09, EK12, EK18, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Υπάρχουν συσχετίσεις μαθημάτων: EK03, EK05, EK08, EK10, EK11, EK13, EK15, EK16, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Έλλειψη μαθηματικής/υπολογιστικής σκέψης οδηγεί σε αποτυχία στη γλώσσα προγραμματισμού C: EK06, EK07, EK14
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Η Γλώσσα προγραμματισμού C φαίνεται να είναι απαιτητικό μάθημα: EK04, EK12, EK16, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Περισσότερα δεδομένα για να βγει ακριβές συμπέρασμα: EK04



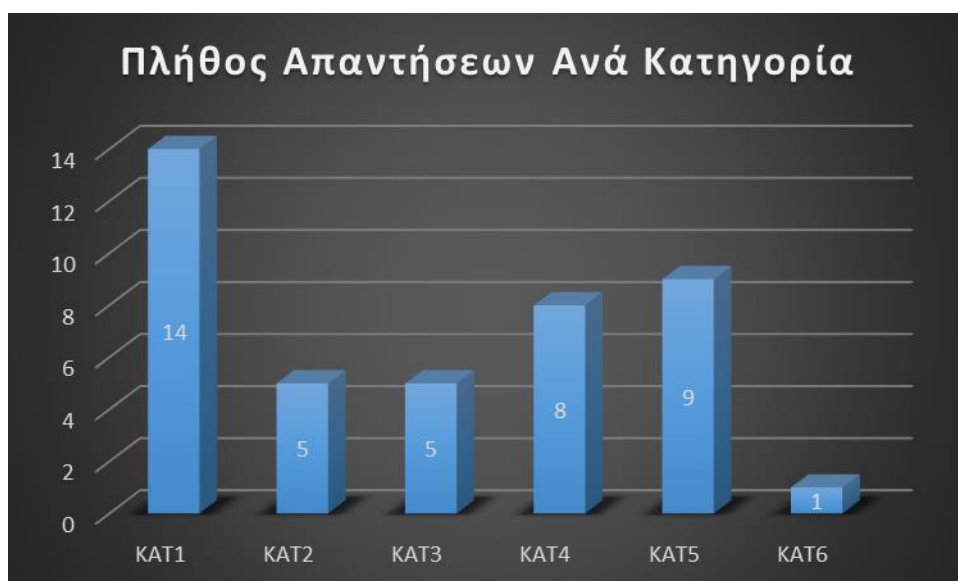
Γράφημα 16. Κατηγορίες Απαντήσεων για τους Κανόνες Συσχέτισης

6.2.2.2 Προτάσεις για τη Βελτίωση των Επιδόσεων

Ερώτηση 7: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε τους μαθητές που κινδυνεύουν να αποτύχουν σε κάποιο μάθημα;

Οι περισσότεροι από τους συνεντευξιζόμενους μετά την παρουσίαση των κανόνων ήταν σε θέση να προτείνουν λύσεις με σκοπό την επιτυχία των φοιτητριών/ων στην παρακολούθηση των μαθημάτων, όπως φαίνεται και από τις κατηγορίες που δημιουργήθηκαν μετά τις απαντήσεις (Γράφημα 17):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Ενισχυτική διδασκαλία/Φροντιστηριακά μαθήματα: EK01, EK02, EK06, EK07, EK09, EK10, EK11, EK13, EK14, EK15, EK17, EK18, EK19, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Εξατομικευμένη μάθηση: EK01, EK03, EK15, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Αναδιαμόρφωση ύλης, Επαναξιολόγηση Αναλυτικού Προγράμματος Σπουδών: EK01, EK05, EK07, EK14, EK11,
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Επαναξιολόγηση/Αλλαγή Προγράμματος Σπουδών: EK02, EK05, EK07, EK11, EK13, EK14, EK19, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Ενθάρρυνση και εξήγηση φοιτητριών/ων για τη σημασία της κατανόησης της ύλης των συγκεκριμένων μαθημάτων και της σημαντικότητάς τους: EK08, EK09, EK11, EK12, EK13, EK14, EK16, EK18, EK20
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Σύμβουλος καριέρας που θα δείχνει τι επιλογές έχει η/ο φοιτήτρια/ης μέσα στην ίδια τη σχολή: EK17



Γράφημα 17. Κατηγορίες Απαντήσεων για τη Βελτίωση Επίδοσης

6.2.3 Μελέτη Περίπτωσης 3

Εκπαιδευτικό πεδίο: Πρόβλεψη Απόδοσης, Μοντελοποίηση Μαθητών, Σχεδιασμός/Βελτίωση προγραμμάτων

Άρθρο: An examination of online learning effectiveness using data mining (Shukor et al., 2015)

6.2.3.1 Κατανόηση Γραφήματος

Ερώτηση 8: Τι παρατηρείτε (συμπεραίνετε) από το Σχήμα 5;

Όλοι οι ερωτώμενοι έκαναν πλήρης και σωστή ανάγνωση του γραφήματος. Παρατήρησαν ότι βελτιώθηκαν οι περισσότεροι και επομένως λειτούργησε θετικά η παρέμβαση.

6.2.3.2 Κατανόηση Δέντρου Απόφασης

Ερώτηση 9: Τι αποκωδικοποιείτε (καταλαβαίνετε/ ερμηνεύετε) από το Σχήμα 6; Τι συμπεράσματα εξάγετε;

Σε αυτό το δέντρο φαίνεται να υπάρχει μια δυσκολία κατανόησης από τους περισσότερους ερωτώμενους, καθώς χρειάστηκε να δοθούν περισσότερες εξηγήσεις στη διάρκεια της συζήτησης. Η ομαδοποίηση των απαντήσεων δημιούργησε τις παρακάτω κατηγορίες (Γράφημα 18):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Η βελτίωση της επίδοσης εξαρτάται από το υποστηρικτικό υλικό, τη συχνότητα σύνδεσης και την προβολή συζητήσεων: EK01, EK05, EK18, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Το υποστηρικτικό υλικό είναι βασικός παράγοντας για τη βελτίωση: EK02, EK09, EK11
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Μεγάλη προβολή υποστηρικτικού υλικού και μεγάλη συχνότητα στις συνεδρίες οδηγεί σίγουρα σε βελτίωση: EK03, EK04, EK06, EK07, EK11, EK12, EK16
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Λιγότερη προβολή του υποστηρικτικού υλικού, μαζί με προβολή συζητήσεων και μερική συμμετοχή στις συνεδρίες βοηθάει στη βελτίωση: EK04, EK06, EK07, EK10, EK11, EK12
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Δεν ευνοήθηκαν όσοι δεν μπήκαν ποτέ στις συνεδρίες μάθησης: EK04, EK06, EK07, EK12, EK17, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Μόνο οι συζητήσεις δεν αρκούν, αλλά μαζί με τις συνεδρίες μάθησης βοηθάνε πάρα πολύ: EK14
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Σύνδεση στη συνεργατική μάθηση: EK13
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 8:** Δεν συμμετέχουν όλες οι μεταβλητές στο δέντρο: EK13, EK19, EK20



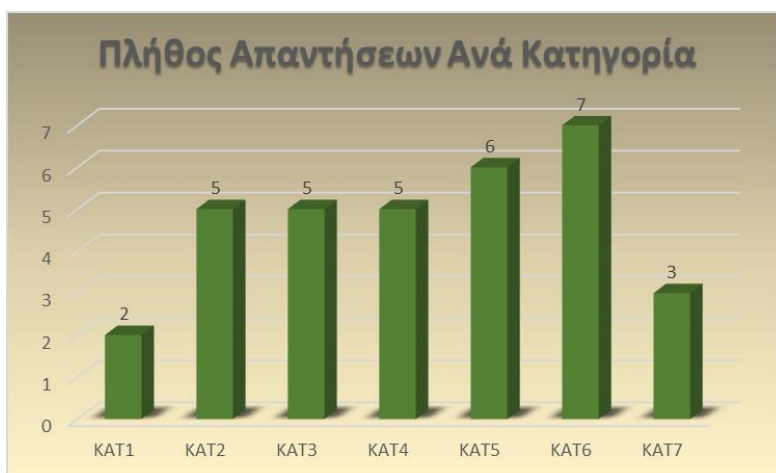
Γράφημα 18. Κατηγορίες Απαντήσεων για το Δέντρο Απόφασης της Διαδικτυακής Συνεργατικής Μάθησης

6.2.3.3 Προτάσεις για τη Βελτίωση των Επιδόσεων

Ερώτηση 10: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε τους μαθητές που κινδυνεύουν να αποτύχουν σε κάποιο μάθημα;

Αρκετοί συμμετέχοντες πρότειναν, από τη στιγμή που φάνηκε ότι βοηθάει αρκετά η διαδικτυακή συνεργατική μάθηση, την ενθάρρυνση των σπουδαστών στη συμμετοχή τους στο διαδικτυακό συνεργατικό μάθημα εφαρμόζοντας με κάποιον τρόπο, αν χρειάζεται, υποχρεωτική την παρακολούθησή του, κάποιοι ερωτώμενοι εστίασαν στο να γίνει κατανοητή από τους φοιτητές το όφελος που έχουν από τη συνεργατική διαδικτυακή μάθηση και ότι η παρακολούθηση του υποστηρικτικού υλικού καθώς και των συζητήσεων μαζί με τη συμμετοχή τους στις συνεδρίες θα βοηθήσουν αρκετά στο να βελτιώσουν την επίδοσή τους, ενώ άλλοι συνεντευξιαζόμενοι εστίασαν στη βελτίωση του υποστηρικτικού υλικού από τη στιγμή που φάνηκε ότι βοήθησε τις επιδόσεις των φοιτητών. Οι απαντήσεις ομαδοποιήθηκαν ως εξής (Γράφημα 19):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Ενίσχυση συμμετοχής μεταξύ καθηγητή-μαθητών, μαθητών-μαθητών: EK01, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Οι ασκήσεις του διαδικτυακού μαθήματος να μετράνε στην επίδοση: EK01, EK02, EK03, EK05, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Ομάδες τους πιο αδύναμους, σε γνωστικό επίπεδο, με τους πιο δυνατούς: EK02, EK03, EK05, EK17, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Βελτίωση του υποστηρικτικού υλικού ή αλλαγή της δομής: EK04, EK07, EK12, EK19, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Να γίνει κατανοητή η σημασία της συνεργατικής διαδικτυακής μάθησης και πως επηρεάζει τις επιδόσεις τους: EK02, EK10, EK09, EK10, EK11, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Παρακολούθηση του υποστηρικτικού υλικού και μετά ανάλογα με τι τους εξυπηρετεί περισσότερες συνδέσεις στις συνεδρίες ή συμμετοχή στις συζητήσεις και λιγότερες συνδέσεις στις συνεδρίες: EK10, EK12, EK13, EK14, EK15, EK16, EK20
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Να συμμετέχει στις συζητήσεις και να βλέπει περισσότερο το υποστηρικτικό υλικό: EK04, EK06, EK18



Γράφημα 19. Κατηγορίες Απαντήσεων για τη Βελτίωσης Επίδοσης

6.3 Διερεύνηση Απόψεων των Εκπαιδευτικών για τη Χρήση EDM στο Εκπαιδευτικό Περιβάλλον.

Στην ενότητα αυτή θα διερευνηθούν οι απόψεις των εκπαιδευτικών σχετικά με τη χρήση της μεθόδου EDM και της Ανάλυσης Δεδομένων στο εκπαιδευτικό περιβάλλον.

6.3.1 Κατανόηση και Ευκολία Χρήσης EDM

Μέσα από τις ερωτήσεις γίνεται προσπάθεια αποτύπωσης των απόψεων των ερωτώμενων σχετικά με την παρουσίαση των πληροφοριών που παράγονται μετά την εφαρμογή της μεθόδου EDM στα εκπαιδευτικά δεδομένα.

6.3.1.1 Απεικόνιση Νέας Πληροφορίας

Ερώτηση 14: Ήταν κατανοητές οι απεικονίσεις των δεδομένων; Ποια τεχνική σας φάνηκε περισσότερο κατανοητή (Δέντρο αποφάσεων, κανόνες συσχέτισης, γραφήματα)

Η πλειοψηφία των ερωτώμενων (71%) θεώρησε ότι όλες οι απεικονίσεις των δεδομένων ήταν κατανοητές σημειώνοντας ότι με κατάλληλη εκπαίδευση θα γίνονται γρήγορα αντιληπτές ενώ κάποιοι δείχνουν ιδιαίτερη προτίμηση στα δέντρα αποφάσεων (19%) και στους κανόνες συσχέτισης (14%), γιατί είναι αυτά με τα οποία έχουν κάποια εξοικείωση (Γράφημα 20).

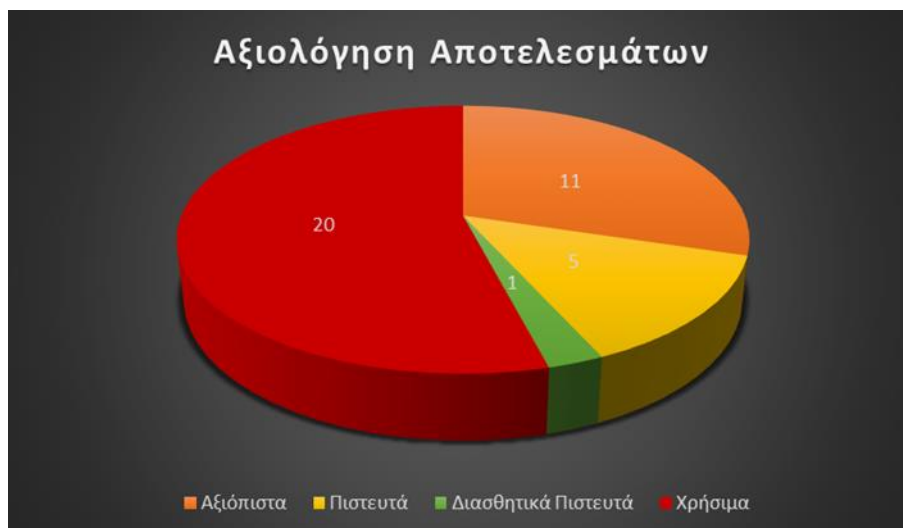


Γράφημα 20. Απεικόνιση Πληροφορίας

6.3.1.2 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Ερώτηση 11: Τα αποτελέσματα των ερευνών που σας παρουσιάστηκαν σας φάνηκαν αξιόπιστα, πιστευτά, διαισθητικά πιστευτά, χρήσιμα, κάτι άλλο;

Σε αυτή την ερώτηση σχεδόν όλοι οι συνεντευξιαζόμενοι (95%) βρήκαν τα αποτελέσματα χρήσιμα, οι μισοί περίπου (52%), τα βρήκε και αξιόπιστα ενώ μικρότερη μερίδα, το 23%, των ερωτώμενων τα βρήκε εκτός από χρήσιμα και πιστευτά (Γράφημα 21).



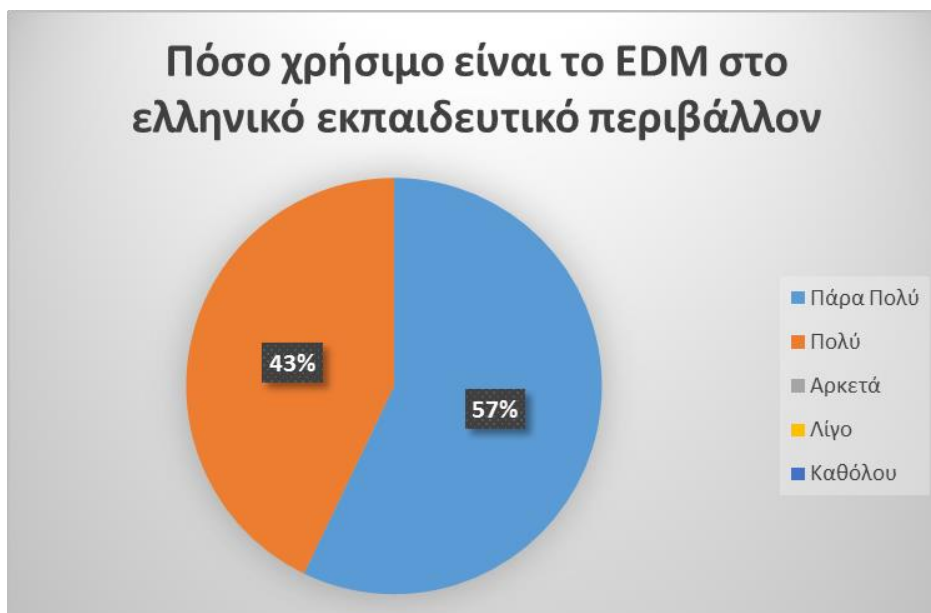
Γράφημα 21. Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

6.3.2 Χρησιμότητα και Οφέλη Χρήσης EDM

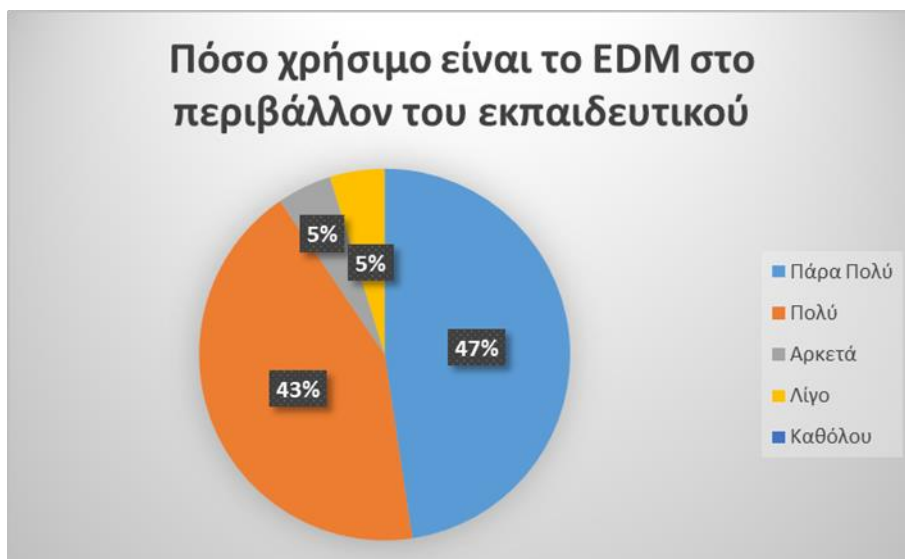
6.3.2.1 Χρησιμότητα Μεθόδου EDM

Ερώτηση 12: Πιστεύετε ότι θα ήταν χρήσιμη η μέθοδος EDM; α) στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον γενικά β) στο δικό σας, ειδικότερα.

Οι περισσότεροι συνεντευξιαζόμενοι θεωρούν χρήσιμη τη μέθοδο EDM από πολύ έως πάρα πολύ τόσο σε γενικό επίπεδο (Γράφημα 22) όσο και στο δικό τους εκπαιδευτικό περιβάλλον (Γράφημα 23).



Γράφημα 22. Χρησιμότητα EDM στο Εκπαιδευτικό Περιβάλλον



Γράφημα 23. Χρησιμότητα EDM στο Περιβάλλον του Εκπαιδευτικού

6.3.2.2 Οφέλη Χρήσης EDM

Ερώτηση 13: Πως θα σας βοηθούσε η εφαρμογή της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων EDM;

Από τις απαντήσεις φαίνεται ότι οι ερωτώμενοι βρήκαν την εφαρμογή αυτής της μεθόδου βοηθητική σε όλα τα επίπεδα, από τον τρόπο λήψης απόφασης, τη διδακτική πρακτική αλλά και στο σχεδιασμό πρακτικών με σκοπό την βελτίωση του εκπαιδευτικού τους οργανισμού. Οι κατηγορίες των απαντήσεων που προέκυψαν είναι οι εξής (Γράφημα 24):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Τεκμηριωμένες αποφάσεις: EK02, EK06, EK07, EK09, EK11, EK12, EK14, EK15, EK16, EK18, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Διδακτική πρακτική: EK01, EK02, EK03, EK04, EK05, EK07, EK08, EK09, EK10, EK12, EK13, EK15, EK16, EK17, EK19, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Σχεδιασμό κατάλληλων πρακτικών για τη βελτίωση του εκπαιδευτικού οργανισμού: EK01, EK03, EK05, EK07, EK08, EK09, EK10, EK11, EK12, EK13, EK14, EK15, EK16, EK19, EK20, EK21



Γράφημα 24. Οφέλη Χρήσης EDM

6.3.3 Αξιοποίηση της Μεθόδου EDM στην Εκπαίδευση

6.3.3.1 Χρήση της Μεθόδου EDM στην Εκπαίδευση

Ερώτηση 15: Βρίσκετε ότι υπάρχουν οφέλη από την αξιοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων; Με ποιους τρόπους θα αξιοποιούσατε την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων στο εκπαιδευτικό περιβάλλον;

Οι περισσότεροι ερωτώμενοι πιστεύουν ότι η σωστή αξιοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων θα βοηθήσει θετικά και θα ωφελήσει την εξέλιξη της εκπαίδευσης σε όλους τους τομείς από την διδακτική πρακτική μέχρι την διοίκηση του εκάστοτε εκπαιδευτικού οργανισμού και τη χάραξη στρατηγικών στόχων. Όλοι οι εκπαιδευτικοί ανέφεραν τρόπους αξιοποίησης χρήσης του Data Analytics, με αρκετούς να θέλουν να χρησιμοποιήσουν τη μέθοδο EDM για να βελτιώσουν την εκπαιδευτική διαδικασία, για εξατομικευμένη μάθηση, για να μάθουν για τη μαθητική/φοιτητική διαρροή, για να μάθουν το προφίλ των μαθητών και τον τύπο του σχολείου που επιλέγουν. Μέσα από τις ομαδοποιήσεις των απαντήσεων δημιουργήθηκαν οι παρακάτω κατηγορίες (Γράφημα 25):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Εξατομικευμένη Μάθηση: EK01, EK08, EK09, EK10, EK16
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Προφίλ μαθητών (επιλογή λυκείου, σχολής): EK01, EK04, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Μοντελοποίηση μαθητών λόγω συμπεριφοράς: EK12
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Ομαδοποίηση μαθητών βάση μαθημάτων: EK12, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Αξιολόγηση/Βελτίωση εκπαιδευτικής διαδικασίας: EK02, EK03, EK04, EK06, EK07, EK08, EK09, EK12, EK15, EK16, EK17, EK18, EK19, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Δημιουργία/αναδιαμόρφωση υλικού: EK03, EK04, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Διαρροή μαθητών/φοιτητών: EK05, EK09, EK10, EK11, EK14, EK17, EK18, EK20
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 8:** Πρόβλεψη επίδοσης: EK05, EK06, EK11, EK17, EK20, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 9:** Ανάπτυξη Σχέσεων (όλων των εμπλεκόμενων μελών του εκπαιδευτικού οργανισμού): EK09
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 10:** Ανάπτυξη εκπαιδευτικών: EK12
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 11:** Χρήση πόρων και επίδοση: EK02, EK13
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 12:** Στρατηγική λήψη αποφάσεων (υπουργείο): EK01, EK03, EK04, EK09
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 13:** Προσαρμογή προγραμμάτων σπουδών, αναλυτικών προγραμμάτων: EK01, EK03, EK08, EK11
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 14:** Στη λήψη αποφάσεων από τον διευθυντή και τον σύλλογο διδασκόντων: EK02, EK05, EK09, EK11, EK13



Γράφημα 25. Προτάσεις για Αξιοποίηση EDM

6.3.3.2 Χρήση Εκπαιδευτικών Δεδομένων

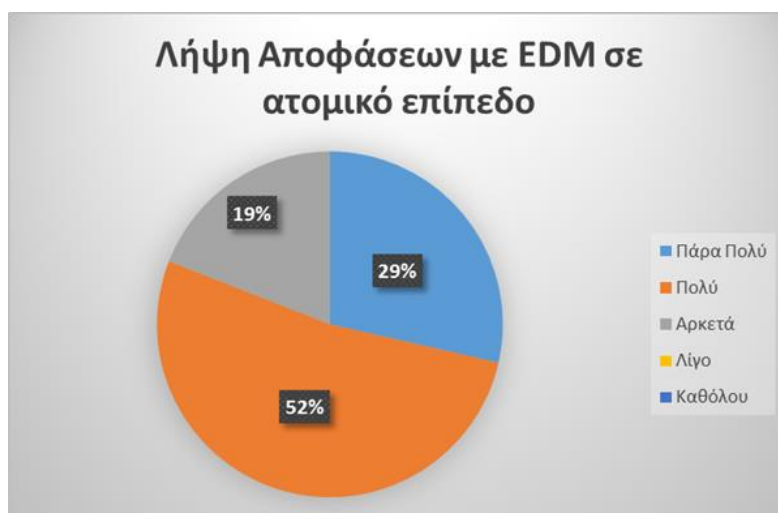
Ερώτηση 16: α) Θα μπορούσαν οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί/ στελέχη εκπαίδευσης) να λάβουν αποφάσεις με βάση την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων; (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου) β) Πόσο εύκολο θα είναι να αναπτυχθεί η συνήθεια χρήσης των δεδομένων για τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό και την βελτίωση του? Που πιστεύετε ότι θα υπάρξουν/συναντήσετε δυσκολίες?

Ενώ οι περισσότεροι συνεντευξιζόμενοι δείχνουν θετική στάση και πρόθυμοι να χρησιμοποιήσουν το Data Analytics σαν ένα εργαλείο που θα τους βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων, από αρκετά έως πάρα πολύ, εντούτοις πιστεύουν ότι σε γενικό επίπεδο θα είναι δύσκολη η συνήθεια χρήσης δεδομένων για τη λήψη αποφάσεων καθώς υπάρχουν πολλές δυσκολίες όπως ο φόβος για το καινούργιο, η παγιωμένη στάση και αντίληψη, η νοοτροπία, η εξειδικευμένη γνώση, η άντληση των δεδομένων κ.α. (Γράφημα 26, Γράφημα 27). Παρ' όλα αυτά αν και κατανοούν τις δυσκολίες στη συνήθεια χρήσης των εκπαιδευτικών δεδομένων πιστεύουν ότι τελικά οι περισσότεροι, με κατάλληλη εκπαίδευση, θα μάθουν αλλά και θα θέλουν να χρησιμοποιούν τέτοιου είδους εργαλεία με σκοπό την βελτίωση της εκπαιδευτικής πραγματικότητας.

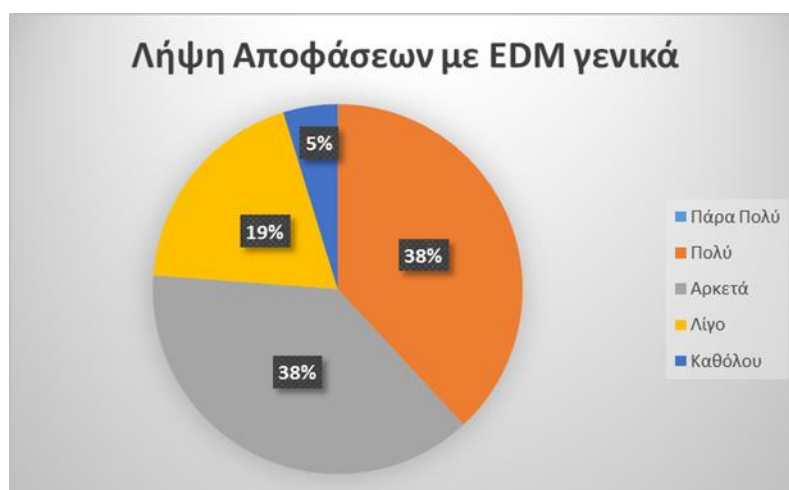
Οι κατηγορίες που δημιουργήθηκαν από τις απαντήσεις των συνεντευξιζόμενων σχετικά με τις δυσκολίες που μπορεί να υπάρξουν στη συνήθεια χρήσης εκπαιδευτικών δεδομένων για βελτιωμένες λήψεις αποφάσεων, είναι οι εξής (Γράφημα 28):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Εξειδικευμένη γνώση: EK01, EK15, EK17, EK18
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Εύρεση δεδομένων: EK03, EK05
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Τρόπος χρήσης των δεδομένων/Ηθική: EK05, EK12
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Νοοτροπία/ Κουλτούρα/Αρνηση: EK04, EK06, EK07, EK08, EK09, EK11, EK13, EK14, EK17, EK19, EK20

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Η δομή/ τρόπος λειτουργίας σχολείου: ΕΚ10
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Θεσμικό εκπαιδευτικό πλαίσιο: ΕΚ01, ΕΚ10
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Εκπαίδευση/Επιμόρφωση/Εξοικείωση: ΕΚ02, ΕΚ08, ΕΚ09, ΕΚ11, ΕΚ13, ΕΚ15, ΕΚ17, ΕΚ18, ΕΚ19, ΕΚ21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 8:** Φιλικό προς το χρήστη: ΕΚ01, ΕΚ04, ΕΚ05, ΕΚ11, ΕΚ14, ΕΚ15, ΕΚ19, ΕΚ21



Γράφημα 26. Λήψη Αποφάσεων με EDM σε Ατομικό Επίπεδο



Γράφημα 27. Λήψη Αποφάσεων με EDM γενικά



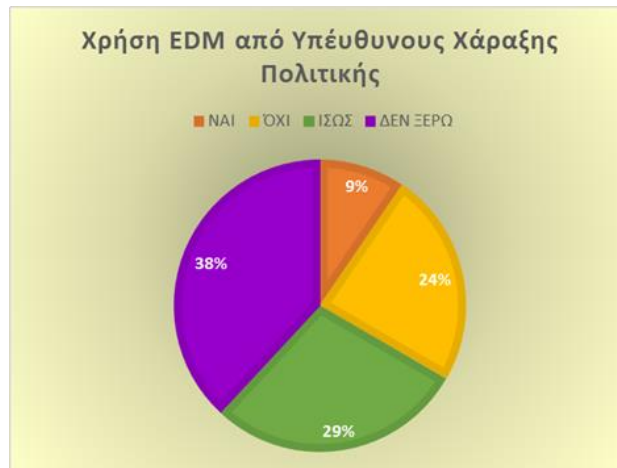
Γράφημα 28. Δυσκολίες στη Συνήθεια Χρήσης των Δεδομένων

6.3.3.3 EDM και Λήψη Αποφάσεων.

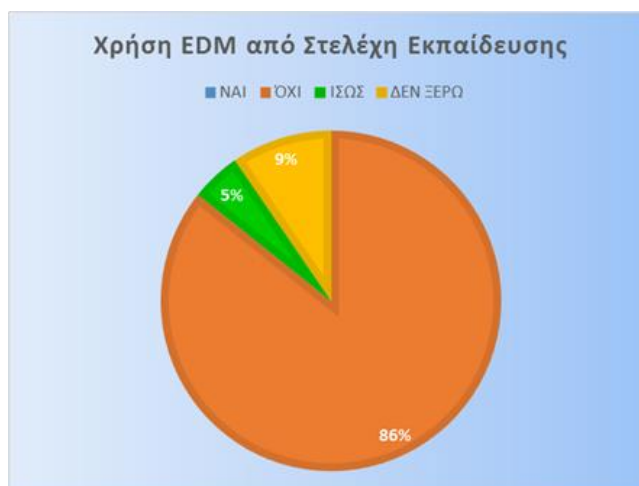
Ερώτηση 17: α) Γνωρίζετε αν χρησιμοποιείται η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στη λήψη αποφάσεων από τους: i) Υπεύθυνους Χάραξης Πολιτικής ii) Στελέχη Εκπαίδευσης (Προϊστάμενοι/Διευθυντές κ.λπ.) iii) Εκπαιδευτικούς β) Σε ποιο βαθμό θα έπρεπε να εφαρμόζεται η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στη λήψη αποφάσεων από τους: i) Υπεύθυνους Χάραξης Πολιτικής ii) Στελέχη Εκπαίδευσης (Προϊστάμενοι/Διευθυντές κ.λπ.) iii) Εκπαιδευτικούς.

Στο πρώτο σκέλος της ερώτησης φαίνεται ότι οι ερωτώμενοι δεν έχουν ξεκάθαρη άποψη για τον αν οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής χρησιμοποιούν τη μέθοδο EDM στη λήψη αποφάσεων καθώς το 38% απαντάει «Δεν ξέρω», το 24% πιστεύει «Όχι», το 29% απαντάει «Ίσως» και μόλις το 9% πιστεύει «Ναι» (Γράφημα 29). Αντιθέτως, φαίνεται ότι για τα στελέχη της εκπαίδευσης και τους εκπαιδευτικούς είναι πιο σίγουροι καθώς πιστεύουν σε μεγάλο ποσοστό (86%) ότι δεν χρησιμοποιούν αυτή τη μεθοδολογία και μόνο το 5% απαντάει ότι «Ίσως» τα στελέχη εκπαίδευσης να χρησιμοποιούν αντίστοιχα εργαλεία (Γράφημα 30, Γράφημα 31).

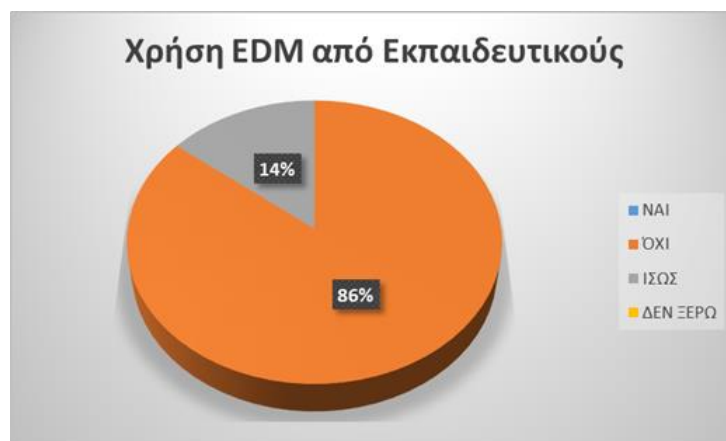
Στο δεύτερο σκέλος της ερώτησης, φαίνεται να θεωρούν σημαντική την εφαρμογή της μεθόδου EDM στη λήψη αποφάσεων από όλους τους άμεσα εμπλεκόμενους με την εκπαιδευτική διαδικασία καθώς οι περισσότεροι εκπαιδευτικοί απάντησαν από «Πολύ» έως «Πάρα Πολύ» (Γράφημα 32, Γράφημα 33, Γράφημα 34).



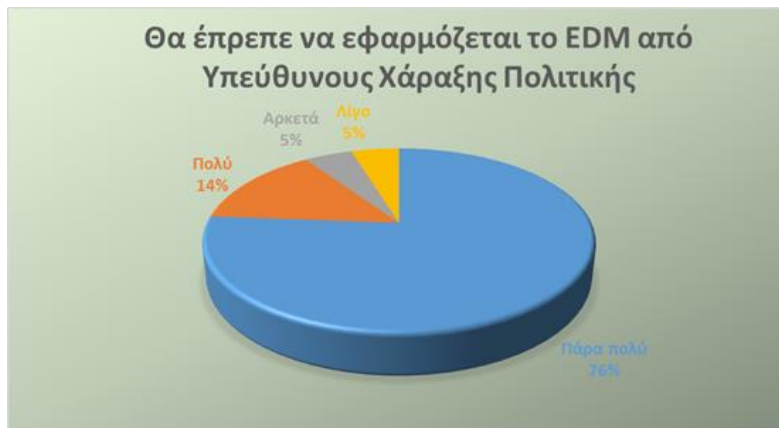
Γράφημα 29. Χρησιμοποιούν το EDM οι Υπεύθυνοι Χάραξης Πολιτικής



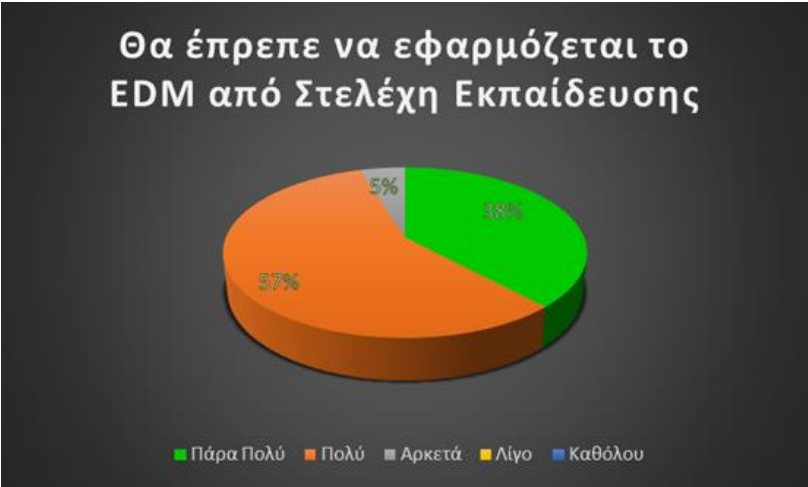
Γράφημα 30. Χρησιμοποιούν το EDM τα Στελέχη Εκπαίδευσης



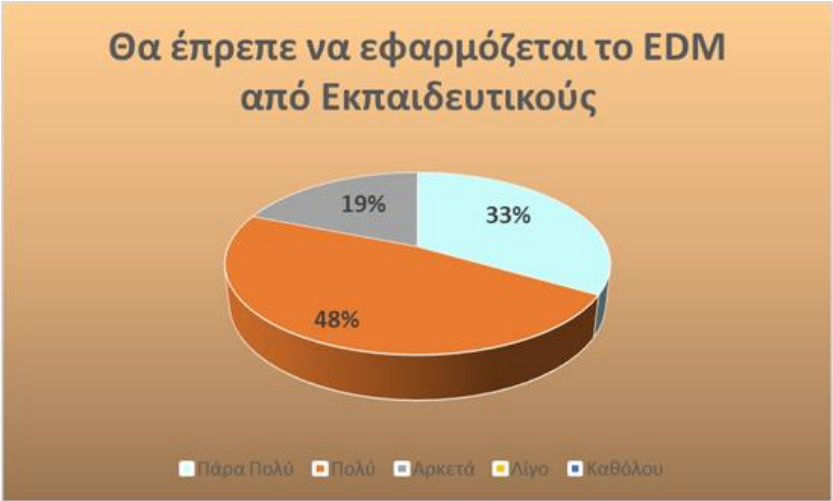
Γράφημα 31. Χρησιμοποιούν το EDM οι Εκπαιδευτικοί



Γράφημα 32. Εφαρμογή EDM από Υπεύθυνους Χάραξης Πολιτικής



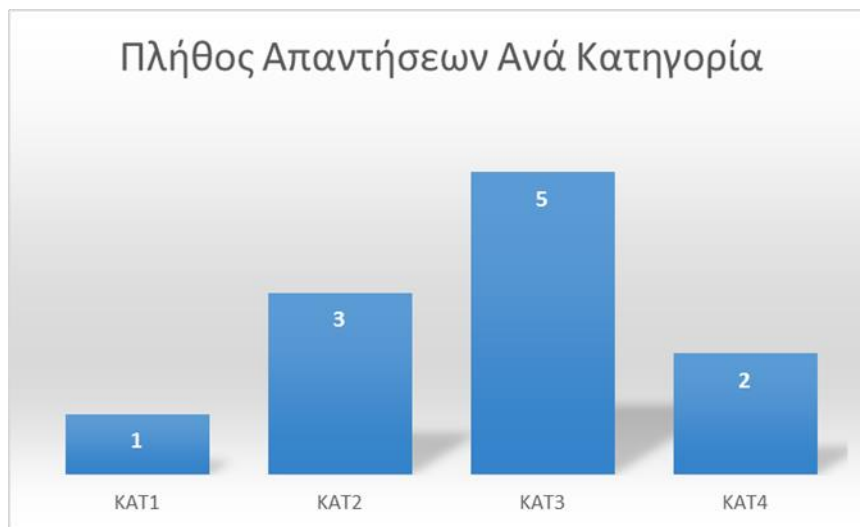
Γράφημα 33. Εφαρμογή EDM από Στελέχη Εκπαίδευσης



Γράφημα 34. Εφαρμογή EDM από Εκπαιδευτικούς

Μέσα από τις απαντήσεις φάνηκε, επίσης, ότι αρκετοί ερωτώμενοι πιστεύουν ότι η πολιτική ηγεσία γνωρίζει κάποια δεδομένα και παίρνει αποφάσεις στηριζόμενη σε γενικά δεδομένα, χωρίς όμως να φτάνουν σε μια βελτιωμένη λύση που θα αντιμετωπίζει το πρόβλημα. Ενώ, υπήρχαν και ερωτώμενοι που έθεσαν τον προβληματισμό αν και κατά πόσο λαμβάνουν υπόψη τους, οι ανώτεροι, αυτά τα δεδομένα και με ποιο σκοπό, δημιουργώντας τις παρακάτω κατηγορίες (Γράφημα 35):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Έλλειψη χρήσης τέτοιων μεθόδων για στρατηγικό σχεδιασμό στην Ευρώπη: EK08
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Σε ένα πρώτο επίπεδο, οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής, στηρίζονται στα δεδομένα αλλά δεν τα αναλύουν σε βάθος ή συστηματοποιημένα: EK09, EK10, EK11
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Η πολιτική ηγεσία γνωρίζει τα δεδομένα, δεν φτάνει στο επιθυμητό αποτέλεσμα: EK10, EK11, EK12, EK14, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Να χρησιμοποιείται για τη χάραξη πολιτικής με τον σωστό τρόπο, προς τη σωστή εκπαιδευτική πορεία: EK12, EK17



Γράφημα 35. Χρήση Δεδομένων από την Πολιτική Ηγεσία

6.3.4 Προσωπικά Δεδομένα και Προστασία Εκπαιδευτικών Δεδομένων

Ερώτηση 18: Θέματα ιδιωτικότητας και δεοντολογίας. Πόσο εύκολη, πιστεύετε ότι είναι η διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων; Ποιοι οι κίνδυνοι/φοβίες; Τι πρέπει να προσέξουμε;

Μέσα από τις απαντήσεις δημιουργήθηκαν τρεις βασικές απόψεις σχετικά με τη χρησιμοποίηση των δεδομένων. Υπάρχουν οι εκπαιδευτικοί που εκφράζουν έντονο προβληματισμό και πιστεύουν ότι υπάρχει δυσκολία στη διαχείρισή τους καθώς πιστεύουν ότι δεν υπάρχουν σαφή όρια σχετικά με τη διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων για την προστασία και την ασφάλεια των δεδομένων και αυτό εγκυμονεί κινδύνους. Υπάρχουν οι εκπαιδευτικοί που είναι προβληματισμένοι γιατί θεωρούν ότι υπάρχουν πολλά κενά και ασάφειες όσον αφορά τη χρήση των δεδομένων αλλά πιστεύουν ότι με κανόνες και βελτιώσεις στο νομοθετικό πλαίσιο σχετικά με την προστασία των προσωπικών δεδομένων θα μπορούμε να τα χρησιμοποιούμε προς όφελος της εκπαίδευσης. Ενώ, υπάρχουν και εκπαιδευτικοί που θεωρούν ότι αυτή η φοβία με τη χρήση των δεδομένων είναι υπερβολική, καθώς ζούμε στην

εποχή της πληροφορίας, και με κατάλληλη εκπαίδευση και νομοθετικό πλαίσιο δεν θα υπάρχει θέμα. Μετά την ομαδοποίηση των απαντήσεων, οι κατηγορίες είναι οι εξής (Γράφημα 36):

- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 1:** Μη σαφή όρια διαχείρισης εκπαιδευτικών δεδομένων: EK01, EK05, EK09, EK11, EK14
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 2:** Κίνδυνος Διαρροής δεδομένων: EK06, EK07, EK09, EK13, EK18, EK19, EK20
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 3:** Προβλήματα ασφάλειας χρήσης δεδομένων: EK05, EK07, EK09, EK13, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 4:** Δημιουργία θεσμικού/νομικού πλαισίου: EK01, EK02, EK07, EK08, EK09, EK10, EK11, EK12, EK16, EK18, EK19
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 5:** Διαβαθμισμένη Πρόσβαση: EK05, EK06, EK08, EK12, EK14, EK18
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 6:** Ηθική χρήση δεδομένων: EK08, EK12, EK17, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 7:** Επιμόρφωση για την σωστή χρήση των δεδομένων: EK03, EK09, EK14, EK21
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 8:** Ανωνυμία δεδομένων: EK09, EK15
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 9:** Ανεξάρτητη Αρχή χρήσης δεδομένων: EK12
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 10:** Υπερβολική η φοβία διαχείρισης των δεδομένων: EK04, EK07, EK11, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 11:** Διαχείριση δεδομένων προς όφελος της εκπαίδευσης: EK04, EK07, EK11, EK17
- ❖ **ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ 12:** Διαχείριση δεδομένων γίνεται και τώρα: EK04, EK07, EK11, EK19, EK20



Γράφημα 36. Απόψεις για τη Χρησιμοποίηση των Δεδομένων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΝΟΨΗ - ΣΥΖΗΤΗΣΗ

7.1 Σύνοψη

Στις μέρες μας η εκθετική αύξηση των εκπαιδευτικών δεδομένων από ετερογενείς πηγές (Vandamme et al., 2007) και ο μεγάλος όγκος δεδομένων σε βάσεις δεδομένων υπερβαίνει την ανθρώπινη ικανότητα ανάλυσης και εξαγωγής χρήσιμων πληροφοριών χωρίς τη βοήθεια τεχνικών αυτοματοποιημένης ανάλυσης. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας επιτρέπει τη χρήση νέων προσεγγίσεων, όπως η μεθοδολογία της εξόρυξης δεδομένων (Data Mining) που βοηθάει στη λήψη αποφάσεων καθώς τα εργαλεία εξόρυξης δεδομένων μπορούν εύκολα να χειριστούν μεγάλο όγκο δεδομένων που είναι αποθηκευμένα σε σύνολα δεδομένων (Attar& Kulkarni., 2015). Σύμφωνα με τους McAffe et al. (2012) *«πλέον μπορούμε να μετρήσουμε και επομένως να διαχειριστούμε με μεγαλύτερη ακρίβεια από ποτέ, κάνουμε καλύτερες προβλέψεις και λαμβάνουμε εξυπνότερες αποφάσεις ενώ οι παρεμβάσεις μας μπορεί να γίνουν πιο αποτελεσματικές αφού δεν βασίζονται στη διαίσθηση αλλά σε δεδομένα»*.

Η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM), στη βάση της διεπιστημονικότητάς της, ενώνει ερευνητές από διάφορα πεδία όπως της επιστήμης των υπολογιστών, της επιστήμης της εκπαίδευσης, της ψυχοπαιδαγωγικής και άλλα πεδία, αφού έχει κληρονομήσει ιδιότητες από τομείς της Ψυχομετρίας (Psychometrics), της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence), της Επιχειρησιακής Νοημοσύνης (Business Intelligence), της Τεχνολογίας της Πληροφορίας (Information Technology), της Μηχανικής Μάθησης (Machine learning), της Στατιστικής (Statics), της Διαχείρισης Βάσεων Δεδομένων (Database Management System), της Πληροφορικής (Computing) και της Εξόρυξης Δεδομένων (Data Mining) (Romero& Ventura., 2013). Εφαρμόζει τεχνικές και αναλύει διάφορα εκπαιδευτικά σύνολα δεδομένων για την επίλυση εκπαιδευτικών ζητημάτων και τη λήψη αποφάσεων στην εκπαιδευτική πρακτική παρέχοντας θεμελιώδη γνώση της διαδικασίας της διδασκαλίας και της μάθησης για μια πιο αποτελεσματική και βελτιωμένη εκπαίδευση. Χαρακτηρίζεται από πολυπλοκότητα, καθώς η παραγωγή πληροφορίας και συγκεκριμένης γνώσης, απαιτεί τεχνικές δεξιότητες, αλλά και εξειδικευμένες γνώσεις του εξεταζόμενου αντικειμένου. Η Διεθνής Κοινότητα EDM (International Educational Data Mining Society) ορίζει το EDM ως αναδυόμενο κλάδο, που ασχολείται με την ανάπτυξη μεθόδων για την εξερεύνηση των μοναδικών τύπων δεδομένων που προέρχονται από εκπαιδευτικά περιβάλλοντα και τη χρήση αυτών των μεθόδων για την καλύτερη κατανόηση των μαθητών και τις ρυθμίσεις στις οποίες μαθαίνουν.

Έτσι, οι νέες, αυτές, μέθοδοι μπορούν να βοηθήσουν στον σχεδιασμό διοικητικών στρατηγικών με στόχο την παροχή υψηλών υπηρεσιών σε όλους τους εμπλεκόμενους ενός εκπαιδευτικού ιδρύματος, καθώς επιτρέπουν την ανακάλυψη νέων, ενδιαφερουσών και χρήσιμων γνώσεων βάσει δεδομένων (Romero et al., 2008, στο Καραγιάννη και συν., 2020). Τα οφέλη που μπορεί να αποκτηθούν με τη χρήση ενός πολύπλοκου συστήματος μεθόδων και τεχνικών, γνωστό ως ανάλυση δεδομένων ή εξόρυξη δεδομένων, για τη λήψη αποφάσεων είναι πολλά αφού προβλέπουν μελλοντικές τάσεις και συμπεριφορές, επιτρέποντας στους οργανισμούς να λαμβάνουν προληπτικές αποφάσεις με γνώμονα τη γνώση.

Ειδικότερα, οι εκπαιδευόμενοι μπορούν να λαμβάνουν πληροφορίες σχετικές με το μάθημα που παρακολουθούν, όπως να ξέρουν τι έχουν κατανοήσει καλά ή πού χρειάζονται βοήθεια. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το EDM μπορεί να προτείνει στους μαθητές δραστηριότητες, πόρους και μαθησιακά καθήκοντα που ενθαρρύνουν και βελτιώνουν τη μάθησή τους και την ακαδημαϊκή τους επιτυχία (Romero & Ventura, 2007, Romero et al., 2008, Shana & Abdulla, 2015) μέσω των προσωπικών μαθησιακών περιβαλλόντων (PLE) και των προσωπικών συστημάτων προτάσεων (PRS) παρέχοντάς τους εξατομικευμένο περιεχόμενο. Φαίνεται, επίσης, ότι το EDM είναι μια πρακτική και πολύτιμη μέθοδος για τη βελτίωση της απόδοσης

των εκπαιδευομένων, ιδιαίτερα των φοιτητών, καθώς η γνώση που ανακαλύπτεται από την εξόρυξη δεδομένων βοηθάει τους μαθητές να δώσουν την απαραίτητη προσοχή στα μαθήματα εκείνα που προβλέπεται οι βαθμοί να είναι χαμηλότεροι από τις προσδοκίες τους (Ranjan & Malik, 2010, Ahmad et al., 2015, Al-Barrak & Al-Razgan, 2016, Marbouti et al., 2016, Khalilia et al., 2020). Επίσης, η χρησιμοποίηση πληροφοριών από το EDM βοηθάει τους εκπαιδευόμενους να αναπτύξουν και να βελτιώσουν τις δεξιότητές τους στη λήψη αποφάσεων καθώς η νέα γνώση μπορεί να τους βοηθήσει να επιλέξουν ένα κατάλληλο πεδίο σπουδών και να προγραμματίσουν τα μαθήματα με τρόπο που θα βοηθήσει στην επιτυχία τους (Vialardi-Sacín et al., 2009, Baradwaj & Pal, 2012, Shana & Abdulla, 2015).

Από τη μεριά των εκπαιδευτικών, τα αποτελέσματα από την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων βοηθάνε στην αξιολόγηση της δομής και του περιεχομένου του μαθήματος έτσι ώστε η κρυμμένη γνώση να χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση και την προσαρμογή των τεχνικών και των μεθόδων της διδακτικής μαθησιακής διαδικασίας με σκοπό την καλύτερη εκπαιδευτική διαδικασία στην τάξη και την αύξηση των επιδόσεων των μαθητών (Romero et al., 2008, Shana & Abdulla, 2015, Amrieh et al., 2016, Mueen et al., 2016, Kamal & Ahuja, 2017). Χρησιμοποιώντας τεχνικές EDM και μέσα από την εξόρυξη ωριαίων, ημερήσιων και μηνιαίων δραστηριοτήτων/τεστ/διαγωνισμάτων, θα μπορούν οι εκπαιδευτικοί να έχουν μια συνεχή ανατροφοδότηση σχετικά με τις δυσκολίες που αντιμετωπίζουν οι μαθητές με το περιεχόμενο και τη δομή του μαθήματος αλλά και να προβλέψουν εάν κάποιες συγκεκριμένες γνώσεις ή δεξιότητες έχουν κατακτηθεί για να μπορούν να εφαρμόσουν κατάλληλες παρεμβάσεις με σκοπό την αποτελεσματικότερη μαθησιακή διαδικασία (Visalaxi et al., 2015, Angeli et al., 2017, Kamal & Ahuja 2017, Salloum et al., 2020).

Το EDM επιτρέπει, επίσης, στους εκπαιδευτικούς να εστιάζουν σε εκείνους τους μαθητές που χρειάζονται μεγαλύτερη προσοχή, αντί να πρέπει να παρακολουθούν συνεχώς την απόδοση όλων των μαθητών. Εφαρμόζοντας τεχνικές ταξινόμησης και ομαδοποίησης θα προσδιορίζονται οι μαθητές που μπορεί να απαιτούν επιπλέον υποστήριξη και προσοχή και θα ταξινομούνται σε ομάδες με βάση τις ανάγκες τους για καθοδήγηση και παρακολούθηση, βοηθώντας τους εκπαιδευτικούς να σχεδιάσουν υποστηρικτικές παρεμβάσεις σε άτομα και ομάδες ώστε να παρέχουν στους μαθητές τους κατάλληλη εκπαιδευτική βοήθεια και εξατομικευμένη μάθηση (Romero & Ventura, 2007, Romero et al., 2008, d Baker et al., 2008, Dahiya, 2017, Moore, 2019, Salloum et al., 2020). Για παράδειγμα, εάν το αποτέλεσμα της πρόβλεψης δείχνει ότι υπάρχουν μερικοί μαθητές που δεν θα τα πάνε τόσο καλά στο μάθημα ο καθηγητής θα είναι σε θέση να λάβει κατάλληλα μέτρα για να βοηθήσει αυτούς τους μαθητές.

Επιπλέον, με τη χρήση τεχνικών EDM, μπορεί να προβλεφθεί η βαθμολογία ενός μαθητή ή/και αν θα περάσει ένα μάθημα, βοηθώντας τους εκπαιδευτικούς να μειώσουν το ποσοστό αποτυχίας λαμβάνοντας κατάλληλα μέτρα την κατάλληλη στιγμή. Με την έγκαιρη πρόβλεψη της απόδοσης των μαθητών, γίνονται γνωστοί οι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση των μαθητών και με τη νέα γνώση οι εκπαιδευτικοί μπορούν να εργαστούν για να επανασχεδιάσουν τη διδακτική πρακτική και να βελτιώσουν την απόδοση των μαθητών τους (Marquez-Vera, 2010, Romero & Ventura, 2010, Ramesh et al., 2013, Amrieh et al., 2016, Dahiya, 2017, Kamal & Ahuja, 2017, Mousa & Maghari, 2017).

Φαίνεται, λοιπόν, ότι η χρησιμοποίηση αυτών των μοντέλων βοηθάει τους εκπαιδευτικούς να λάβουν τεκμηριωμένες αποφάσεις, επιτρέποντάς τους να εκτιμήσουν την αποτελεσματικότητα των παιδαγωγικών στρατηγικών, να παρακολουθούν άμεσα τη μαθησιακή πρόοδο των μαθητών τους, να κατανοούν τους εκπαιδευόμενους τους και να βελτιώνουν, σχεδιάζουν και επανασχεδιάζουν τις τεχνικές διδασκαλίας προς όφελος της εκπαιδευτικής διαδικασίας.

Από τη μεριά των διοικήσεων των εκπαιδευτικών οργανισμών, η ανάπτυξη των τεχνολογιών της πληροφορίας και των επικοινωνιών τους επιτρέπει να αποκτήσουν πρόσβαση σε μεγάλο

όγκο δεδομένων, τα οποία μπορούν να αποτελέσουν σημαντικό ρόλο στη διαδικασία λήψης αποφάσεων όταν ενσωματωθούν σε διοικητικές και εκπαιδευτικές λειτουργίες. Μέσω τεχνικών EDM θα μπορούν να αναλύουν τις επιδόσεις των εκπαιδευομένων τους και θα μπορούν να παρακολουθούν αλλά και να προβλέπουν την απόδοσή τους με τη μικρότερη προσπάθεια. Η ανακαλυφθείσα γνώση θα βοηθήσει να εντοπιστούν οι μαθητές που βρίσκονται σε κίνδυνο και να προσδιοριστούν οι μαθησιακές ανάγκες για διαφορετικές ομάδες εκπαιδευομένων ώστε να μπορούν να βοηθηθούν καταλλήλως για να βελτιωθεί η επίδοσή τους. Επιπλέον, η γνώση του πιθανού αποτελέσματος της μαθησιακής διαδικασίας, με βάση τα αποτελέσματα της πρόβλεψης, θα βοηθήσει το εκπαιδευτικό ίδρυμα να λάβει προκαταρτικές αποφάσεις σχετικά με την εγγραφή μαθητών σε ένα μάθημα/πεδίο/σχολή για τον καλύτερο προγραμματισμό των μαθητών/φοιτητών αλλά και να σχεδιάσει επαρκώς την αλλαγή του πληθυσμού των μαθητών με σκοπό την αύξηση των επιδόσεων (Ahmed & Elaraby, 2014, Akçapınar et al., 2015, Karkhanis & Dumbre, 2015, Kolo & Adepoju, 2015, Al-Barrak & Al-Razgan, 2016, Dahiya, 2017, Moore, 2019, Salloum et al., 2020).

Χρησιμοποιώντας τεχνικές EDM, οι διοικήσεις θα μπορούν, επίσης, να μοντελοποιήσουν την ακαδημαϊκή απόδοση, με βάση χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί από τα αρχεία καταγραφής αλληλεπίδρασης των μαθητών, με σκοπό την έγκαιρη πρόβλεψη της εγκατάλειψης των σπουδών. Εντοπίζοντας εκπαιδευομένους που βρίσκονται σε «κίνδυνο», αλλά και των αιτιών που οδηγούν σε αυτή την απόφαση, οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί μπορούν να λάβουν στοχευμένες αποφάσεις και να σχεδιάσουν κατάλληλες παρεμβάσεις με στόχο τη διατήρηση των σπουδαστών τους και την αύξηση των ποσοστών αποφοίτησης. (De Freitas et al., 2015, Ahmad et al., 2015, Akçapınar et al., 2015, Al-Barrak & Al-Razgan, 2016, Đambić et al., 2016, Dahiya, 2017).

Εκτός από τον εντοπισμό μαθητών που βρίσκονται σε «κίνδυνο», των μαθησιακών αναγκών διαφορετικών ομάδων εκπαιδευομένων και της αύξησης των ποσοστών αποφοίτησης η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στον σχεδιασμό και τον προγραμματισμό διαφόρων μαθημάτων αλλά και στην ανάπτυξη, αναπροσαρμογή, βελτίωση και ανανέωση του προγράμματος σπουδών, του εκάστοτε εκπαιδευτικού οργανισμού, με στόχο την αποτελεσματικότητα των εκπαιδευτικών προγραμμάτων. Η μεθοδολογία της EDM κάνει φανερές στις διοικήσεις των οργανισμών τα χαρακτηριστικά και τις απαιτήσεις των μαθητών και αυτή η κρυφή γνώση θα βοηθήσει τη σχολή να συστήσει προγράμματα, να οργανώσει καλύτερα το πρόγραμμα σπουδών, να προγραμματίσει αποτελεσματικότερα το χρονοδιάγραμμα, να αναπτύξει μαθήματα και e-learning συστήματα με απώτερο σκοπό τη βελτίωση της μαθησιακής εμπειρίας των μαθητών της (Romero & Ventura, 2007, Karkhanis & Dumbre, 2015, Ahmad et al., 2015, Dahiya, 2017).

Τεχνικές EDM μπορούν, επίσης, να εφαρμοστούν σε μια ποικιλία διοικητικών και εκπαιδευτικών εφαρμογών των ιδρυμάτων, όπως η πρόσληψη και η επεξεργασία εισδοχών, ο οικονομικός προγραμματισμός, οικονομικά βοηθήματα/δωρεές, απόδοση μαθητών, διαρροή μαθητών κ.λπ, βοηθώντας τα ιδρύματα να εντοπίσουν και να ανακαλύψουν κρυφά μοτίβα στα δεδομένα ώστε η νέα, αυτή, γνώση να οδηγήσει τις διοικήσεις τους στην αποτελεσματικότερη κατανομή των πόρων (υλικών και ανθρώπινων). Εξάλλου η διοίκηση οποιουδήποτε οργανισμού (εκπαιδευτικού ή μη) είναι πάντα περίεργη να γνωρίζει εάν η επένδυση και οι πόροι χρησιμοποιούνται με τον καλύτερο δυνατό τρόπο και η χρήση αυτών των μοντέλων θα βοηθήσει, εκτός από την οργάνωση και τη βελτίωση της κατανομής των πόρων, στη μεγιστοποίησή τους. Επίσης, η ανακαλυφθείσα γνώση θα βοηθήσει στη συστηματική σχεδίαση της διαχείρισης εγγραφών μέσω πρακτικών μάρκετινγκ, προγραμμάτων διατήρησης, πολιτικών εισδοχής κ.α. με σκοπό την αύξηση εγγραφών και την επίτευξη των στόχων του εκπαιδευτικού οργανισμού (Romero & Ventura, 2007, Picciano, 2012, Karkhanis & Dumbre, 2015, Amrieh et al., 2016, Al-Barrak & Al-Razgan, 2016, Dahiya, 2017, Mousa & Maghari, 2017).

Σημαντικό ενδιαφέρον παρουσιάζει, επίσης, η εφαρμογή των μεθόδων EDM στην αναζήτηση εμπειρικών αποδεικτικών στοιχείων για τη βελτίωση και την επέκταση των εκπαιδευτικών θεωριών και των γνωστών εκπαιδευτικών φαινομένων με σκοπό τη βαθύτερη κατανόηση των βασικών παραγόντων που επηρεάζουν τη μάθηση και τον σχεδιασμό καλύτερων συστημάτων μάθησης. Έτσι, οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής προτού προβούν σε διαρθρωτικές μεταρρυθμίσεις θα μπορούν να λάβουν ισχυρές αποδείξεις σχετικά με το «τι λειτουργεί» στην εκπαίδευση για τη βελτίωση της απόδοσης των μαθητών, της εκπαιδευτικής διαδικασίας και της αποτελεσματικότητας των σχολείων χρησιμοποιώντας αυτή τη μεθοδολογία (Baker & Yacef, 2009, Agasisti & Bowers, 2017).

Αξιοποιώντας την ανακαλυφθείσα γνώση οι διοικήσεις των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων και οι υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής θα μπορούν να μετρήσουν την αποτελεσματικότητα των πρωτοβουλιών που οι ίδιοι έχουν πάρει για την αύξηση της απόδοσης των μαθητών και των εκπαιδευτικών τους. Αναλύοντας τα εκπαιδευτικά δεδομένα και εξάγοντας κατάλληλες πληροφορίες θα μπορούν να δημιουργήσουν και να διατηρήσουν τις σχέσεις με τους μαθητές τους και να προσελκύσουν νέους. Αναλόγως, θα μπορούν να σχεδιάσουν τακτικές και στρατηγικές, να υλοποιήσουν προγράμματα, να υιοθετήσουν πολιτικές και προγράμματα για να βελτιώσουν τη διδασκαλία, τη μάθηση και την προστιθεμένη αξία της σχολικής μονάδας. Τα εκπαιδευτικά ιδρύματα χρησιμοποιώντας την εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων αποκτούν μια βαθιά και εμπειρισταωμένη γνώση η οποία θα τους βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων για τη βελτίωση των εκπαιδευτικών συστημάτων και την παραγωγή αποτελεσμάτων υψηλής ποιότητας.

Από τα αποτελέσματα της παρούσας έρευνας φαίνεται ότι οι εκπαιδευτικοί κατανοούν τα οφέλη της χρήσης της μεθόδου EDM και της σωστής αξιοποίησης των εκπαιδευτικών δεδομένων για αποτελεσματικότερη και βελτιωμένη εκπαίδευση. Μέσα από τις μελέτες περίπτωσης, οι εκπαιδευτικοί αποκωδικοποίησαν τη νέα πληροφορία, που παράχθηκε από τα δεδομένα, και μπόρεσαν να προτείνουν πιθανές λύσεις για την αντιμετώπιση του προβλήματος συνειδητοποιώντας, μέσα από την πράξη, τη χρήση και το σκοπό της μεθοδολογίας της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων στην ορθότερη λήψη αποφάσεων. Οι τρόποι αξιοποίησης χρήσης του EDM, που ανέφεραν, συνάδουν με τις εφαρμογές της μεθόδου που αναφέρονται παραπάνω δείχνοντας ότι οι εκπαιδευτικοί του ελληνικού εκπαιδευτικού περιβάλλοντος βλέπουν θετικά τη χρήση νέων εργαλείων που σκοπό έχουν την ανάπτυξη και τη βελτίωση του εκπαιδευτικού τους έργου, της εκπαιδευτικής πρακτικής και του εκπαιδευτικού πλαισίου.

Παρά τα θετικά στοιχεία, όμως, που προσφέρει η χρήση της ανάλυσης εκπαιδευτικών δεδομένων, οι τεχνικές και τα εργαλεία της εξόρυξης δεδομένων είναι ακόμα περίπλοκα για χρήση από εκπαιδευτικούς και οι δυνατότητές τους δεν καλύπτουν το εύρος που μπορεί να απαιτεί ένας εκπαιδευτικός (Romero et al., 2008, García et al., 2009). Συνήθως, χρειάζεται ο χρήστης να επιλέγει τη μέθοδο/αλγόριθμο DM που θέλει να χρησιμοποιήσει και αυτοί οι αλγόριθμοι απαιτούν παραμέτρους και κατάλληλες τιμές για να δώσουν τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Έτσι, οι εκπαιδευτικοί πρέπει να έχουν μεγάλη εμπειρία για να βρουν τις κατάλληλες ρυθμίσεις. Επομένως, όπως παρατήρησαν και οι εκπαιδευτικοί που έλαβαν μέρος στην έρευνα, θα πρέπει τα εργαλεία να γίνουν πιο εύκολα στη χρήση τους από εκπαιδευτικούς ή μη ειδικούς χρήστες στην εξόρυξη δεδομένων με πιο εύχρηστη διεπαφή και με εργαλεία οδηγούς και παραμετροποιημένους αλγόριθμους DM που θα αυτοματοποιούν και θα διευκολύνουν όλες τις διαδικασίες εξόρυξης δεδομένων για τους εκπαιδευτικούς.

Από τη βιβλιογραφία φαίνεται, επιπλέον, ότι οι περισσότερες έρευνες που έχουν διεξαχθεί για το EDM, έχουν εφαρμοστεί στην εκπαίδευση βασισμένη στους υπολογιστές, κυρίως, λόγω της εύκολης πρόσβασης στα δεδομένα καταγραφής μαθητών. Ωστόσο, όπως επισημαίνουν και οι Angeli et al. (2017), υπάρχει ανάγκη να διερευνηθούν οι χρήσεις του EDM σε πραγματικές

τάξεις προκειμένου να κατανοηθούν καλύτερα οι αλληλεπιδράσεις των μαθητών με την εκπαιδευτική διαδικασία και τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν. Μέσα από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση που πραγματοποιήθηκε για την παρούσα εργασία, φαίνεται αυτό να αλλάζει καθώς οι 44 από τις 64 έρευνες που μελετήθηκαν και παρουσιάστηκαν πραγματοποιήθηκαν σε παραδοσιακό εκπαιδευτικό περιβάλλον κάτι που αναμφισβήτητα είναι ένα ενθαρρυντικό στοιχείο αλλά παρατηρήθηκε, επίσης, ότι οι περισσότερες μελέτες αφορούσαν την τριτοβάθμια εκπαίδευση και σε ερευνητικό, κυρίως, επίπεδο και λιγότερες τη δευτεροβάθμια/πρωτοβάθμια εκπαίδευση. Έτσι, ενώ φαίνεται ότι το EDM χρησιμοποιείται κυρίως από ερευνητές και η έρευνα σε αυτόν τον τομέα έχει αναπτυχθεί στο επίκεντρο της μελέτης και στην εξειδίκευση των αναλύσεων, θα πρέπει να αυξηθεί ο αντίκτυπος στο εκπαιδευτικό περιβάλλον και να μετακινηθούν από τα εργαστήρια και τα ερευνητικά μοντέλα στα εκπαιδευτικά ιδρύματα και στο εκπαιδευτικό πλαίσιο. (Baker & Inventado, 2014, Dawson et al., 2019, Romero & Ventura., 2020). Την ανάγκη αυτή κατανοούν, κυρίως σε θεσμικό επίπεδο, τα ανώτερα στελέχη της εκπαίδευσης (MacNeill et al., 2014) καθώς θα τους επέτρεπε να αποκτήσουν γνώσεις ώστε να λάβουν αποτελεσματικές αποφάσεις για να εντοπίσουν ελλείψεις στην εκπαίδευση, να προβλέψουν τη μελλοντική τάση για την εκπαιδευτική ανάπτυξη και να βελτιώσουν την ποιότητα της εκπαίδευσης.

Αν και στις μέρες μας οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί συλλέγουν μεγάλο όγκο δεδομένων που σχετίζονται με εκπαιδευόμενους, εργαζόμενους (καθηγητές, μέλη ΔΕΠ, διοικητικό /βοηθητικό προσωπικό), την οργάνωση και διαχείριση της εκπαιδευτικής διαδικασίας και άλλα διαχειριστικά θέματα ο βαθμός με τον οποίο χρησιμοποιούν τα διαθέσιμα δεδομένα δεν είναι τόσο σημαντικός. Συνήθως χρησιμοποιούν τα δεδομένα για την παραγωγή απλών ερωτημάτων και παραδοσιακών αναφορών που, όμως, δε συμβάλλουν ιδιαίτερα στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Στο ίδιο συμπέρασμα καταλήγουν και τα αποτελέσματα της έρευνάς μας καθώς οι εκπαιδευτικοί έχουν την αίσθηση ότι η πολιτική ηγεσία γνωρίζει τα δεδομένα αλλά δεν τα αναλύει συστηματικά ή σε βάθος. Ένα μικρό μέρος των εκπαιδευτικών πιστεύει ότι ίσως χρησιμοποιείται η μέθοδος εξόρυξης δεδομένων σε μικρό βαθμό και μόνο στο ανώτερο επίπεδο, δηλαδή από τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής. Σύμφωνα και με τις απαντήσεις των συνεντευξιαζόμενων, αλλά και από την βιβλιογραφία, δεν υπάρχουν διαθέσιμα, από την πολιτεία, εργαλεία που θα επέτρεπαν στα στελέχη εκπαίδευσης (προϊσταμένους, διευθυντές, υποδιευθυντές) και στους εκπαιδευτικούς να εξάγουν χρήσιμες πληροφορίες από τα ψηφιακά δεδομένα που έχουν αποθηκευμένα στις βάσεις δεδομένων τους αλλά ούτε έχουν ενημερωθεί ή και επιμορφωθεί για τη δυνατότητα και τη χρήση μεθόδων ανάλυσης δεδομένων, ώστε να γίνεται συστηματική ανάλυσή τους με σκοπό την έγκαιρη ενημέρωση για την παροχή καλύτερης ποιότητας εκπαιδευτικών διαδικασιών. Η δυνατότητα του διαθέσιμου όγκου δεδομένων μπορεί να αξιοποιηθεί μόνο εάν μετατραπεί σε χρήσιμη πληροφορία και με τη σειρά της χρησιμοποιηθεί για την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων (Anuradha & Velmurugan., 2015). Οι τεχνικές EDM, εν προκειμένω, είναι πολύ χρήσιμες γιατί εκτός του ότι φανερώνουν την κρυμμένη γνώση στους εμπλεκόμενους με την εκπαιδευτική διαδικασία τους παρέχουν υψηλής ποιότητας δεδομένα την κατάλληλη στιγμή.

Επιπλέον πρόκληση στην εξόρυξη δεδομένων είναι ότι η ανακαλυφθείσα γνώση πρέπει να είναι κατανοητή προκειμένου να είναι χρήσιμη στη διαδικασία λήψης απόφασης. Μόνο όταν τα αναλυτικά αποτελέσματα εμφανίζονται με φιλικό προς τον χρήστη τρόπο, χρησιμοποιούνται αποτελεσματικά από τους χρήστες (Peral et al, 2017). Στη γραμμή αυτή, τα μοντέλα EDM όπως τα δέντρα αποφάσεων ή οι κανόνες συσχέτισης είναι εύκολα κατανοητά από μη ειδικούς/απλούς χρήστες σε αντίθεση με τα νευρωνικά δίκτυα και τα δίκτυα Bayes που ναι μεν έχουν καλύτερα ποσοστά ακρίβειας, αλλά είναι πολύ δύσκολο να κατανοηθούν από μη ειδικούς, ενώ οι τεχνικές οπτικοποίησης (αναφορές, γραφήματα, ιστογράμματα κ.λπ.) είναι πολύ χρήσιμες για την εμφάνιση των αποτελεσμάτων με ευκολότερο τρόπο ερμηνείας (Romero

& Ventura, 2007, Osmanbegovic & Suljic, 2012, Xing et al., 2014, Kolo & Adepoju, 2015, Romero & Ventura, 2020).

Τα παραπάνω είναι σε πλήρη συμφωνία με τα αποτελέσματα της έρευνάς μας, καθώς φαίνεται ότι οι εκπαιδευτικοί δεν δυσκολεύτηκαν να κατανοήσουν τα δέντρα αποφάσεων και τους κανόνες συσχέτισης, που τους παρουσιάστηκαν, και κατάφεραν να εξάγουν συμπεράσματα τα οποία τους οδήγησαν να σκεφτούν πιθανές λύσεις που θα μπορούσαν να εφαρμόσουν για να διορθώσουν το πρόβλημα. Παρ' όλο όμως, που φάνηκε ότι οι περισσότεροι κατάλαβαν τις απεικονίσεις των δεδομένων και τα μοτίβα που σχηματίστηκαν, επεσήμαναν ότι για να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος αυτή από την εκπαιδευτική κοινότητα θα πρέπει να προηγηθεί η εκπαίδευση/επιμόρφωση και η εξοικείωση με τις τεχνικές οπτικοποίησης ώστε οι εκπαιδευτικοί να είναι σε θέση να «διαβάζουν» τη νέα πληροφορία και να τη χρησιμοποιούν για τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό και τη βελτίωση του.

Ενώ γενικά φαίνεται, τόσο από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση όσο και από την έρευνα, ότι τα οφέλη που μπορεί να προσφέρει η εφαρμογή της εξόρυξης δεδομένων στο εκπαιδευτικό περιβάλλον είναι σημαντικά υπάρχουν πολλά εμπόδια, ακόμα, που πρέπει να ξεπεραστούν για να μπορέσει να εφαρμοστεί σε μεγαλύτερο βαθμό στο εκπαιδευτικό πλαίσιο η νέα, αυτή, γνώση και να βοηθήσει τους εκπαιδευτικούς, τα στελέχη της εκπαίδευσης και τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής σε προσανατολισμένες και βελτιωμένες λήψεις αποφάσεων. Ακόμα, όμως, και να λυθούν τα εμπόδια, που αναφέρθηκαν παραπάνω, η αναλυτική προσέγγιση των δεδομένων δεν θα επιφέρει τα επιθυμητά αποτελέσματα στο εκπαιδευτικό περιβάλλον όσο οι εκπαιδευτικοί και οι εκπαιδευτικοί οργανισμοί δεν αναπτύσσουν τη συνήθεια χρήσης των δεδομένων στη λήψη εκπαιδευτικών αποφάσεων και στη βελτίωση της διδασκαλίας, αν δεν αναπτύξουν, όπως αναφέρουν οι Romero, R. & Ventura, S. (2020), μια κουλτούρα που βασίζεται στα δεδομένα. Θα πρέπει η πολιτική ηγεσία να δώσει την πρέπουσα σημασία στην αξία της συλλογής και της χρήσης των εκπαιδευτικών δεδομένων και συνεπώς να δώσει κίνητρα στα σχολεία να επενδύσουν σε χρόνο, χρήμα και κατάλληλο προσωπικό για τη σωστή αξιοποίηση των εκπαιδευτικών τους δεδομένων τους.

7.2 Προτάσεις για Μελλοντικές Έρευνες

Η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων είναι ένα αναδυόμενο πεδίο, που φαίνεται ότι θα αλλάξει το συνολικό τοπίο της εκπαίδευσης, καθώς δίνει ευκαιρίες στους ερευνητές, τους εκπαιδευτικούς και τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής να βελτιώσουν τη λήψη αποφάσεων και να αναλύσουν νέα πρότυπα και σχέσεις μέσα από μεγάλο όγκο δεδομένων με σκοπό την αποτελεσματικότητα των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων, τη μάθηση των μαθητών και την ποιοτική εκπαίδευση.

Στο πλαίσιο αυτό, θα είχε ενδιαφέρον να υπάρξουν έρευνες που θα μελετάνε την πρόθεση (ή οποιεσδήποτε πρωτοβουλίες) των ελληνικών εκπαιδευτικών ιδρυμάτων να υιοθετήσουν μια στρατηγική EDM και να καθοριστούν τα εμπόδια, εάν υπάρχουν, που δυσκολεύουν τα ιδρύματα να θεσπίσουν πρωτοβουλίες EDM.

Ενδιαφέρον θα παρουσίαζαν, επίσης, έρευνες οι οποίες θα εξέταζαν πόσο διαδεδομένη είναι η υιοθέτηση της μεθόδου EDM στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον. Γενικά, από την υπάρχουσα βιβλιογραφία, ελληνική και παγκόσμια, φαίνεται ότι η έρευνα σε αυτόν τον τομέα είναι απομονωμένη και δεν γνωρίζουμε την ακριβή έκταση του τρόπου με τον οποίο τα ιδρύματα χρησιμοποιούν την εξόρυξη δεδομένων για την ενίσχυση της μάθησης των μαθητών ή τη βελτίωση των σχετικών εκπαιδευτικών διαδικασιών.

Ενώ, σημαντικό θα ήταν να υπάρξουν έρευνες οι οποίες θα εφάρμοζαν εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων στα δεδομένα ελληνικού εκπαιδευτικού οργανισμού και στη συνέχεια τα

αποτελέσματα να παρουσιάζοντουσαν στους εκπαιδευτικούς του ώστε να καταγραφούν οι απόψεις τους σχετικά με τη χρηστικότητα και τον αντίκτυπο της παρουσίασης των μαθησιακών δεδομένων στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας του οργανισμού.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον, τέλος, θα παρουσίαζαν έρευνες που θα μελετούσαν την κουλτούρα χρήσης των δεδομένων από τα ελληνικά εκπαιδευτικά ιδρύματα και τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής για τη βελτίωση του ελληνικού εκπαιδευτικού πλαισίου.

Ξενογλώσση Βιβλιογραφία

- Abu-Naser, S. S., Zaqout, I. S., Abu Ghosh, M., Atallah, R. R., & Alajrami, E. (2015). Predicting student performance using artificial neural network: In the faculty of engineering and information technology.
- AKÇAPINAR, G., Altun, A., & Aşkar, P. (2015). Modeling students' academic performance based on their interactions in an online learning environment. *İlköğretim Online*, 14(3), 815-824.
- Adebayo, A. O., & Chaubey, M. S. (2019). Data mining classification techniques on the analysis of student's performance. *GSI*, 7(4), 45-52.
- Adekitan, A. I., & Salau, O. (2019). The impact of engineering students' performance in the first three years on their graduation result using educational data mining. *Heliyon*, 5(2), e01250.
- Agaoglu, M. (2016). Predicting instructor performance using data mining techniques in higher education. *IEEE Access*, 4, 2379-2387.
- Agasisti, T., & Bowers, A. J. (2017). Data analytics and decision making in education: towards the educational data scientist as a key actor in schools and higher education institutions. In *Handbook of contemporary education economics*. Edward Elgar Publishing.
- Aghabozorgi, S., Mahrooian, H., Dutt, A., Wah, T. Y., & Herawan, T. (2014, June). An approachable analytical study on big educational data mining. In *International conference on computational science and its applications* (pp. 721-737). Springer, Cham.
- Ahmad, F., Ismail, N. H., & Aziz, A. A. (2015). The prediction of students' academic performance using classification data mining techniques. *Applied Mathematical Sciences*, 9(129), 6415-6426.
- Ahmed, A. B. E. D., & Elaraby, I. S. (2014). Data mining: A prediction for student's performance using classification method. *World Journal of Computer Application and Technology*, 2(2), 43-47.
- Akçapınar, G., Altun, A., & Aşkar, P. (2015). Modeling students' academic performance based on their interactions in an online learning environment. *Elementary Education Online*, 14(3).
- Akram, A., Fu, C., Li, Y., Javed, M. Y., Lin, R., Jiang, Y., & Tang, Y. (2019). Predicting students' academic procrastination in blended learning course using homework submission data. *IEEE Access*, 7, 102487-102498.
- Al-Barrak, M. A., & Al-Razgan, M. (2016). Predicting students final GPA using decision trees: a case study. *International journal of information and education technology*, 6(7), 528.
- Almarabeh, H. (2017). Analysis of students' performance by using different data mining classifiers. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 9(8), 9.
- Alom, B. M., & Courtney, M. (2018). Educational data mining: a case study perspectives from primary to university education in australia. *International Journal of Information Technology and Computer Science*, 10(2), 1-9.
- Amazona, M. V., & Hernandez, A. A. (2019, May). Modelling student performance using data mining techniques: Inputs for academic program development. In *Proceedings of the 2019 5th International Conference on Computing and Data Engineering* (pp. 36-40)

- Amrieh, E. A., Hamtini, T., & Aljarah, I. (2015, November). Preprocessing and analyzing educational data set using X-API for improving student's performance. In *2015 IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies (AEECT)* (pp. 1-5). IEEE.
- Amrieh, E. A., Hamtini, T., & Aljarah, I. (2016). Mining educational data to predict student's academic performance using ensemble methods. *International Journal of Database Theory and Application*, 9(8), 119-136.
- Angeli, C., Howard, S. K., Ma, J., Yang, J., & Kirschner, P. A. (2017). Data mining in educational technology classroom research: Can it make a contribution?. *Computers & Education*, 113, 226-242.
- Anuradha, C., & Velmurugan, T. (2015). A comparative analysis on the evaluation of classification algorithms in the prediction of students performance. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(15), 1-12.
- Asif, R., Merceron, A., Ali, S. A., & Haider, N. G. (2017). Analyzing undergraduate students' performance using educational data mining. *Computers & Education*, 113, 177-194.
- Attar, S. F. S., & Kulkarni, Y. (2015). Precognition of students academic failure using data mining techniques. *Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng.*
- Baepler, P., & Murdoch, C. J. (2010). Academic analytics and data mining in higher education. *International Journal for the Scholarship of Teaching & Learning*, 4(2).
- Baker, R. S., Corbett, A. T., & Koedinger, K. R. (2004). Detecting student misuse of intelligent tutoring systems. In *International conference on intelligent tutoring systems* (pp. 531-540). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Baker, R. S., & Yacef, K. (2009). The state of educational data mining in 2009: A review and future visions. *JEDM/ Journal of Educational Data Mining*, 1(1), 3-17.
- Baker, R. S. J. D. (2010). Data mining for education. *International encyclopedia of education*, 7(3), 112-118.
- Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. In *Learning analytics* (pp. 61-75). Springer, New York, NY.
- Bakharia, A., & Dawson, S. (2011, February). SNAPP: a bird's-eye view of temporal participant interaction. In *Proceedings of the 1st international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 168-173).
- Bala, M., & Ojha, D. B. (2012). Study of applications of data mining techniques in education. *International Journal of Research in Science and Technology*, 1(4), 1-10.
- Baradwaj, B. K., & Pal, S. (2012). Mining educational data to analyze students' performance. *arXiv preprint arXiv:1201.3417*.
- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009, March). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. In *Third international AAAI conference on weblogs and social media*.
- Bernhardt, V. L. (2000). Intersections. *Journal of Staff Development*, 21(1), 33-36
- Bernhardt, V. L. (2013). *Data analysis for continuous school improvement*. Routledge.
- 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, 1-57

- Bowers, A. J., Krumm, A. E., Feng, M., & Podkul, T. (2016). Building a data analytics partnership to inform school leadership evidence-based improvement cycles. In *Annual meeting of the American Educational Research Association, Washington, DC*
- Brusilovsky, P. (1999). Adaptive and intelligent technologies for web-based education. *Ki, 13*(4), 19-25.
- Brusilovsky, P., & Miller, P. (1999). Web-based testing for distance education. In *WebNet World Conference on the WWW and Internet* (pp. 149-154). Association for the Advancement of Computing in Education (AACE).
- Buckingham Shum, S. (2012). Learning Analytics. *UNESCO Policy Brief*.
- Campbell, J. P., & Oblinger, D. G. (2007). Academic Analytics. EDUCAUSE, Washington, DC.
- Caruth, G. D. (2018). Student engagement, retention, and motivation: Assessing academic success in today's college students. *Participatory Educational Research, 5*(1), 17-30.
- Ceglar, A., & Roddick, J. F. (2006). Association mining. *ACM Computing Surveys (CSUR), 38*(2), 5-es.
- Chandrakar, O., & Saini, J. R. (2015). Predicting examination results using association rule mining. *International Journal of Computer Applications, 116*(1).
- Chauhan, N., Shah, K., Karn, D., & Dalal, J. (2019, April). Prediction of Student's Performance Using Machine Learning. In *2nd International Conference on Advances in Science & Technology (ICAST)*.
- Chen, G. D., Liu, C. C., Ou, K. L., & Liu, B. J. (2000). Discovering decision knowledge from web log portfolio for managing classroom processes by applying decision tree and data cube technology. *Journal of Educational Computing Research, 23*(3), 305-332.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly, 1165-1188*.
- Clow, D. (2013, April). MOOCs and the funnel of participation. In *Proceedings of the third international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 185-189).
- Cocca, M., & Weibelzahl, S. (2006). Can log files analysis estimate learners' level of motivation?. In *LWA* (pp. 32-35). University of Hildesheim, Institute of Computer Science.
- Cohen, L., Manion, L., & Morrison, K. (2002). *Research methods in education*. routledge.
- Cohen, L., Manion, L. & Morrison, K. (2008). *Μεθοδολογία εκπαιδευτικής έρευνας. Μεταφραστές: Σταύρος Κυρανάκης, Ματίνα Μαυράκη, Χρυσούλα Μητσοπούλου. Αθήνα: Μεταίχμιο*
- Connolly, T. M., & Begg, C. E. (2005). *Database systems: a practical approach to design, implementation, and management*. Pearson Education.
- Collins, M., Schapire, R. E., & Singer, Y. (2002). Logistic regression, AdaBoost and Bregman distances. *Machine Learning, 48*(1), 253-285.
- Crook, M. A. (2013). The risks of absolute medical confidentiality. *Science and engineering ethics, 19*(1), 107-122.
- Crossley, S., McNamara, D. S., Baker, R., Wang, Y., Paquette, L., Barnes, T., & Bergner, Y. (2015). Language to Completion: Success in an Educational Data Mining Massive Open Online Class. *International Educational Data Mining Society*.

- Crossley, S., Paquette, L., Dascalu, M., McNamara, D. S., & Baker, R. S. (2016, April). Combining click-stream data with NLP tools to better understand MOOC completion. In *Proceedings of the sixth international conference on learning analytics & knowledge* (pp. 6-14).
- Dahiya, V. (2017). Improving Teaching and Learning Outcomes: An Outlook on Data Analytics in Education. *Universal Research Reports*, 4(7), 146-151.
- Đambić, G., Krajcar, M., & Bele, D. (2016). Machine learning model for early detection of higher education students that need additional attention in introductory programming courses. *International Journal of Digital Technology & Economy*, 1(1), 1-11.
- Daniel, B. (2015). Big Data and analytics in higher education: Opportunities and challenges. *British journal of educational technology*, 46(5), 904-920.
- Daud, A., Aljohani, N. R., Abbasi, R. A., Lytras, M. D., Abbas, F., & Alowibdi, J. S. (2017, April). Predicting student performance using advanced learning analytics. In *Proceedings of the 26th international conference on world wide web companion* (pp. 415-421).
- Dawson, S., Joksimovic, S., Poquet, O., & Siemens, G. (2019, March). Increasing the impact of learning analytics. In *Proceedings of the 9th international conference on learning analytics & knowledge* (pp. 446-455).
- d Baker, R. S., Corbett, A. T., & Aleven, V. (2008, June). More accurate student modeling through contextual estimation of slip and guess probabilities in bayesian knowledge tracing. In *International conference on intelligent tutoring systems* (pp. 406-415). Springer, Berlin, Heidelberg.
- De Freitas, S., Gibson, D., Du Plessis, C., Halloran, P., Williams, E., Ambrose, M., ... & Arnab, S. (2015). Foundations of dynamic learning analytics: Using university student data to increase retention. *British journal of educational technology*, 46(6), 1175-1188.
- Del Campo-Ávila, J., Conejo, R., Triguero, F., & Morales-Bueno, R. (2015). Mining web-based educational systems to predict student learning achievements.
- Deng, M., Wuyts, K., Scandariato, R., Preneel, B., & Joosen, W. (2011). A privacy threat analysis framework: supporting the elicitation and fulfillment of privacy requirements. *Requirements Engineering*, 16(1), 3-32.
- Drachsler, H., & Greller, W. (2016, April). Privacy and analytics: it's a DELICATE issue a checklist for trusted learning analytics. In *Proceedings of the sixth international conference on learning analytics & knowledge* (pp. 89-98).
- Dutt, A., Ismail, M. A., & Herawan, T. (2017). A systematic review on educational data mining. *Ieee Access*, 5, 15991-16005.
- Emond, B., & Buffett, S. (2015). Analyzing student inquiry data using process discovery and sequence classification. *International Educational Data Mining Society*.
- Eynon, R. (2013). The rise of Big Data: what does it mean for education, technology, and media research?
- Fadiya, S. O., Saydam, S., & Chukwuemeka, E. J. (2014). Big Data in Education; Future Technology Integration. *The International Journal of Science and Technoledge*, 2(8), 65.
- Feng, J. (2019). Predicting Students' Academic Performance with Decision Tree and Neural Network.

- Ferragina, P., & Scaiella, U. (2010, October). Tagme: on-the-fly annotation of short text fragments (by wikipedia entities). In *Proceedings of the 19th ACM international conference on Information and knowledge management* (pp. 1625-1628).
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 304-317.
- Ferguson, R., & Clow, D. (2015). Examining engagement: analysing learner subpopulations in massive open online courses (MOOCs). In *Proceedings of the fifth international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 51-58).
- García, E., Romero, C., Ventura, S., & Castro, C. D. (2009). An architecture for making recommendations to courseware authors using association rule mining and collaborative filtering. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 19(1), 99-132.
- Gobert, J. D., Kim, Y. J., Sao Pedro, M. A., Kennedy, M., & Betts, C. G. (2015). Using educational data mining to assess students' skills at designing and conducting experiments within a complex systems microworld. *Thinking Skills and Creativity*, 18, 81-90.
- Graf, S., Ives, C., Lockyer, L., Hobson, P., & Clow, D. (2012, April). Building a data governance model for learning analytics. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 21-22). ACM.
- Grannell, A., Fitzpatrick, R., Fitzgerald, E., & McNulty, J. Educational Data Mining; A Case Study in Retention of Undergraduate Students in University College Cork. In *Conference on Applied Statistics in Ireland* (p. 90).
- Hämäläinen, W., Laine, T. H., & Sutinen, E. (2006). Data mining in personalizing distance education courses. *Data Mining in E-learning*, 4, 157.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier. (p.33)
- Hazelkorn, E. (2007). The impact of league tables and ranking systems on higher education decision making. *Higher education management and policy*, 19(2), 1-24.
- Hill, T., Lewicki, P., & Lewicki, P. (2006). *Statistics: methods and applications: a comprehensive reference for science, industry, and data mining*. StatSoft, Inc.
- Howard, S. K., Ma, J., & Yang, J. (2016). Student rules: Exploring patterns of students' computer-efficacy and engagement with digital technologies in learning. *Computers & Education*, 101, 29-42.
- Huebner, R. A. (2013). A Survey of Educational Data-Mining Research. *Research in higher education journal*, 19.
- Hussain, S., Dahan, N. A., Ba-Alwib, F. M., & Ribata, N. (2018). Educational data mining and analysis of students' academic performance using WEKA. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 9(2), 447-459.
- International Educational Data Mining Society. [Online]. Available: <http://www.educationaldatamining.org/>
- Jalota, C., & Agrawal, R. (2019, February). Analysis of educational data mining using classification. In *2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon)* (pp. 243-247). IEEE
- Jayaraman, J. (2020). Predicting student dropout by mining advisor notes. In *Proceedings of The 13th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2020)* (pp. 629-632).

- Jindal, R., & Borah, M. D. (2013). A survey on educational data mining and research trends. *International Journal of Database Management Systems*, 5(3), 53.
- Johnson, J. A. (2014). The ethics of big data in higher education. *International Review of Information Ethics*, 21(21), 3-10.
- Kai, S., Andres, J. M. L., Paquette, L., Baker, R. S., Molnar, K., Watkins, H., & Moore, M. (2017). Predicting Student Retention from Behavior in an Online Orientation Course. *International Educational Data Mining Society*.
- Kamal, P., & Ahuja, S. (2017). A review on prediction of academic performance of students at-risk using data mining techniques.
- Karkhanis, S. P., & Dumbre, S. S. (2015). A study of application of data mining and analytics in education domain. *International Journal of Computer Applications*, 120(22).
- Kaur, P., Singh, M., & Josan, G. S. (2015). Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector. *Procedia Computer Science*, 57, 500-508.
- Kerr, D. (2015). Using data mining results to improve educational video game design. *Journal of Educational Data Mining*, 7(3), 1-17.
- Khalilia, H., Sammar, T., & Sleet, Y. (2020). Predicting Students Performance Based on Their Academic Profile.
- Kim, J., Chern, G., Feng, D., Shaw, E., & Hovy, E. (2006). Mining and assessing discussions on the web through speech act analysis. In *Proceedings of the workshop on web content mining with human language technologies at the 5th international semantic web conference* (pp. 5-9).
- Kirkpatrick, M. (2010). Facebook's Zuckerberg says the age of privacy is over. Ανακτήθηκε 13-5-2022 από https://readwrite.com/2010/01/09/facebooks_zuckerberg_says_the_age_of_privacy_is_ov/
- Klösgen, W., & Zytkow, J. M. (2002). The knowledge discovery process. In *Handbook of data mining and knowledge discovery* (pp. 10-21).
- Koedinger, K. R., Baker, R. S., Cunningham, K., Skogsholm, A., Leber, B., & Stamper, J. A. Data Repository for the EDM community: The PSLC DataShop.
- Kolo, D. K., & Adepoju, S. A. (2015). A decision tree approach for predicting students academic performance.
- Kumar, M., Shambhu, S., & Aggarwal, P. (2016). Recognition of slow learners using classification data mining techniques. *Imperial journal of interdisciplinary research*, 2(12), 741-747.
- Lehr, S., Liu, H., Kinglesmith, S., Konyha, A., Robaszewska, N., & Medinilla, J. (2016, July). Use educational data mining to predict undergraduate retention. In *2016 IEEE 16th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)* (pp. 428-430). IEEE.
- Li, Y., Sun, J., & Qiang, W. (2015). Application of data mining in personalized remote distance education web system. *The Open Cybernetics & Systemics Journal*, 9(1).
- Liu, H., & Singh, P. (2004). ConceptNet—a practical commonsense reasoning tool-kit. *BT technology journal*, 22(4), 211-226.
- Luan, J. (2002). Data Mining and Knowledge Management in Higher Education-Potential Applications.

- MacNeill, S., Campbell, L. M., & Hawksey, M. (2014). Analytics for education. *Reusing Open Resources: Learning in Open Networks for Work, Life and Education*, 154.
- Malvandi, S., & Farahi, A. (2015). Provide a method for increasing the efficiency of learning management systems using educational data mining. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(28), 1.
- Manjarres, A. V., Sandoval, L. G. M., & Suárez, M. S. (2018). Data mining techniques applied in educational environments: Literature review. *Digital Education Review*, (33), 235-266.
- Marbouti, F., Diefes-Dux, H. A., & Madhavan, K. (2016). Models for early prediction of at-risk students in a course using standards-based grading. *Computers & Education*, 103, 1-15.
- Marquez-Vera, C., Romero, C., & Ventura, S. (2010, June). Predicting school failure using data mining. In *Educational Data Mining 2011*.
- Mason, J. (2003). Η διεξαγωγή της κοινωνικής έρευνας. Αθήνα: Ελληνικά γράμματα
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard business review*, 90(10), 60-68.
- Mengash, H. A. (2020). Using data mining techniques to predict student performance to support decision making in university admission systems. *IEEE Access*, 8, 55462-55470.
- Mihaescu, M. C., Popescu, P. S., & Ionascu, C. M. (2015). Intelligent Tutor Recommender System for On-Line Educational Environments. In *EDM* (pp. 516-519).
- Minaei-Bidgoli, B., & Punch, W. F. (2003, July). Using genetic algorithms for data mining optimization in an educational web-based system. In *Genetic and evolutionary computation conference* (pp. 2252-2263). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Moore, R. L. (2019). The Role of Data Analytics in Education: Possibilities & Limitations.
- Mousa, H., & Maghari, A. Y. (2017). School Students' Performance Predication Using Data Mining Classification. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 6(8).
- Mueen, A., Zafar, B., & Manzoor, U. (2016). Modeling and Predicting Students' Academic Performance Using Data Mining Techniques. *International journal of modern education & computer science*, 8(11).
- Muthuraman, S. DATA ANALYTICS TO IMPROVE EDUCATION—A SURVEY.
- Nemati, H. R., & Barko, C. D. (2004). Organizational Data Mining (ODM): An Introduction.
- Nikolovski, V., Mishkovski, I., Stojanov, R., & Chorbev, I. (2015). Educational Data Mining: Case Study for Predicting Student Dropout in Higher Education. In *Proceedings of the 12th International Conference on Informatics and Information Technologies*.
- Nissenbaum, H. (2009). *Privacy in context: Technology, policy, and the integrity of social life*. Stanford University Press.
- Núñez Cardenas, F. D. J., Hernández Camacho, J., Tomas Mariano, V. T., & Felipe Redondo, A. M. (2015). Application of Data Mining to describe Multiple Intelligences in University Students. *International Journal of Combinatorial Optimization Problems and Informatics*, 6(1), 20-30.
- Okubo, F., Yamashita, T., Shimada, A., & Ogata, H. (2017, March). A neural network approach for students' performance prediction. In *Proceedings of the seventh international learning analytics & knowledge conference* (pp. 598-599).

- Ortiz-Lozano, J. M., Rúa-Vieites, A., Bilbao-Calabuig, P., & Casadesús-Fa, M. (2018). University student retention: Best time and data to identify undergraduate students at risk of dropout. *Innovations in education and teaching international*.
- Osmanbegovic, E., & Suljic, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. *Economic Review: Journal of Economics and Business*, 10(1), 3-12.
- Palomo-Duarte, M., Berns, A., Yañez Escolano, A., & Doderó, J. M. (2019). Clustering analysis of game-based learning: Worth it for all students?. *Journal of Gaming & Virtual Worlds*, 11(1), 45-66.
- Papamitsiou, Z., & Economides, A. A. (2014). Learning analytics and educational data mining in practice: A systematic literature review of empirical evidence. *Journal of Educational Technology & Society*, 17(4), 49-64.
- Patidar, P., Dangra, J., & Rawar, M. K. (2015). Decision tree C4. 5 algorithm and its enhanced approach for educational data mining. *Engineering Universe for Scientific Research and Management*, 7(2).
- Pattanaphanchai, J., Leelertpanyakul, K., & Theppalak, N. (2019). The investigation of student dropout prediction model in thai higher education using educational data mining: A case study of faculty of science, prince of songkla uni-versity. *Journal of University of Babylon for Pure and Applied Sciences*, 27(1), 356-367.
- Pardo, A., & Siemens, G. (2014). Ethical and privacy principles for learning analytics. *British Journal of Educational Technology*, 45(3), 438-450
- Pareek, A. (2013). Efficient data mining techniques for application in elementary educational system with special reference to out of school children.
- Peral, J., Maté, A., & Marco, M. (2017). Application of data mining techniques to identify relevant key performance indicators. *Computer Standards & Interfaces*, 54, 76-85.
- Pérez, B., Castellanos, C., & Correal, D. (2018, May). Predicting student drop-out rates using data mining techniques: A case study. In *IEEE Colombian Conference on Applications in Computational Intelligence* (pp. 111-125). Springer, Cham.
- Picciano, A. G. (2012). The evolution of big data and learning analytics in American higher education. *Journal of asynchronous learning networks*, 16(3), 9-20.
- Raju, D., & Schumacker, R. (2015). Exploring student characteristics of retention that lead to graduation in higher education using data mining models. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 16(4), 563-591.
- Rakotamalala, R. (2005). TANAGRA: a free software for research and academic purposes. *Proceedings of EGC'2005, RNTI-E-3, vol. 2*, pp.697-702.
- Ramesh, V. A. M. A. N. A. N., Parkavi, P., & Ramar, K. (2013). Predicting student performance: a statistical and data mining approach. *International journal of computer applications*, 63(8).
- Ranjan, J., & Malik, K. (2007). Effective educational process: a data-mining approach. *Vine*.
- Ranjan, J., & Ranjan, R. (2010). Application of data mining techniques in higher education in India. *Journal of Knowledge Management Practice*, 11(1), 1-9.
- Ray, S., & Saeed, M. (2018). Applications of Educational Data Mining and Learning Analytics Tools in Handling Big Data in Higher Education. In *Applications of Big Data Analytics* (pp. 135-160). Springer, Cham.

- Robson, C. (2007). Η έρευνα του πραγματικού κόσμου. Αθήνα: Gutenberg.
- Rodrigo, M., Mercedes, T., d Baker, R. S., McLaren, B. M., Jayme, A., & Dy, T. T. (2012). Development of a Workbench to Address the Educational Data Mining Bottleneck. *International Educational Data Mining Society*.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert systems with applications*, 33(1), 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.
- Romero, C., & Ventura, S. (2010). Educational data mining: a review of the state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 40(6), 601-618.
- Romero, C., & Ventura, S. (2013). Data mining in education. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 3(1), 12-27.
- Romero, C., Romero, J. R., & Ventura, S. (2014). A survey on pre-processing educational data. In *Educational data mining* (pp. 29-64). Springer, Cham.
- Romero, C., & Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(3), e1355.
- Saa, A. A. (2016). Educational data mining & students' performance prediction. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(5), 212-220.
- Salloum, S. A., Alshurideh, M., Elnagar, A., & Shaalan, K. (2020, April). Mining in educational data: review and future directions. In *Joint European-US Workshop on Applications of Invariance in Computer Vision* (pp. 92-102). Springer, Cham.
- Sana, B., Siddiqui, I. F., & Arain, Q. A. (2019). Analyzing students' academic performance through educational data mining.
- Sara, N. B., Halland, R., Igel, C., & Alstrup, S. (2015). High-school dropout prediction using machine learning: A Danish large-scale study. In *ESANN 2015 proceedings, European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence* (pp. 319-24).
- Schwartz, P. M. (2011). Privacy, ethics, and analytics. *IEEE security & privacy*, 9(3), 66-69.
- Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5), 30.
- Shana, Z., & Abdulla, S. (2015). Educational data mining: an intelligent system to predict student graduation agpa. *International Review on Computers and Software (IRECOS)*, 10(6), 593-601.
- Shukor, N. A., Tasir, Z., & Van der Meijden, H. (2015). An examination of online learning effectiveness using data mining. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 172, 555-562.
- Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5), 30.
- Siemens, G. (2013). Learning analytics: The emergence of a discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400.
- Silver, C., Lewins, A. (2018). Ποιοτική Έρευνα Υποστηριζόμενη από Λογισμικά: Ένας Οδηγός Βήμα προς Βήμα, Εκδόσεις: Liberal Books, σελ. 426, Πρώτη έκδοση: Sage Publishing 2014, ISBN:978-618-5012-38-0.

- Slater, S., Joksimović, S., Kovanovic, V., Baker, R. S., & Gasevic, D. (2017). Tools for educational data mining: A review. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 42(1), 85-106
- Soni, A., Kumar, V., Kaur, R., & Hemavathi, D. (2018). Predicting student performance using data mining techniques. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 119(12), 221-227.
- Spence, R. (2001). *Information visualization* (Vol. 1). New York: Addison-Wesley.
- Sprenger, P. (1999). Sun on privacy: "get over it". *Wired Magazine*. Ανακτήθηκε 13-5-2022 από <https://www.wired.com/1999/01/sun-on-privacy-get-over-it/>
- Svensson, S., & Hansson, S. O. (2007). Protecting people in research: a comparison between biomedical and traffic research. *Science and engineering ethics*, 13(1), 99-115.
- Tsantis, L., & Castellani, J. (2001). Enhancing learning environments through solution-based knowledge discovery tools: Forecasting for self-perpetuating systemic reform. *Journal of Special Education Technology*, 16(4), 39-52.
- Ueno, M. (2004, August). Data mining and text mining technologies for collaborative learning in an ILMS" Ssamurai". In *IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 2004. Proceedings*. (pp. 1052-1053). IEEE.
- Vandamme, J. P., Meskens, N., & Superby, J. F. (2007). Predicting academic performance by data mining methods. *Education Economics*, 15(4), 405.
- Van Wel, L., & Royakkers, L. (2004). Ethical issues in web data mining. *Ethics and Information Technology*, 6(2), 129-140.
- Vedder, A. (1999). KDD: The challenge to individualism. *Ethics and Information Technology*, 1(4), 275-281.
- Vialardi-Sacín, C., Shaftr, L., Braver, J., & Ortigosa, A. (2009). *Recommendation in higher education using data mining techniques*. Universidad de Cordoba.
- Villwock, R., Appio, A., & Andreta, A. A. (2015). Educational data mining with focus on dropout rates. *International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS)*, 15(3), 17.
- Visalaxi, S., Usha, S., & Poonkuzhali, S. (2015). Efficient Classifier For Predicting Students Knowledge Level Using Data mining Techniques. *International Journal of Advance Research In Science And Engineering Vol*, (4).
- Waheed, H., Hassan, S. U., Aljohani, N. R., Hardman, J., Alelyani, S., & Nawaz, R. (2020). Predicting academic performance of students from VLE big data using deep learning models. *Computers in Human behavior*, 104, 106189.
- West, D. M. (2012). Big data for education: Data mining, data analytics, and web dashboards. *Governance studies at Brookings*, 4(1), 1-10.
- Yaacob, W. W., Sobri, N. M., Nasir, S. M., Norshahidi, N. D., & Husin, W. W. (2020, March). Predicting student drop-out in higher institution using data mining techniques. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1496, No. 1, p. 012005). IOP Publishing.
- Yehuala, M. A. (2015). Application of data mining techniques for student success and failure prediction (The Case Of Debre_Markos University). *International journal of scientific & technology research*, 4(4), 91-94.
- Zwitter, A. (2014). Big data ethics. *Big Data & Society*, 1(2), 2053951714559253.

Ελληνόγλωσση Βιβλιογραφία

- Βάμβουκας, Μ. (1998). Εισαγωγή στην ψυχοπαιδαγωγική έρευνα και μεθοδολογία. Αθήνα: Γρηγόρης.
- Γαλάνης, Π. (2017). Βασικές αρχές της ποιοτικής έρευνας στις επιστήμες υγείας. *Archives of Hellenic Medicine/Arheia Ellenikes Iatrikes*, 34(6).
- Ίσαρη, Φ., & Πουρκός, Μ. (2016). Ποιοτική μεθοδολογία έρευνας. *Copyright© ΣΕΑΒ*.
- Καραγιάννη, Μ., Παπαδογιάννη, Ε. & Φεσάκης, Γ. (2020). Η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων ως ερευνητική μέθοδος στην Εκπαιδευτική Επικοινωνία. Στο Α. Θ. Κοντάκος & Π. Ι. Σταμάτης (Επ. Επιμ.), *Επικοινωνία και Εκπαίδευση*, τ. 3, Θέματα Θεωρίας και Ερευνητικής Μεθοδολογίας της Επικοινωνίας στην Εκπαίδευση (σ. 95-120). Αθήνα: Διάδραση. ISBN: ISBN: 978-960-9541-10-7
- Mantzoukas, S. (2007). Ποιοτική έρευνα σε έξι εύκολα βήματα. *Qualitative research in six easy steps. Epistemology, methods and presentation*'], *Nursery Review*, 46, 1, 236-246.
- Μπονίδης, Κ. (2004). Το περιεχόμενο του σχολικού βιβλίου ως αντικείμενο έρευνας. Διαχρονική εξέταση της σχετικής έρευνας και μεθοδολογικές προσεγγίσεις. *Αθήνα: Μεταίχμιο*
- Παπαναστασίου, Έ. Κ., & Παπαναστασίου, Κ. (2014). Μεθοδολογία εκπαιδευτικής έρευνας. Λευκωσία 2005
- Παρασκευοπούλου-Κόλλια, Ε. Α. (2019). Μεθοδολογία ποιοτικής έρευνας: συνεντεύξεις και συνεντεύξεις μέσω διαδικτύου. *Ανοικτή Εκπαίδευση: το περιοδικό για την Ανοικτή και εξ Αποστάσεως Εκπαίδευση και την Εκπαιδευτική Τεχνολογία*, 15(2), 24-37.
- Τσιώλης, Γ. (2011). Η σχέση ποιοτικής και ποσοτικής έρευνας στις κοινωνικές επιστήμες: Από την πολεμική των «παραδειγμάτων» στις συνθετικές προσεγγίσεις. *Δαφέρμος, Μ. Σαματάς, Μ. Κουκουριτάκης, Σ. Χιωτάκης (επιμ.) Οι κοινωνικές επιστήμες στον 21ο αιώνα: Επίμαχα θέματα και προκλήσεις. Εκδόσεις Πεδίο*, 56-84.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

ΔΗΜΟΓΡΑΦΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ

1. ΦΥΛΟ: Άνδρας Γυναίκα
2. ΕΙΔΙΚΟΤΗΤΑ:
3. ΕΠΙΠΛΕΟΝ ΣΠΟΥΔΕΣ: Διδακτορικό Δίπλωμα Μεταπτυχιακό Δίπλωμα
Δεύτερο πτυχίο
4. ΧΡΟΝΙΑ ΥΠΗΡΕΣΙΑΣ: 0-5 6-11 12-17 18-23 24-29 πάνω από 30
5. ΥΠΗΡΕΣΙΑ:
 Πρωτοβάθμια/Δευτεροβάθμια Εκπαίδευση
 Μεταδευτεροβάθμια/Τριτοβάθμια Εκπαίδευση
6. ΘΕΣΗ:
 Διευθυντής-ρια/Υποδιευθυντής-ρια Εκπαιδευτικός

ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΟ ΘΕΜΑ ΚΑΙ ΤΟ ΣΚΟΠΟ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ

ΕΡΩΤΗΣΗ 1: Γνωρίζετε για την Ανάλυση Δεδομένων? Έχετε ακούσει για την Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM)?

ΕΡΩΤΗΣΗ 2: Ποια δεδομένα θεωρείτε ότι είναι εκπαιδευτικά δεδομένα?

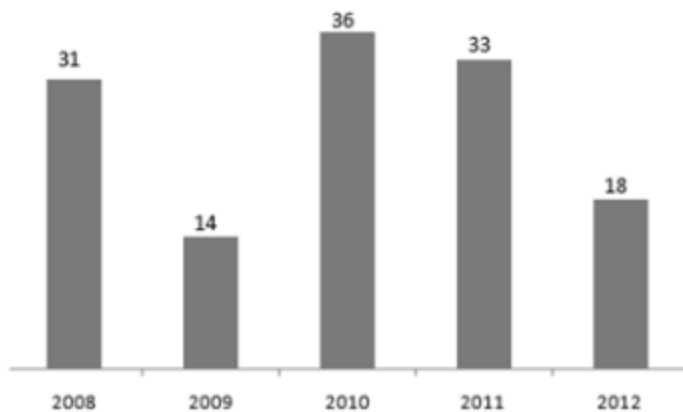
ΜΕΛΕΤΕΣ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ

Μελέτη Περίπτωσης 1 (Πρόβλεψη Διαρροής Μαθητών)

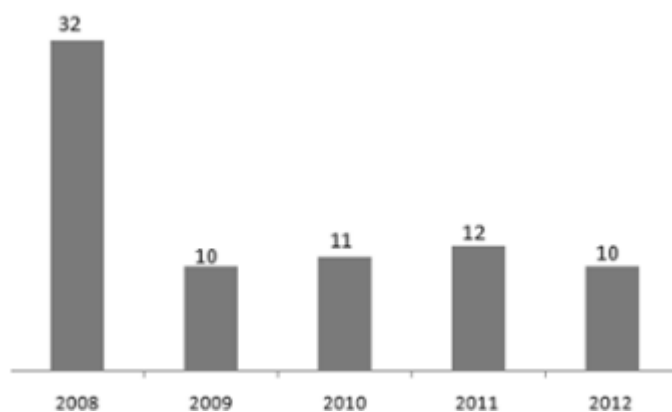
Άρθρο: *Educational Data Mining with Focus on Dropout Rates (Villwock et al., 2015)*

Λίγα Λόγια για το άρθρο: Το τμήμα Μαθηματικών του πανεπιστημίου της Βραζιλίας *Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE*, θέλει να προσδιορίσει τα ποσοστά εγκατάλειψης φοιτητών καθώς και τους παράγοντες που συμβάλλουν σε αυτή την απόφαση.

ΕΡΩΤΗΣΗ 3: Τι παρατηρείτε (συμπεραίνετε) από τα 2 σχήματα (Σχήμα 1 & Σχήμα 2)



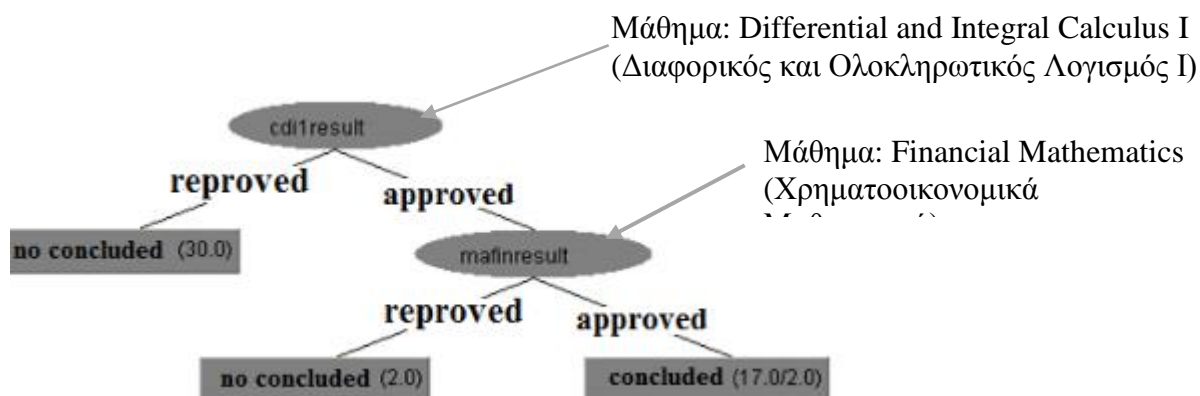
Σχήμα 1: Αριθμός φοιτητών που εγκατάλειψαν τις σπουδές τα τελευταία 5 χρόνια



Σχήμα 2: Αριθμός φοιτητών που αποφοίτησαν τα τελευταία 5 χρόνια

ΕΡΩΤΗΣΗ 4: Τι αποκωδικοποιείτε (καταλαβαίνετε/ ερμηνεύετε) από τα Σχήματα 3 & 4? Τι κανόνες / συμπεράσματα εξάγετε?

Βάση Δεδομένων 1: Τα δεδομένα περιέχουν μόνο τις πληροφορίες σχετικά με τα μαθήματα που παρακολούθηθηκαν στο πρώτο έτος (2013) του Major. Η βάση δεδομένων σχηματίστηκε από 49 μαθητές και πέντε μεταβλητές. Σε αυτή τη βάση δεδομένων δεν υπήρχαν συσχετισμένες μεταβλητές



Σχήμα 3: Μέθοδος Ταξινόμησης/ Τεχνική Δέντρο Αποφάσεων

Βάση Δεδομένων 2: περιέχει κοινωνικοοικονομικές πληροφορίες όπως οικογενειακό εισόδημα, εγχώριο προϋπολογισμό, έξοδα με το πανεπιστήμιο, πόλη κατοικίας, στέγαση, μεταξύ άλλων. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν μέσω ερωτηματολογίου φοιτητών που γράφτηκαν στη Σχολή το 2012 και αυτών που εγκατέλειψαν το 2012



Σχήμα 4: Μέθοδος Ταξινόμησης/ Τεχνική Δέντρο Αποφάσεων

ΕΡΩΤΗΣΗ 5: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνετε για να βοηθήσετε στη μείωση του ποσοστού εγκατάλειψης των φοιτητών της σχολής σας?

Μελέτη Περίπτωσης 2 (Πρόβλεψη επίδοσης)

Άρθρο: Predicting examination results using association rule mining (Chandrakar & Sain, 2015)

Λίγα Λόγια για το άρθρο: Ένα ινστιτούτο, στο Γκουτζαράτ της Ινδίας, προσφέρει μαθήματα προπτυχιακού επιπέδου και θέλει να βοηθήσει τους μαθητές του να βελτιώσουν τη συνολική τους επίδοση. Για το λόγο αυτό στην παρούσα έρευνα έγινε προσπάθεια να προσδιοριστούν οι συσχετίσεις των επιδόσεων των μαθητών σε διαφορετικά μαθήματα με σκοπό την πρόβλεψη του αποτελέσματος της επικείμενης εξέτασης.

ΕΡΩΤΗΣΗ 6: Τι αποκωδικοποιείτε (συμπεραίνετε) από τους κανόνες συσχέτισης που εξαγονται?

Τα δεδομένα είναι οι βαθμοί σε καθένα από τα 6 μαθήματα του 1^{ου} και 2^{ου} εξαμήνου. Το σύνολο δεδομένων περιέχει 119 εγγραφές, με 13 χαρακτηριστικά η κάθε μια.

Για την εξόρυξη των κανόνων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Κανόνων Συσχέτισης με τον αλγόριθμο Apriori.

Κανόνες Συσχέτισης

1. Εάν ένας φοιτητής αποτύχει στο μάθημα «Εισαγωγή στον Προγραμματισμό Υπολογιστών» και στο μάθημα «Μεθοδολογία Προγραμματισμού Υπολογιστών» στο 1ο εξάμηνο, είναι πιθανό να αποτύχει στη «Γλώσσα Προγραμματισμού C»
2. Εάν ένας φοιτητής αποτύχει στα «Μαθηματικά-1» στο 1ο εξάμηνο, είναι πιθανό να αποτύχει στη «Γλώσσα Προγραμματισμού C»
3. Εάν ένας φοιτητής αποτύχει στα «Μαθηματικά-1» στο 1ο εξάμηνο, είναι πιθανό να αποτύχει στο «Σύστημα Διαχείρισης Βάσεων Δεδομένων»
4. Εάν ένας φοιτητής αποτύχει στον «Προγραμματισμό και τη Μεθοδολογία Προγραμματισμού Υπολογιστών» στο 1ο εξάμηνο, είναι πιθανό να αποτύχει στη «Γλώσσα Προγραμματισμού C»
5. Εάν ένας φοιτητής αποτύχει στην «Εισαγωγή στον υπολογιστή» 1ου εξαμήνου, είναι πιθανό να αποτύχει στη «Γλώσσα Προγραμματισμού C»

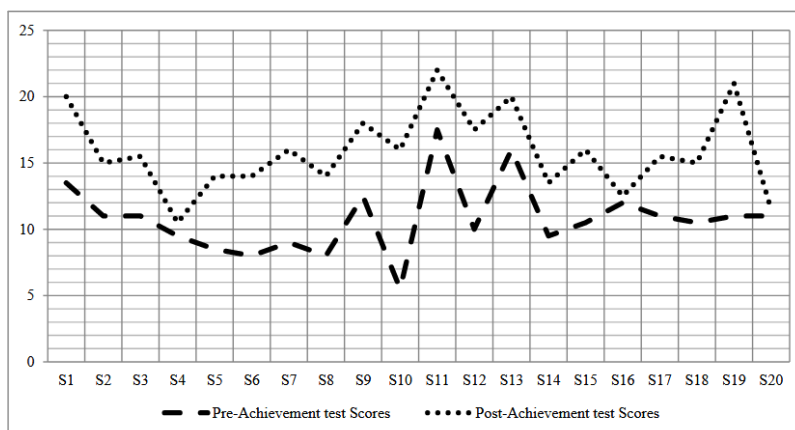
ΕΡΩΤΗΣΗ 7: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε τους μαθητές που κινδυνεύουν να αποτύχουν σε κάποιο μάθημα?

Μελέτη Περίπτωσης 3 (Πρόβλεψη Απόδοσης, Μοντελοποίηση Μαθητών, Σχεδιασμός/Βελτίωση προγραμμάτων)

Άρθρο: An examination of online learning effectiveness using data mining (Shukor et al., 2015)

Λίγα Λόγια για το άρθρο: Στο άρθρο αυτό αξιολογείται η μαθησιακή αποτελεσματικότητα ενός διαδικτυακού συνεργατικού μαθησιακού περιβάλλοντος με βάση τα αρχεία καταγραφής των μαθητών καθώς και τις βαθμολογίες των τεστ μαθησιακών επιτευγμάτων τους. Αναλύθηκαν τα δεδομένα 20 προπτυχιακών φοιτητών που εγγράφηκαν στο μάθημα Ανάπτυξη Πολυμέσων μέσω Διαδικτύου και χρησιμοποιούν τη διαδικτυακή μάθηση ως μέρος των απαιτήσεων των μαθημάτων τους.

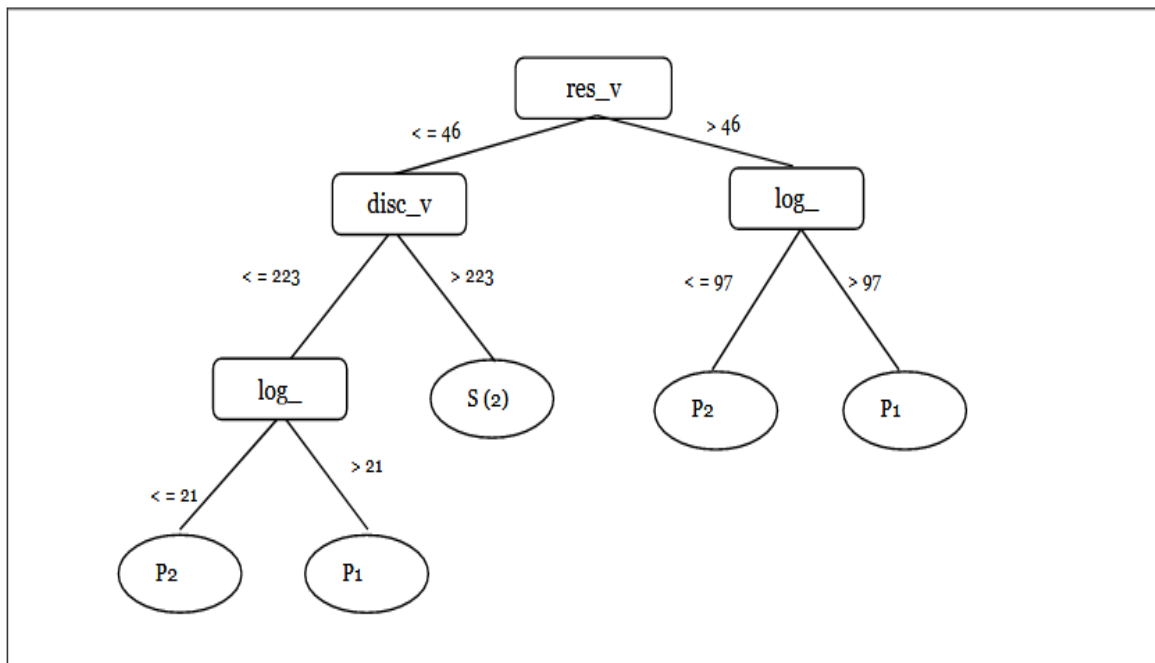
ΕΡΩΤΗΣΗ 8: Τι παρατηρείτε (συμπεραίνετε) από το Σχήμα 5?



Σχήμα 5: Κατανομή βαθμολογίας μαθητών πριν και μετά τη διαδικτυακή συνεργατική μάθηση

ΕΡΩΤΗΣΗ 9: Τι αποκωδικοποιείτε (καταλαβαίνετε/ ερμηνεύετε) από το σχήμα 6? Τι συμπεράσματα εξάγατε?

Για την εξόρυξη των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν τα αρχεία καταγραφής των διαδικτυακών δραστηριοτήτων όπως η συχνότητα σύνδεσης στις συνεδρίες μάθησης/διαδικτυακό χώρο συνεργατικής μάθησης (*log_*), η προβολή συζητήσεων (*disc_v*), η προβολή υποστηρικτικού εκπαιδευτικού υλικού (*res_v*), η δημοσίευση σχολίου κατά τη συνεργασία (*post_c*) και το μαθησιακό επίτευγμα (*P2*= βελτίωση, *P1*=εξαιρετική βελτίωση, *S*=στατικός). Τα αρχεία καταγραφής των μαθητών αναλύθηκαν εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο C4.5 για την παραγωγή ενός δέντρου αποφάσεων που δείχνει πώς η διαδικτυακή συνεργατική μάθηση επηρεάζει τα επιτεύγματα των μαθητών.



Σχήμα 6: Σύνοψη των δραστηριοτήτων των μαθητών κατά τη διάρκεια της διαδικτυακής συνεργατικής μάθησης

ΕΡΩΤΗΣΗ 10: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε τους μαθητές που κινδυνεύουν να αποτύχουν σε κάποιο μάθημα?

ΓΕΝΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

ΕΡΩΤΗΣΗ 11: Τα αποτελέσματα των ερευνών που σας παρουσιάστηκαν σας φάνηκαν αξιόπιστα, πιστευτά, διαισθητικά πιστευτά, χρήσιμα, κάτι άλλο?

ΕΡΩΤΗΣΗ 12: Πιστεύετε ότι θα ήταν χρήσιμη η μέθοδος EDM

- στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον γενικά (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)
- στο δικό σας, ειδικότερα (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)

ΕΡΩΤΗΣΗ 13: Πως θα σας βοηθούσε η εφαρμογή της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων EDM?

ΕΡΩΤΗΣΗ 14: Ήταν κατανοητές οι απεικονίσεις των δεδομένων? Ποιο γράφημα/τεχνική σας φάνηκε περισσότερο κατανοητή (Δέντρο αποφάσεων, κανόνες συσχέτισης, γραφήματα)

ΕΡΩΤΗΣΗ 15: Βρίσκετε ότι υπάρχουν οφέλη από την αξιοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων? Με ποιους τρόπους θα αξιοποιούσατε την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων στο εκπαιδευτικό περιβάλλον? (Τι θα θέλατε να μάθετε ώστε η ανάλυση των εκπαιδευτικών δεδομένων να σας βοηθήσει στη λήψη απόφαση?)

ΕΡΩΤΗΣΗ 16:

- a) Τελικά θα μπορούσαν οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί/ στελέχη εκπαίδευσης) να λάβουν αποφάσεις με βάση την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων?
 - i) Σε ατομικό επίπεδο (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)
 - ii) Γενικά, οι συνάδελφοί σας (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)
- b) Πόσο εύκολο θα είναι να αναπτυχθεί η συνήθεια χρήσης των δεδομένων για τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό και την βελτίωση του? Που πιστεύετε ότι θα υπάρξουν/συναντήσετε δυσκολίες?

ΕΡΩΤΗΣΗ 17:

- a) Γνωρίζετε αν χρησιμοποιείται η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στη λήψη αποφάσεων από τους:
 - i) Υπεύθυνους χάραξης πολιτικής (ΝΑΙ, ΟΧΙ, ΙΣΩΣ, ΔΕΝ ΞΕΡΩ)
 - ii) Στελέχη εκπαίδευσης (Προϊστάμενοι/Διευθυντές κ.λπ.) (ΝΑΙ, ΟΧΙ, ΙΣΩΣ, ΔΕΝ ΞΕΡΩ)
 - iii) Εκπαιδευτικούς (ΝΑΙ, ΟΧΙ, ΙΣΩΣ, ΔΕΝ ΞΕΡΩ)
- b) Σε ποιο βαθμό θα έπρεπε να εφαρμόζεται η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στη λήψη αποφάσεων από τους:
 - i) Υπεύθυνους χάραξης πολιτικής (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)
 - ii) Στελέχη εκπαίδευσης (Προϊστάμενοι/Διευθυντές κ.λπ.) (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)
 - iii) Εκπαιδευτικούς (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)

ΕΡΩΤΗΣΗ 18: Θέματα ιδιωτικότητας και δεοντολογίας. Πόσο εύκολη, πιστεύετε ότι είναι η διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων? Ποιοι οι κίνδυνοι/φοβίες? Τι πρέπει να προσέξουμε?

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

ΕΡΩΤΗΣΗ 1: Γνωρίζετε τι είναι η Ανάλυση Δεδομένων? Έχετε ακούσει για την Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων (EDM)?

No1: Όχι.

No2: Επεξεργάζεσαι / Αναλύεις τα δεδομένα μιας έρευνας. Όχι

No3: Γνωρίζω κάποια πράγματα γιατί χρησιμοποιώ data analytics σε κάποιες δουλειές μου, αλλά δεν ήξερα για την εφαρμογή τους στην εκπαίδευση.

No4: Για στατιστική χρήση.

No5: Έρευνα για να βγάλεις κάποια συμπεράσματα, κάποια γραφήματα, συσχετισμός μεταβλητών.

No6: Όχι, αλλά φαντάζομαι κάποια επεξεργασία στα δεδομένα για να πάρω κάποια συμπεράσματα.

No7: Ανάλυση Δεδομένων ξέρω τι είναι και το Data Mining. Έχω παρακολουθήσει κάποιο σεμινάριο για το Data Mining και έχω ασχοληθεί ελάχιστα με αυτή την τεχνολογία.

No8: Γνωρίζω για την ανάλυση δεδομένων. όχι για το DM.

No9: Όχι.

No10: Όχι.

No11: Όχι, αλλά θα έλεγα ότι μέσω των δεδομένων θα βγάλω κάποια συμπεράσματα.

No12: Δεν γνωρίζω κάτι σχετικό. Μπορώ όμως να φανταστώ, δηλαδή να προχωρήσω σε ένα σκεπτικό ότι αναλύω δεδομένα τα οποία μπορούν να αφορούν είτε την επίδοση των μαθητών, είτε τη συμπεριφορά τους μέσα από τις ποινές/τα μέτρα, τη διαρροή των μαθητών πόσοι ολοκλήρωσαν ή όχι τη φοίτηση και φυσικά όλα τα δεδομένα που υπάρχουν σε βάσεις δεδομένων όπως πχ το myschool.

No13: Κάποια δεδομένα που αφορούν το σχολείο και μπορούμε να τα επεξεργαστούμε για να πάρουμε κάποια συμπεράσματα.

No14: Κάποια στοιχεία τα οποία θα μελετηθούν ποσοτικά και ποιοτικά, με κάποια υπολογιστικά φύλλα, όπου από εκεί θα βρεθούν κάποια συμπεράσματα

No15: Όχι.

No16: Δεν γνωρίζω ακριβώς αλλά μπορώ να φανταστώ. Έχεις ένα θέμα, κάνεις κάποιες ερωτήσεις, παίρνεις κάποια δεδομένα και μετά εσύ τα ομαδοποιείς, τα κατηγοριοποιείς, προσπαθείς να βγάλεις ένα κοινό παρονομαστή, να καταλάβεις περί τίνος πρόκειται. Έχω ακούσει τον όρο DM αλλά δεν έχω ασχοληθεί καθόλου, δεν γνωρίζω.

No17: Όχι.

No18: Όχι.

No19: Λίγα πράγματα. Φαντάζομαι κάτι αντίστοιχο με την εξόρυξη πετρωμάτων. Συλλέγεις τα δεδομένα και με κάποιον τρόπο να τα επεξεργαστείς...

No20: Όχι, όχι. Αν σκεφτόμουν θα έλεγα να συλλέξω κάποια στοιχεία προκειμένου να τα επεξεργαστώ για να βγάλω κάποιο συμπέρασμα.

No21: Ναι, έχω υπόψη μου τις έννοιες αυτές.

ΕΡΩΤΗΣΗ 2: Ποια δεδομένα θεωρείτε ότι είναι εκπαιδευτικά δεδομένα?

No1: Αριθμός φοιτητών/μαθητών, επιδόσεις, παρουσίες.

No2: Αριθμός μαθητών, επιδόσεις, πλήθος εκπαιδευτικών, προσόντα εκπαιδευτικών.

No4: Βαθμοί, απουσίες, δημογραφικά δεδομένα μαθητών.

No5: Απόδοση μαθητών, φοίτηση μαθητών, τρόποι διδασκαλίας, μεθοδολογία, κοινωνικά κριτήρια.

No6: Δεδομένα μαθητών, εκπαιδευτικών, διοίκησης, μαθημάτων, δημογραφικά.

No7: Οτιδήποτε αφορά την εκπαίδευση, βαθμοί, διδακτική μεθοδολογία. Έχουμε τα προσωπικά δεδομένα, αυτά που είναι ήδη χαρακτηρισμένα εγώ δεν τα θεωρώ εκπαιδευτικά, εκπαιδευτικά θεωρώ αυτά που αφορούν αποκλειστικά την εκπαίδευση.... Άρα όλα τα δεδομένα τα οποία μπορούν να συσχετιστούν με την εκπαίδευση

No8: Μορφές αξιολόγησης μαθήματος, μεθοδολογίας, καθηγητών, τεστ/ ασκήσεις/ διαγωνίσματα, ερωτηματολόγια, βαθμοί, παρουσίες.

No9: Υψηλότητα, γνώση γλώσσας, ειδικές μαθησιακές ανάγκες/ δυσκολίες, απουσίες, βαθμολογίες, επιμόρφωση καθηγητών, εργασιακή εμπειρία, κοινωνικά κριτήρια, υποδομή κτιρίου, εξοπλισμός, πόροι.

No10: Οτιδήποτε έχει να κάνει με την εκπαιδευτική διαδικασία, τη θέση του εκπαιδευτικού, τη σχέση εκπαιδευτικού-μαθητών, τη διαδικασία μέσα στην τάξη, τη δομή και τη διοίκηση της εκπαίδευσης, όλα αυτά πιστεύω ότι είναι τα εκπαιδευτικά δεδομένα. Όλα αυτά που διαμορφώνουν το εκπαιδευτικό τοπίο.

No11: Οτιδήποτε υπάρχει και χρησιμοποιεί η εκπαιδευτική μονάδα (καθηγητές, μαθητές, βαθμοί, απουσίες, αξιολόγηση κλπ).

No12: Η βαθμολογία, ιδιαίτερα αν η βαθμολογία ήταν περιγραφική θα μπορούσαμε να αντλούσαμε περισσότερα δεδομένα, οι απουσίες, το κοινωνικό επίπεδο της οικογένειας του μαθητή, οικονομικό επίπεδο, το μορφωτικό επίπεδο των γονέων, η περιοχή που μένει, τα γνωστικά του κενά, ο συναισθηματικός του κόσμος, οι εμπειρίες του, τα πάντα, όσα μπορούμε περισσότερα να καταγράψουμε, αν και αυτά θεωρούνται προσωπικά δεδομένα. Θα μπορούσε ένας μαθητής από τη στιγμή που εγγράφεται να υπάρχει ένα ερωτηματολόγιο ηλεκτρονικό, όπου θα καταχωρεί εκεί αυτά τα οποία του ζητώνται. Οπότε θα μπορούσαμε να αντλήσουμε πληροφορίες για προηγούμενες εμπειρίες του αν έχει πέσει θύμα bullying, αν αισθάνεται καλά στο σπίτι, και θα απαντούσε μόνος του, χωρίς να ξέρει ότι αυτά τα δεδομένα μπορούν αργότερα να αξιοποιηθούν, να μπουν σαν δεδομένα σε κάποιον αλγόριθμο και να βγουν κάποια συμπεράσματα για τον μαθητή. Όταν μιλάμε για εκπαιδευτικά δεδομένα μιλάμε για όλα τα μέλη της εκπαιδευτικής κοινότητας και για τους εκπαιδευτικούς, για τα μέλη ΕΒΠ, παράλληλης στήριξης κλπ.

No13: Οτιδήποτε βρίσκετε στο εκπαιδευτικό ίδρυμα και μπορεί να επηρεάσει τη διαδικασία μάθησης.

No14: Βαθμοί, γνωστικό επίπεδο μαθητών, απουσίες, περιοχή σχολείου.

No15: Οτιδήποτε παρουσιάζει ο μαθητής μέσω του οποίου παίρνουμε ανατροφοδότηση για τη διδασκαλία, τις ασκήσεις, βαθμοί, τεστ, απουσίες.

No16: Δεδομένα σχετικά με το μαθητή ή με τον καθηγητή.

No17: Στοιχεία φοίτησης, επίδοσης, εκπαιδευτικές δραστηριότητες, πρόγραμμα σπουδών.

No18: Δεδομένα μαθητή, προσωπικού, πόροι, υποδομές, βαθμοί, παρουσίες, διδακτικές μέθοδοι.

No19: Πρόγραμμα σπουδών, αξιολόγηση μαθητών-εκπαιδευτικών-σχ.μονάδα, επιμόρφωση εκπαιδευτικών, βαθμοί, απουσίες, σχέσεις μαθητών-καθηγητών, προσωπικά δεδομένα.

No20: Αριθμός μαθητών-καθηγητών, εξοπλισμός σχολείου, βαθμοί, απουσίες.

No21: Δημογραφικά στοιχεία μαθητικού πληθυσμού, δράσεις σχολικών μονάδων, επιδόσεις μαθητών, σχολική διαρροή.

ΕΡΩΤΗΣΗ 3: *Τι παρατηρείτε/συμπεραίνετε από τα 2 σχήματα (Σχήμα 1 & Σχήμα 2)*

No1: Εγκαταλείπουν 3 προς 1.

No2: Πέρα από το 2008,2009 που πάνω κάτω όσοι αποφοιτούν τόσοι και σταματάνε παρατηρείται μια αύξηση αυτών που σταματάνε το πανεπιστήμιο από το 2010 και μετά.

No3: Σαφέστατα βγαίνει ένα συμπέρασμα, μεγάλο θέμα διαρροής.

No4: Στην 1 η περίπτωση φαίνεται να υπάρχει μια ακανόνιστη καταγραφή. Στη 2^η περίπτωση φαίνεται ότι υπάρχει μια πιο ομοιόμορφη κατανομή. Θα περίμενα να κινούνται αντιστρόφως ανάλογα. Πιστεύω ότι τα αποτελέσματα είναι τυχαία, γιατί θα ήθελα να είναι δίπλα δίπλα οι κολώνες για να καταλάβω ότι πρέπει να τα δω μαζί.

No5: Φαίνεται ότι περίπου οι 3 στους 4 εγκαταλείπουν.

No6: Παρατήρησε ότι κάτι έντονο συμβαίνει μετά το 2009, περίοδος οικονομικής κρίσης, Σταθερότητα στο πόσοι αποφοιτούν και αύξηση της διαρροής.

No7: Μετά το 2008 έχει συμβεί κάτι και έχουμε μείωση των μαθητών που αποφοιτούν, μπορεί να ήταν οικονομική κρίση, μπορεί να ήταν πρόβλημα του πανεπιστημίου. Και ο αριθμός των ατόμων που αποφοιτούν είναι σταθερός, ενώ αυτών που εγκαταλείπουν αυξομειώνεται άρα μάλλον υπάρχουν κάποιες ιδιαίτερες συνθήκες που επηρεάζουν το αποτέλεσμα.

No8: Υπάρχει μεγάλη διακύμανση στους φοιτητές που εγκαταλείπουν στα 5 χρόνια (14-36) και αντίστοιχα η διακύμανση της αποφοίτησης είναι 10-32. Βασικά έχουν μειωθεί οι απόφοιτοι περίπου κατά το 1/3, και αυτό εξάγει κάποια συμπεράσματα για την αγορά

No9: Πολύ μεγάλος αριθμός αυτών που εγκαταλείπουν. Ένα πρώτο συμπέρασμα είναι ότι κάποιες χρονιές είναι πάρα πολλοί αυτοί που εγκαταλείπουν πχ 2010,2011, ενώ σε άλλες χρονιές υπάρχει ένα μικρός αριθμός αυτών που αποφοιτούν και που εγκαταλείπουν. Γενικά θα έλεγα ότι ο αριθμός αυτών που εγκαταλείπουν είναι μεγαλύτερος από αυτούς που αποφοιτούν.

No10: Τα χρόνια 2010,2011 έχουμε μεγαλύτερη διαρροή. Ίσως να έχει κάνει με κάποια έξαρση πχ οικονομική κρίση και ίσως το κόστος των σπουδών δεν μπορούσαν να το επωμιστούν οι φοιτητές και έπρεπε να δουλέψουν είτε για κάποιο άλλο λόγο. Και έχουμε μικρότερη αποφοίτηση.

No11: Μεγάλος αριθμός εγκατάλειψης.

No12: Η εγκατάλειψη φαίνεται να έχει μια αυξητική τάση το 10 και το 11 και μια πτωτική τάση το 12. Αρκετοί φοιτητές εγκατέλειψαν τα τελευταία 5 χρόνια. Όσον αφορά αυτούς που αποφοίτησαν έχουμε μια τεράστια μείωση όσων αποφοίτησαν από το 8 στο 9,10,11,12 ουσιαστικά αποφοιτούν 10-12, ενώ από τους 32 που έχουμε το 8 σημαίνει ότι κάποιο πρόβλημα έχουμε εδώ... Πρέπει να ψάξουμε να βρούμε γιατί αποφοιτούν τόσο λίγοι, γιατί έχουμε μια αύξηση σε αυτούς που εγκαταλείπουν και μια μείωση σε αυτούς που αποφοιτούν. Αυτά τα 2 σχετίζονται μεταξύ τους.

No13: 1^{ov}, φαίνεται να υπάρχει τεράστια διαρροή, 2^{ov} οι απόφοιτοι παραμένουν σταθεροί σε μικρό αριθμό.

No14: Υψηλό ποσοστό εγκατάλειψης, χαμηλό ποσοστό αποφοίτησης.

No15: Με μια μικρή ματιά φαίνεται ότι περισσότεροι είναι ο αριθμός αυτών που εγκατέλειψαν παρά αυτών που αποφοίτησαν.

No16: Υπήρχε μεγάλη διαρροή των φοιτητών. Κάποιες χρονιές μεγαλύτερη κάποιες χρονιές μικρότερη, αλλά σίγουρα αυτοί που έφυγαν ήταν περισσότεροι από αυτούς που έμειναν.

No17: Μεγαλύτερη η εγκατάλειψη και λιγότερη η αποφοίτηση.

No18: Ο αριθμός των φοιτητών που αποφοίτησαν είναι λιγότερος από τον αριθμό των φοιτητών που εγκαταλείπουν.

No19: Με εξαίρεση το 2010 και το 2011 είναι παραπλήσια τα νούμερα αυτών που εγκατέλειψαν με αυτών που αποφοίτησαν. Γενικά αυτοί που εγκατέλειψαν είναι περισσότεροι από αυτούς που αποφοίτησαν.

No20: Είναι περισσότερα τα παιδιά που εγκαταλείπουν από αυτούς που αποφοιτούν

No21: Γενικά φαίνεται να εγκαταλείπουν περισσότεροι από όσους τελειώνουν τη σχολή. Υπάρχει θέμα διαρροής.

ΕΡΩΤΗΣΗ 4: *Τι αποκωδικοποιείτε (καταλαβαίνετε/ερμηνεύετε) από τα Σχήματα 3 & 4? Τι κανόνες / συμπεράσματα εξάγετε?*

No1: Το μάθημα Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός Ι είναι το πιο δύσκολο και επηρεάζει την εγκατάλειψη ή μη της σχολής. Το προφίλ όσων εγκαταλείπουν είναι αυτοί που δουλεύουν πάνω από 6 ώρες, είναι παντρεμένοι και άνω των 24. Οι εργένηδες έχουν καλύτερες πιθανότητες ολοκλήρωσης.

No2: Το 1^o μάθημα επηρεάζει το ποσοστό εγκατάλειψης. Η εργασία, η οικογενειακή κατάσταση και η ηλικία επηρεάζουν την απόφαση των φοιτητών για τη συνέχεια των σπουδών τους.

No3: Κάποια μαθήματα είναι δύσκολα. Η δουλειά και η οικογενειακή κατάσταση είναι λόγοι για να μην καταφέρεις να τελειώσεις τη σχολή.

No4: Το συγκεκριμένο μάθημα έχει βαρύτητα μεγάλη. Πρόβλημα έχουν αυτοί που εργάζονται και είναι παντρεμένοι ή είναι πάνω από 24 ετών.

No5: Όσοι δεν πέρασαν το 1ο μάθημα εγκατέλειψαν. Σημαντικό να παρακολουθούν μικρότερες ηλικίες και να μην είναι παντρεμένοι γιατί έχουν περισσότερο κουράγιο. Επειδή όμως δεν μπορείς να αποκλείσεις κάποιους μπορείς να εστιάσεις που θα διαφημίσεις πχ με το αποτυχαίνουν από πανελλήνιες μπορείς με κάποιον άλλο τρόπο να εστιάσεις σε νεαρούς φοιτητές.

No6: Όσοι περάσουν το 1^ο μάθημα πιθανότατα θα περάσουν και το επόμενο, ενώ όσοι δεν περάσουν θα παρατήσουν τη φοίτηση. Άρα σχετικά με το μάθημα σημαίνει ότι δεν είναι κατανοητό ή αν γίνεται κατανοητό είναι δύσκολο να επιτύχουν στις εξετάσεις. Αν κάποιος δουλεύει πολλές ώρες συμβάλλει στην απόφαση της εγκατάλειψης σε συνδυασμό με το αν είναι παντρεμένος και την ηλικία.

No7: Σε μαθήματα που είναι αλυσίδα συμβαίνει αυτό. Θα έπρεπε να υπήρχε και η παράμετρος να δούμε πόσες φορές έδωσε το μάθημα και απέτυχε γιατί πχ αν το έδωσε 3 φορές και απέτυχε μάλλον απογοητεύτηκε και για αυτό εγκατέλειψε.

No8: Φαίνεται ότι στο μάθημα αυτό (διαφορικός και ολοκληρωτικός λογισμός) υπάρχει πρόβλημα σοβαρό αφού οι 30/49 κόβονται και εγκαταλείπουν. Θεωρώ ότι ένας φοιτητής εγκαταλείπει τις σπουδές γιατί υπάρχει και μια απογοήτευση, όχι γιατί δεν πέρασε μια φορά – γιατί οι φοιτητές γνωρίζουν αν έχουν διαβάσει ή όχι- γιατί μπορεί να υπάρχει και ένα αίσθημα δικαίου, δεν υπάρχει δικαιοσύνη από την πλευρά του συστήματος. Πιθανόν ο καθηγητής/τρια κάτι λάθος κάνει... Φαίνεται ότι οι κοινωνικοί παράγοντες επηρεάζουν το dropout.

No9: Φαίνεται ότι αυτοί που αποτυγχάνουν σε ένα μάθημα εγκαταλείπουν κιάλας. Επίσης φαίνεται ότι το 1^ο μάθημα είναι πιο δύσκολο, ενώ στο 2^ο μάθημα το ποσοστό αποτυχίας είναι πολύ μικρό το ποσοστό αποτυχίας. Το πιο σημαντικό κριτήριο αν θα εγκαταλείψει ή όχι φαίνεται να είναι το αν δουλεύει κάποιος περισσότερο από 6 ώρες. Δεύτερος σημαντικός παράγοντας είναι η οικογενειακή κατάσταση, ενώ η ηλικία παίζει και αυτή ρόλο αλλά όχι τόσο πολύ όσο οι 2 προηγούμενοι παράγοντες.

No10: Δείχνει τη δυσκολία να περάσουν κάποια μαθήματα οι φοιτητές. Φαίνεται ότι αυτοί που έχουν οικονομικές και οικογενειακές υποχρεώσεις δυσκολεύονται να τελειώσουν τη σχολή.

No11: Μεγάλος αριθμός αποτυχίας σε αυτό το μάθημα (Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός. Φαίνονται ποιο ξεκάθαρα οι λόγοι διαρροής, εργασία –οικογενειακή κατάσταση- ηλικία.

No12: Θα μπορούσε κάποιος να πει ότι φταίει το πρώτο μάθημα. Πολύ ωραία τα κριτήρια που μπήκανε εδώ. Μας χτυπάει η καμπάνα η μεγάλη και πάμε να το ψάξουμε λίγο περισσότερο. Πάμε στην αρχή απλώς να αλλάξουμε αλλά με τα δεδομένα αυτά βλέπεις και περισσότερα. Ναι μεν να αλλάξεις, αλλά προσανατολίζεται και στο τι ακριβώς πρέπει να αλλάξεις. Βλέπουμε ότι εκτός από τη δουλειά και ο γάμος δημιουργεί θεματάκι και η ηλικία, όσο μεγαλύτερος είσαι και τα βρίσκεις δύσκολα λες θα τα παρατήσω και θα κάνω κάτι άλλο

No13: Υπάρχει ένα μάθημα στο οποίο κόβονται σε πολύ μεγάλο ποσοστό. Το πρώτο και το σημαντικότερο να μην χρειάζεται να δουλεύουν.

No14: Τα μαθήματα του 1^{ου} έτους ήταν ένα μεγάλο φίλτρο. Άρα βλέπουμε ότι υπάρχει δυσκολία, αφού τα παρατάνε μετά την 1^η εξέταση, συνειδητοποιούν ότι δεν μπορούν να το αντιμετωπίσουν. Μου δείχνει ότι τα παιδιά βρίσκουν έναν τοίχο μπροστά τους. Είναι και το είδος της σχολής... Φαίνεται ότι η εργασία, η κατάσταση και η ηλικία επηρεάζουν την απόφαση.

No15: Η αποτυχία ώθησε φοιτητές να τα παρατήσουν. Φαίνεται ότι όσο μεγαλώνουν οι ευθύνες τους και οι υποχρεώσεις τους, δηλαδή είτε από γάμο είτε από ανάγκη για δουλειά για να συντηρηθούν, τους μειώνει προφανώς το χρόνο για σπουδές και τους απομακρύνει σιγά σιγά και τα παρατάνε.

No16: Όσοι κόπηκαν στον Ολοκληρωτικό και Διαφορικό Λογισμό τελικά τα παράτησαν, υπάρχει θέμα με το συγκεκριμένο μάθημα. Όσοι δεν δουλεύαν πολύ ή δεν ήταν παντρεμένοι ή ήταν μικρότεροι ηλικιακά συνέχισαν.

No17: Είναι δύσκολο/αποτρεπτικό ή όχι του επιπέδου τους ο Ολοκληρωτικός και Διαφορικός Λογισμός. Φαίνεται ποια ομάδα πιέζεται (ηλικιακά, οικ.κατάσταση).

No18: Αυτοί που απέτυχαν σε βασικό μάθημα του 1^{ου} έτους δεν συνέχισαν. Όσοι δουλεύουν και είναι παντρεμένοι και η ηλικία επηρεάζουν την απόφαση για εγκατάλειψη.

No19: Ο Ολοκληρωτικός και Διαφορικός Λογισμός έχει θέματα, θα έπρεπε να είναι πιο εύκολο διαχειρίσιμο από τους μαθητές, να μην είναι τόσο αποκαρδιωτικό. Γενικά φαίνεται ότι είναι μια σχολή με απαιτήσεις και όσοι έχουν και άλλες υποχρεώσεις (δουλειά –οικογένεια) ή και μεγάλοι σε ηλικία δυσκολεύονται.

No20: Επηρεάζει πολύ το συγκεκριμένο μάθημα Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός Ι. Επηρεάζει η εργασία, η οικογενειακή κατάσταση και η ηλικία.

No21: Φαίνεται ότι όσοι κόβονται στο μάθημα Διαφορικός και Ολοκληρωτικός Λογισμός μετά εγκαταλείπουν και τη σχολή. Φαίνεται ότι η δουλειά παίζει σημαντικό παράγοντα στην απόφαση της εγκατάλειψης.

ΕΡΩΤΗΣΗ 5: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε στη μείωση του ποσοστού εγκατάλειψης των φοιτητών της σχολής σας?

No1: Φροντιστηριακά μαθήματα, ειδικά για το 1^ο μάθημα και για τα άτομα που λόγω οικονομικής/οικογενειακής κατάστασης δεν μπορούν να αφιερώσουν τόσο χρόνο όσο θα ήθελαν για να διαβάσουν. Μία ενίσχυση σε αυτό το προφίλ των φοιτητών.

No2: Να αυξηθούν οι ώρες ώστε να έχουμε μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας στους φοιτητές πχ φροντιστηριακού τύπου μάθημα, ενισχυτική διδασκαλία και ένας τρόπος βοήθειας ανάλογα με την οικογενειακή κατάσταση και το αν εργάζονται.

No3: Να κάνουν έξτρα φροντιστηριακά μαθήματα, κάποια κοινωνική ευκόλυνση, μείωση διδάκτρων, ίσως κάποια δουλειά μέσα στο πανεπιστήμιο ως βοηθός σε κάποιο εργαστήριο. Από τη μεριά της μητέρας και φοιτήτριας ίσως να υπάρχει κάποιο φροντίδα για τα μωρά για να μπορούν και οι νέες μαμάδες να παρακολουθούν τα μαθήματα.

No4: Να δώσουν κάποιο επίδομα σε αυτούς που δουλεύουν, κάποιου είδους φροντιστηριακού μαθήματος.

No5: Βοηθάει στο να πάρεις κάποιες αποφάσεις γιατί θα δεις γιατί υπάρχει αποτυχία. Σχετικά με το μάθημα μήπως πρέπει να χαμηλώσεις το επίπεδο, μήπως να γίνει το μάθημα σε επόμενο εξάμηνο? Επειδή όμως δεν μπορείς να αποκλείσεις κάποιους μπορείς να εστιάσεις που θα διαφημίσεις πχ με το αποτυχαίνουν από πανελλήνιες μπορείς με κάποιον άλλο τρόπο να εστιάσεις σε νεαρούς φοιτητές. Να δίνει το ίδιο πανεπιστήμιο δουλειά σε φοιτητές όπως να βοηθάνε σε εργαστήρια.

No6: Να βοηθήσουμε αυτούς που δουλεύουν πολλές ώρες, πχ επιχορήγηση, να διευκολυνθούν αυτοί που έχουν οικογενειακές υποχρεώσεις πχ να τους επιδοτήσεις για να πάρουν μια βοηθό για baby sitting. Αλλαγή ίσως εξαμήνου και επαναξιολόγηση ύλης.

No7: Αν είχα περισσότερα δεδομένα για παράδειγμα πόσες φορές έδωσαν το συγκεκριμένο μάθημα και απέτυχαν, θα μπορούσα να δώ αν ο συγκεκριμένος καθηγητής βάζει δύσκολα θέματα ή επειδή δουλεύω πολύ δεν έχω αρκετό χρόνο να μελετήσω. Εγώ θα ήθελα περισσότερη πληροφόρηση για να σου δώσω πιο ακριβής απάντηση.

No8: Θα κοίταγα την αξιολόγηση του μαθήματος, πόσο χρόνο αφιέρωσαν για αυτό το μάθημα οι φοιτητές, πόσο ενδιαφέρον έχει για αυτούς στο κομμάτι των γνώσεων γιατί μπορεί όντως ένα μάθημα να είναι δύσκολο αλλά είναι challenging ταυτόχρονα ή να είναι δύσκολο αλλά να μην έχει κανένα ενδιαφέρον για τους φοιτητές. Και το ενδιαφέρον έχει τη σημασία του στη μάθηση. Αφού θα κοίταγα τις αξιολογήσεις των φοιτητών για να δω τι πηγες λάθος όσον αφορά το κομμάτι των φοιτητών, ιδιαίτερα αφού πολλοί εγκαταλείπουν, θα προσπαθούσα τα συμπεράσματα που θα έβγαζα, αν για παράδειγμα διάβαζαν πάρα πολύ και δεν κατάλαβαν τίποτα θα καλούσα τον καθηγητή και θα του έλεγα ότι υπάρχει μεγάλη δυσκολία ή είναι πολύ μεγάλη η ύλη, ή είναι πολύ δύσκολη μήπως να το κάνουμε split σε 2 μαθήματα ή 3 μαθήματα για να μπορέσει να αφομοιωθεί η ύλη. Κάτι εξατομικευμένο για αυτούς που εργάζονται πχ να έχουν τη δυνατότητα (εφόσον το δηλώσουν, όχι για όλους) να παρακολουθούν βιντεοσκοπημένα μαθήματα, γιατί προφανώς αφού εργάζονται δεν μπορούν να παρακολουθούν τα μαθήματα αλλά και σε αυτούς που είναι παντρεμένοι και έχουν παιδιά. Αλλά όχι σε όλους γιατί αν το κάνεις για όλους δεν θα έρχεται κανένας, αλλά μόνο σε αυτούς που το έχουν ανάγκη. Ποιο σημαντικό θεωρώ το κομμάτι της εργασίας και των υποχρεώσεων της οικογένειας. Μια πιο εξατομικευμένη μάθηση, αλλά όχι για όλους για αυτούς που το έχουν ανάγκη με κάποια αποδεικτικά στοιχεία.

No9: Θα ήταν ένα εργαλείο για να διερευνήσω τη σχολική διαρροή αλλά δεν θα ήταν το μόνο εργαλείο που θα χρησιμοποιούσα. Από τη στιγμή που είναι σημαντικός παράγοντας η εργασία για πολλούς, αν είχα τη δυνατότητα, θα έφτιαχνα το ωρολόγιο πρόγραμμα προσαρμοσμένο στις εργασιακές συνθήκες των φοιτητών ώστε να τους ευκόλυνες στην εργασία τους πχ να γίνονται κάποια μαθήματα το Σάββατο (αν υπάρχει αυτή η εργασιακή ευελιξία).

No10: Εξαρτάται μέχρι που έχει ρόλο και αρμοδιότητες η διοίκηση της σχολής. Αν έχει λόγο για το ύψος των διδασκτρων θα μπορούσε να επιδοτεί τους εργαζόμενους μαθητές για να τους απαλλάσει από ώρες εργασίας ώστε να μπορούν να διαβάσουν για τα μαθήματα δίνοντας κίνητρο στους φοιτητές, να το θεωρούν σαν ευεργέτημα και να επιμείνουν στο στόχο τους να τελειώσουν τη σχολή τους. Θα μπορούσε να προβλέψει να βάλει μια ζώνη εκπαίδευσης επιπλέον δίνοντας στο δικαίωμα αν κάποιος δουλεύει να μπορεί να διαλέξει για να παρακολουθήσει τα μαθήματα και όχι να διαλέξει ανάμεσα στην εργασία ή τις σπουδές. Για τα μαθήματα θα μπορούσαν να πάνε στη λογική της ενισχυτικής διδασκαλίας δηλαδή οι φοιτητές που αποτυγχάνουν, και αυτό δεν θα το δεις μόνο σε μια χρονιά, και αυτό το μάθημα, το δύσκολο που λέγαμε και εμείς οδηγεί σε μια διαρροή, θα πρέπει το πανεπιστήμιο και ο καθηγητής να φροντίσουν να βοηθήσουν παραπάνω στο συγκεκριμένο μάθημα.

No11: Προβληματισμός μέχρι ποιο σημείο μπορεί να επέμβει και να πάρει αποφάσεις η διοίκηση θεσμικά δηλ πόσο εύκολο είναι να αλλάξεις το πρόγραμμα σπουδών όταν είναι τόσα χρόνια; έξτρα μαθήματα ίσως. Να γίνονται κάποια μαθήματα απόγευμα, κάποια οικονομική ενίσχυση, δομές για φροντίδα παιδιών όταν οι γονείς πρέπει να παρακολουθήσουν μαθήματα.

No12: Θα μπορούσαν να κάνουν ένα εισαγωγικό μάθημα, ώστε οι μαθητές να μπαίνουν στο Διαφορικό και Ολοκληρωτικό Λογισμό και να το καταλαβαίνουν καλύτερα. ... Το θέμα γενικά δεν είναι να πάρεις αποφάσεις αλλά τι στόχους έχεις εσύ, Αν ήμουν διευθυντής μιας σχολής και ο στόχος μου ήταν να διώξω φοιτητές οι μαθητές οι οποίοι ουσιαστικά, γνωρίζω, ότι δεν θα μπορούσαν να συνεχίσουν στα υπόλοιπα μαθήματα και ήθελα να κάνω ένα «ξεσκαρτάρισμα», τότε βάζεις στην αρχή δύσκολα μαθήματα και βλέπεις ποιοι μπορούν να περάσουν και να προχωρήσουν και στα υπόλοιπα. Έτσι, βλέπεις κάποιοι να εγκαταλείπουν και σου μένουν αυτοί που πρέπει. Αν όμως, στόχος σου είναι ουσιαστικά να βοηθήσεις τους φοιτητές που μπήκαν στη σχολή ή που επέλεξαν τη σχολή σου, τότε θα έπρεπε να κάνω μια ανακατανομή των μαθημάτων, να βάλω ίσως κάποια άλλα μαθήματα ως πρώτα μαθήματα στο πρώτο εξάμηνο και κάποια άλλα δεύτερα ή πολύ απλά να χωρίσω τα μαθήματα,

ίσως να αυξήσω τις ώρες διδασκαλίας τους, ίσως να κάνουμε ένα τελείως διαφορετικό πρόγραμμα σπουδών. Όλα ξεκινάνε από τους στόχους που θέτει η σχολή. Για παράδειγμα το πολυτεχνείο ξεκινάει πολύ άγρια και πολλοί φοιτητές τα 2 πρώτα χρόνια εγκαταλείπουν και αυτό το πρόβλημα δεν το έχουν αλλάξει τα πολυτεχνεία... Εδώ είναι καμπάνα όχι καμπανάκι, δηλαδή αν έπαιρνα τέτοια δεδομένα ως διευθυντής σχολής θα μπορούσα να δω ότι πραγματικά κάτι τρέχει, δεν μπορείς με ένα μάθημα στο 1^ο εξάμηνο να σου φεύγουν 30 μαθητές και να εγκαταλείπουν κιόλα, να μην συνεχίζουν και εσύ να κάθεται άπραγος. Αλλάζουν τα δεδομένα και με τις νέες πληροφορίες έχουμε νέα κριτήρια για να λάβουμε αποφάσεις. Δηλαδή η απόφαση που θα παίρναμε με το σχήμα 3 εδώ μεταβάλλεται γιατί έχουμε νέες πληροφορίες. Θα μπορούσαμε να κάνουμε part time, ώστε να είναι λιγότερα τα μαθήματα για τους φοιτητές αυτούς που εργάζονται, ή να έχουν καλύτερες ώρες στο πότε γίνεται το μάθημα και αν μπορούν να το παρακολουθούν, γιατί αν ο άλλος δουλεύει πάνω από έξι ώρες δεν ξέρω αν έχει το χρόνο να παρακολουθήσει το μάθημα και πόσο κουράγιο έχει. Πχ το σαββατοκύριακο θα μπορούσε να προσφερθεί για να παρακολουθήσει τα μαθήματα και να θέσουν απορίες και να γίνει μια επίλυση τω θεμάτων που δεν έγιναν κατανοητά από την ανάγνωση του εκπαιδευτικού υλικού.

No13: Θα μπορούσα να οδηγηθώ σε κάποια πρόταση για παράδειγμα να επανεξεταστεί το συγκεκριμένο μάθημα, το πρόγραμμα σπουδών δηλαδή, ή να γίνουν φροντιστηριακά μαθήματα. Υποτροφίες, φοιτητική μέριμνα, αλλαγή του τρόπου φοίτησης ή να προσφέρεις κάποιες υπηρεσίες στους παντρεμένους πχ που να αφήσουν τα παιδιά τους.

No14: Το πανεπιστήμιο να κάνει μια ενημέρωση, πριν, που να δείχνει τι είναι αυτή η σχολή και τι να περιμένουν οι υποψήφιοι φοιτητές. Θα μπορούσε να γίνει ένα εισαγωγικό μάθημα, ή πριν την εξέταση, αφού φαίνεται να είναι ένα καθοριστικό μάθημα, η λαιμητόμος που λέμε, ή ακόμα και γιατί τα παιδιά να μην έχουν το γνωστικό υπόβαθρο. Κάποια κοινωνική υποτροφία θα βοηθούσε την κατάσταση, με κριτήρια πάντα.

No15: Ίσως μια άλλου είδους στήριξη, μια ενημέρωση και ενθάρρυνση να προσπαθήσουν και να αναζητήσουν βοήθεια από το εκπαιδευτικό προσωπικό ώστε να «πατήσουν» καλύτερα στην ύλη τους. Θα εστίαζα στο ψυχολογικό τομέα σε πρώτη φάση και ίσως μια αλλαγή στο πρόγραμμα σπουδών ή στο αναλυτικό πρόγραμμα (μετά από συζητήσεις τόσο με το εκπαιδευτικό προσωπικό όσο και με τους φοιτητές) β) ευέλικτο πρόγραμμα για αυτούς που είναι απασχολημένοι.

No16: Θα άλλαζα κάτι στο μάθημα, στον τρόπο εξέτασης ή στον τρόπο διδασκαλίας. Πίστωση χρόνου (περισσότερες ευκαιρίες), κοινωνικές διευκολύνσεις όπως μειωμένο εισιτήριο, μείωση διδάκτρων, δωρεάν σίτιση, γενικά κάτι που θα είναι άμεσο το feedback.

No17: Να μεταφέρεις το μάθημα σε άλλο εξάμηνο/έτος. Άρα Το DM αποδίδει. Με βοηθάει να βγάλω συμπεράσματα και να πάρω κάποιες αποφάσεις. Αλλαγή στο πρόγραμμα σπουδών, απαλλαγή από εξετάσεις και αντικατάσταση τους με εργασίες, πίστωση χρόνου (περισσότερες ευκαιρίες).

No18: Αναπροσαρμογή ύλης, προγράμματος σπουδών. Μια ελαστικότητα ως προς τα άτομα που δουλεύουν πολλές ώρες και είναι και παντρεμένοι. Πίστωση χρόνου, περισσότερος χρόνος στις παραδόσεις εργασιών, περισσότερες ευκαιρίες στις εξετάσεις ίσως μετά να ξαναδώσουν εξετάσεις μετά από κάποιες εβδομάδες ώστε να αναπληρώσουν τη μελέτη τους.

No19: Θα κοίταγα να δω αν είναι θέμα καθηγητών (αν κερδίζουν τους μαθητές) ή είναι θέμα ύλης. Αν η ύλη είναι δύσκολη ίσως να έσπαγα το μάθημα ή να το πήγαινα σε άλλο εξάμηνο. Αν οι καθηγητές είχαν θέμα μεταδοτικότητας. Κάποιο δάνειο/υποτροφία για να μην χρειάζεται να δουλεύουν πολύ.

No20: Αλλαγή στο πρόγραμμα σπουδών, στο αναλυτικό πρόγραμμα. Μια άλλη διδακτική προσέγγιση. Κίνητρα όπως επιδότηση ενοικίου, εργασία στο πανεπιστήμιο

No21: Αναπροσαρμογή αναλυτικού προγράμματος ίσως και στο πρόγραμμα σπουδών. Κάποια φροντιστηριακά μαθήματα. Εξατομικευμένη μάθηση. Δουλειά στο πανεπιστήμιο ή κάποιο επίδομα/δάνειο για αυτούς που εργάζονται ή έχουν οικογένεια.

ΕΡΩΤΗΣΗ 6: *Τι αποκωδικοποιείτε (συμπεραίνετε) από τους κανόνες συσχέτισης που εξάγονται?*

No1: Φαίνεται ότι τα Μαθηματικά, η Εισαγωγή στον προγραμματισμό, και η εισαγωγή στον υπολογιστή είναι καθοριστικά για τα επόμενα μαθήματα.

No2: Κάποια μαθήματα επηρεάζουν την απόδοση επόμενων μαθημάτων.

No3: Υπάρχουν μαθήματα που συνδέονται με κάποια άλλα μαθήματα.

No4: Θα ήθελα περισσότερα δεδομένα γιατί αυτό που βγάζω εγώ είναι ότι η Γλώσσα C είναι δύσκολη. Πχ, αν αυτά τα 5 μαθήματα είναι τα 5 του εξαμήνου τότε πρόβλημα έχει η γλώσσα C. Αν στο 1^ο εξάμηνο υπήρχαν 10 μαθήματα και τα 5 επηρέαζαν τη γλώσσα c τότε θα κοίταγα να δω τι γίνεται με τα μαθήματα.

No5: Άρα υπάρχει αλληλουχία στα μαθήματα, η οποία είναι και λογική. Οπότε αν αποτύχεις, πιθανόν σε πιο απλά μαθήματα αναμενόμενο ίσως να αποτύχεις και σε πιο δύσκολα.

No6: Κάποιος που δεν έχει μαθηματική σκέψη αποτυγχάνει στη γλώσσα C.

No7: Όλα τα μαθήματα είναι εισαγωγικά, αν δεν έχεις μαθηματική σκέψη και αν δεν γνωρίζεις τα βασικά δεν μπορείς να πας παρακάτω.

No8: Θα πρέπει να το δούμε σε επίπεδο προγράμματος σπουδών. Οι συσχετίσεις αυτές μπορούν να βοηθήσουν στην σύνδεση της ύλης, γιατί μπορεί να θεωρείται κάτι δεδομένο σαν υπάρχουσα γνώση. Και θα βοηθούσε πολύ στο χτίσιμο των αλυσίδων έτσι ώστε να δοθεί κάποια κατεύθυνση στους φοιτητές πχ να τονιστεί στο μαθητή ότι αν δεν περάσεις το τάδε μάθημα υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να μην περάσεις και στο άλλο μάθημα οπότε μην δηλώσεις αυτό το μάθημα γιατί αν δεν έχεις περάσει το προηγούμενο είναι σχεδόν βέβαιο ότι θα αποτύχεις και σε αυτό.

No9: Υπάρχουν κάποια βασικά μαθήματα τα οποία αν δεν τα περάσει θα είναι δύσκολο στο να περάσει ένα συγκεκριμένο μάθημα, που αναφέρεται στους 4 από τους 5 κανόνες, και είναι η Γλώσσα Προγραμματισμού C.

No10: Αν τα μαθήματα συνδέονται και το ένα είναι προαπαιτούμενο για το άλλο προφανώς όταν δυσκολεύεσαι στο πρώτο πολύ πιθανό να δυσκολευτείς και στο άλλο. Εξαρτάται πόσο στενά σχετίζονται τα μαθήματα του ενός εξαμήνου με το άλλο.

No11: Ποιο ξεκάθαροι οι κανόνες από πριν. Φαίνεται να υπάρχουν συσχετίσεις μαθημάτων.

No12: Το ζητούμενο είναι η γλώσσα προγραμματισμού C, που αν δεν περάσεις σε κάποια μαθήματα κόβεται και σε αυτή.

No13: Φαίνεται ότι κάποιο μάθημα εξαρτάται από άλλα μαθήματα του προηγούμενου εξαμήνου.

No14: Αυτά τα μαθήματα, εκτός του είναι απαραίτητα για την επιτυχία του επόμενου μαθήματος, δείχνει ότι οι φοιτητές δεν έχουν καλλιεργήσει τη μαθηματική/επαγωγική σκέψη.

No15: Η ύλη είναι αλληλένδετη και προφανώς πρέπει να δημιουργηθούν οι βάσεις γιατί μετά θα είναι πιο δυσνόητη άρα αυξημένες πιθανότητες αποτυχίας.

No16: Η γλώσσα προγραμματισμού C έχει μεγάλη δυσκολία γιατί από διαφορετικές πηγές καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι μάλλον θα αποτύχουν. Υπάρχουν συσχετισμοί μεταξύ των μαθημάτων.

No17: Η γλώσσα προγραμματισμού C έχει πολλές προϋποθέσεις, μεγάλη δυσκολία. Δεν έχουν κλήση για αυτή τη σχολή. Κάποια μαθήματα είναι προϋπόθεση για τη γλώσσα προγραμματισμού C.

No18: Η εισαγωγή στον προγραμματισμό και τα μαθηματικά είναι πολύ καθοριστικά για την συνέχεια και την εξέλιξη. Κάποια μαθήματα του 1^{ου} εξαμήνου επηρεάζουν κάποιο μάθημα του 2^{ου} εξαμήνου.

No19: Αν δεν περάσεις την εισαγωγή στον προγραμματισμό και τα μαθηματικά έχεις μεγάλη πιθανότητα να μην περάσεις και τη γλώσσα προγραμματισμού C.

No20: Κάποια μαθήματα επηρεάζουν τη γλώσσα προγραμματισμού C.

No21: Υπάρχουν μαθήματα που αν δεν περάσεις στις εξετάσεις πιθανόν να σου δημιουργήσουν πρόβλημα στην επίδοση άλλου μαθήματος στο 2^ο εξάμηνο.

ΕΡΩΤΗΣΗ 7: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε τους μαθητές που κινδυνεύουν να αποτύχουν σε κάποιο μάθημα?

No1: Φροντιστηριακά μαθήματα, αναδιαμόρφωση ύλης. Αν είναι τόσο καθοριστικά/ σημαντικά μαθήματα πόσο να αλλάξεις την ύλη; Στοχευμένη μάθηση/ βοήθεια σε συγκεκριμένους μαθητές.

No2: Φροντιστηριακά μαθήματα, αλλαγή του προγράμματος σπουδών. Να σπάσουν ίσως αυτά τα μαθήματα σε 2 εξάμηνα (αντί του 1^{ου} που είναι τώρα) και να πάει η Γλώσσα Προγραμματισμού C, σε 3^ο εξάμηνο, ώστε να μπορέσουν οι φοιτητές να αφομοιώσουν την απαιτούμενη γνώση που θα χρειαστούν.

No3: Να καλύψεις τα γνωστικά κενά, βέβαια θα πρέπει και ο σπουδαστής να κάνει την προσπάθεια του, ίσως ο καθηγητής να αναγνωρίσει τους πιο αδύναμους και πριν τις εξετάσεις να τους προτείνει περισσότερες ασκήσεις.

No5: Μήπως είναι νωρίς η Γλώσσα Προγραμματισμού C και να πάει πιο πίσω (δηλαδή άλλο εξάμηνο) να γίνουν και άλλα μαθήματα γιατί όταν ανεβάζεις απότομα το επίπεδο όταν ήδη έχεις αποτύχει σε κάποια άλλα το πιθανότερο να αποτύχεις και εκεί. Ίσως να αλλάξεις τη δομή, να σπάσεις κάποια μαθήματα του 1^{ου} εξαμήνου ώστε να γίνεται σταδιακά η αφομοίωση της γνώσης.

No6: Προκαταρτικό μάθημα για να μυηθούν στη μαθηματική σκέψη, ώστε να μπορέσουν να ανταπεξέλθουν στα μαθήματα.

No7: Είτε σπας τα μαθήματα σε 2 μέρη ώστε να δώσουμε περισσότερη ανάλυση στο καθένα προκειμένου να βοηθήσουμε τους φοιτητές, αναπροσαρμογή του προγράμματος σπουδών, αν κάποια από αυτά τα μαθήματα είναι θεωρητικά να βάλεις και ένα εργαστηριακό για να αποκτήσουν μεγαλύτερη αντίληψη οι φοιτητές, να κάνεις έξτρα μαθήματα, ή να βάλεις μαθήματα επιλογής που να έχουν σχέση με αυτά που θες να βοηθήσεις.

No8: Να τονιστεί στο μαθητή ότι αν δεν περάσεις το τάδε μάθημα υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να μην περάσεις και στο άλλο μάθημα οπότε μην δηλώσεις αυτό το μάθημα γιατί αν δεν έχεις περάσει το προηγούμενο είναι σχεδόν βέβαιο ότι θα αποτύχεις και σε αυτό.

No9: Θα έκανα κατανοητό στους φοιτητές ότι αυτά τα μαθήματα αυτά είναι απαραίτητα για να περάσουν το επόμενο μάθημα. Ως διευθυντής τμήματος, επειδή είναι 2 οι παράγοντες και ο μαθητής και ο καθηγητής, θα έλεγα στον καθηγητή το μάθημα να το κάνει όσο το δυνατόν πιο διαδραστικό για να μπορεί να το κατανοήσει και ο φοιτητής.

No10: Θα πρέπει να γίνει μια παρέμβαση δηλαδή το κομμάτι των μαθηματικών που είναι απαραίτητο για τη γλώσσα C, εκείνο το κομμάτι να απομονωθεί και να διδαχτεί ενισχυτικά δηλαδή έχοντας αποτύχει εδώ (C) έχεις ελλιπής γνώσεις σε αυτό το μάθημα (μαθηματικά) εσύ (ο φοιτητής) ξέρεις που θα σε επηρεάσουν στο επόμενο μάθημα, άρα θα πρέπει το παιδί να αντιμετωπίσει τις ελλιπής γνώσεις για να τα καταφέρει και στο δεύτερο μάθημα.

No11: Φροντιστηριακά μαθήματα, να τονιστεί η σημασία των συγκεκριμένων μαθημάτων και πως επηρεάζουν άλλα μαθήματα πχ Γλώσσα C, αλλαγή ύλης ή Προγράμματος Σπουδών.

No12: Πρέπει να δώσεις την προσοχή σε κάποια μαθήματα. Άρα θα πρέπει να εφιστήσουμε την προσοχή στους φοιτητές και να τους πούμε παιδιά να, για να τα πάτε καλά σε κάποια μαθήματα του 2^{ου} εξαμήνου πρέπει να δώσετε βάση στα εισαγωγικά μαθήματα (στις εισαγωγές) και στα μαθηματικά του 1^{ου} εξαμήνου. Με λίγα λόγια έχουμε δομήσει με τέτοιο τρόπο το πρόγραμμα σπουδών που αν κάποιο μάθημα δεν το μελετήσετε καλά θα έχετε πρόβλημα και σε όλα τα υπόλοιπα.

No13: Να δώσουν ένα περισσότερο βάρος στα μαθηματικά, στην εισαγωγή στον προγραμματισμό, ώστε να μην έχουν πρόβλημα στη γλώσσα προγραμματισμού C. Φροντιστηριακά μαθήματα ή πιο σκληρό μέτρο να τα κάνουν αλυσίδα, προαπαιτούμενα.

No14: Σε αυτά τα μαθήματα, που υπάρχει συσχέτιση θα πρέπει να ενθαρρύνουμε τους φοιτητές να κάνουν μια καλή και ουσιαστική προσπάθεια, ίσως και το πανεπιστήμιο να κάνει αυτά τα μαθήματα σε μεγαλύτερη έκταση και να καλλιεργείται η επαγωγική σκέψη. Αλλά όχι να κάνει πιο απλά τα μαθήματα, αλλά να εφαρμόσει τρόπους ώστε να τα κατανοήσουν με φροντιστηριακές ασκήσεις πχ, να βάλει αλυσίδες.

No15: Κάποιες εργασίες, μέσω υπολογιστών, για να βλέπουμε την πορεία των μαθητών πως προχωράνε για να μην περιμένουμε την εξεταστική.

No16: Να προσέξουν τις εισαγωγές γιατί ενδεχόμενη αποτυχία σε αυτά τα μαθήματα θα οδηγήσει πιθανόν σε αποτυχία σε μάθημα του επόμενου εξαμήνου, να δώσουν μεγάλη βάση στα μαθηματικά 1 γιατί επίσης ενδεχόμενη αποτυχία μπορεί να συνεχιστεί και στο 2^ο εξάμηνο και να προσέξουν την γλώσσα προγραμματισμού C.

No17: Να υπάρχει κάποιος «σύμβουλος καριέρας» που θα σου δείχνει τι επιλογές έχεις μέσα στην ίδια την σχολή (τι κατεύθυνση να διαλέξεις γιατί δεν υπάρχει η σωστή κλήση στον συγκεκριμένο τομέα). Κάτι για να τους κινητοποιήσεις κάποιου είδους δράσης, έξτρα ασκήσεις πχ.

No18: Να δώσουν βάση στις εισαγωγές γενικά. Πιθανόν να υπήρχε μια προπαρασκευαστική περίοδος προετοιμασίας για να ανταπεξέλθουν και στα υπόλοιπα. Έξτρα εργαστήρια, ασκήσεις για αφομοιώσουν την ύλη.

No19: Αύξηση ωρών στα συγκεκριμένα μαθήματα, ή τύπου ενισχυτικής μαθήματα.

No20: Θα τους προειδοποιούσα για την συσχέτιση που υπάρχει ώστε να δώσουν περισσότερη βάση στα μαθήματα αυτά. Θα προσπαθούσα να τους κεντρίσω το ενδιαφέρον τον ποιο αδύναμων, αδιάφορων για να επιτύχουν στο μάθημα μου αλλά και για να προχωρήσουν παρακάτω.

No21: Ενισχυτική διδασκαλία, εξατομικευμένη μάθηση, αλλαγή στο πρόγραμμα σπουδών.

ΕΡΩΤΗΣΗ 8: Τι παρατηρείτε (συμπεραίνετε) από το Σχήμα 5?

No1: Οι επιδόσεις των περισσότερων βελτιώθηκαν, λιγότερο ή περισσότερο αλλά βοηθήθηκαν. Άρα η παρέμβαση πέτυχε.

No2: Αύξηση της επίδοσης.

No3: Σαφέστατα βελτιώθηκαν πολύ.

No4: Προφανώς τους βοήθησε και ανέβηκε η βαθμολογία τους.

No5: Σχεδόν όλοι έχουν βελτιωθεί από λίγο έως πολύ.

No6: Φαίνεται ότι τους βοήθησε κάποιους πάρα πολύ και κάποιους λιγότερο.

No7: Είναι ξεκάθαρο ότι βοήθησε η παρέμβαση.

No8: Εντυπωσιακές οι διαφορές. Για παράδειγμα το μάτι μου έπεσε στον S10 που είχε τη χαμηλότερη βαθμολογία πριν και έφτασε στο βαθμό που είχε ο καλύτερος στο pretest.

No9: Όλοι ή σχεδόν όλοι οι μαθητές ωφελήθηκαν, πολύ ή λίγο, από τη συνεργατική μάθηση.

No10: Φαίνεται ξεκάθαρα ότι λειτούργησε πολύ θετικά η βοήθεια που δόθηκε. Ήταν επιτυχημένη η παρέμβαση.

No11: Οι περισσότεροι βοηθήθηκαν και βελτίωσαν τις επιδόσεις τους.

No12: Έχουμε πολλές κορυφές, πήγε πολύ καλά η παρέμβαση του. Οι περισσότεροι βοηθήθηκαν.

No13: Η παρέμβαση του είχε καλό αποτέλεσμα.

No14: Οι επιδόσεις είναι καλύτερες γενικά.

No15: Πλήρης και σωστή ανάγνωση του γραφήματος. Βελτιώθηκαν οι περισσότεροι, λειτούργησε θετικά.

No16: Η επίδοση μετά το συνεργατικό διαδικτυακό μάθημα ήταν ελαφρώς καλύτερη, σε κάποιους αρκετά καλύτερη, σίγουρα πάντως καλύτερη. Στο μεγαλύτερο ποσοστό φαίνεται να ευνοήθηκαν οι μαθητές.

No17: Αύξηση βαθμών οι περισσότεροι έδειξαν άνοδο, εκτός από 3 που έμειναν σταθεροί.

No18: Καλύτερη απόδοση οι περισσότεροι.

No19: Έχουν μια βελτίωση γενικά.

No20: Βοήθησε η παρέμβαση γιατί οι περισσότεροι έχουν βελτίωση.

No21: Σχεδόν όλοι έχουν καλύτερη επίδοση.

ΕΡΩΤΗΣΗ 9: Τι αποκωδικοποιείτε (καταλαβαίνετε/ ερμηνεύετε) από το Σχήμα 6? Τι συμπεράσματα εξάγετε?

No1: Συσχετίζει την επίδοση με βάση το υποστηρικτικό υλικό, τη συχνότητα σύνδεσης και τις συζητήσεις.

No2: Βασικό είναι να βλέπουν το υποστηρικτικό υλικό.

No3: Το υποστηρικτικό υλικό είναι σημαντικό και η συχνότητα σύνδεσης.

No4: Βασικό είναι να διαβάσεις το υποστηρικτικό υλικό. Αν δεν παρακολουθείς τις συζητήσεις θα πρέπει να αφιερώσεις περισσότερο χρόνο σύνδεσης, ενώ αν παρακολουθείς και τις συζητήσεις μόνο αυτό δεν θα σε βελτίωνε αλλά συνδυαστικά αφιερώνοντας λιγότερο χρόνο στις συνεδρίες θα πετύχαινες τη βελτίωση.

No5: Να συμμετέχουν στις συνεδρίες πολλές φορές, να βλέπουν το υποστηρικτικό υλικό και να βλέπουν και τις συζητήσεις.

No6: Αυτοί που είδαν πολύ υποστηρικτικό υλικό έχουν σίγουρα βελτίωση. Όσοι είδαν λιγότερο υποστηρικτικό υλικό εξαρτάται κάποιιοι είχαν ενδεχομένως βελτιώσεις και κάποιιοι έμειναν στα ίδια.

No7: Όσοι βρήκαν ενδιαφέρον το υποστηρικτικό υλικό έκαναν σύνδεση προκειμένου να απαντήσουν, όσα άτομα δεν βρήκαν ενδιαφέρον το υλικό μπήκαν στις συζητήσεις να δουν τι συζητιέται και από αυτά τα άτομα κάναν σύνδεση προκειμένου να απαντήσουν σε εργασίες και υπάρχουν και άτομα που ναι μεν είδαν υλικό και συζητήσεις αλλά δεν ενδιαφέρθηκαν να απαντήσουν στις ερωτήσεις και μείνανε στατικοί.

No9: Ο βασικός παράγοντας είναι η προβολή υποστηρικτικού υλικού.

No10: Η προβολή υποστηρικτικού υλικού μαζί με τη συζήτηση και τη συμμετοχή σε κάποιες συνδέσεις μαθήματος βοηθάει.

No11: Φαίνεται πως επηρεάζει σημαντικά η προβολή υποστηρικτικού υλικού και μόνο του αλλά και συνδυαστικά με τις συζητήσεις.

No12: Με λίγα λόγια αυτός κατάλαβε πολύ απλά, όταν αν ξεκινήσεις με προβολή υποστηρικτικού υλικού, προχωρήσει μετά σε προβολή συζητήσεων και μετά πάει στις συνεδρίες μάθησης έχει πολύ καλά αποτελέσματα. Παρόλα αυτά μπορεί να παρακάμψει την προβολή συζητήσεων και να μπει κατευθείαν σε συνεδρίες μάθησης.

No13: Σύνδεση στη συνεργατική, κάποιες μεταβλητές συμμετέχουν στο δέντρο, άρα δεν έχουν όλες συσχέτιση.

No14: Μόνο οι συζητήσεις δεν αρκούν, αλλά οι συζητήσεις και με τις συνεδρίες μάθησης βοηθάνε πάρα πολύ.

No16: 2 βασικές μεταβλητές είναι το υποστηρικτικό υλικό και η σύνδεση τους.

No17: Υπάρχουν 2 τρόποι για βελτίωση, ανάλογα με το τι βολεύει τον καθένα. Αυτοί που δεν ευνοήθηκαν ήταν αυτοί που δεν μπήκαν σε καμία συνεργατική μάθηση.

No18: Η προβολή του υλικού, και η συμμετοχή στο συνεργατικό μάθημα αλλά και οι συζητήσεις βοηθάνε.

No19: Δεν συμμετέχουν όλες οι μεταβλητές στο δέντρο.

No20: Το post δεν επηρέασε την απόδοση. Το υποστηρικτικό υλικό, οι συζητήσεις και οι συνδέσεις βοηθάνε στην επίδοση.

No21: Φαίνεται ότι βλέπουν το υποστηρικτικό υλικό, μπαίνουν στις συνεδρίες και στις συζητήσεις έχουν βελτίωση. Σίγουρα δεν θα κερδίσεις αν δεν μπαίνεις ποτέ στις συνεδρίες.

ΕΡΩΤΗΣΗ 10: Γνωρίζοντας, πλέον, τις παραπάνω πληροφορίες τι αποφάσεις θα λαμβάνατε για να βοηθήσετε τους μαθητές που κινδυνεύουν να αποτύχουν σε κάποιο μάθημα?

No1: Ενίσχυση συμμετοχής μεταξύ καθηγητή-μαθητών, μαθητών- μαθητών. Να καταστεί υποχρεωτική η παρακολούθηση, οι ασκήσεις να μετράνε στην επίδοση, με κάποιο ποσοστό στην τελική βαθμολογία ίσως.

No2: Να δείξεις στους φοιτητές τη σημασία της συνεργατικής διαδικτυακής μάθησης και πως επηρεάζει τις επιδόσεις τους. Ίσως να μετράνε οι ασκήσεις στην τελική βαθμολογίας και να δημιουργήσεις ομάδες τους πιο αδύναμους με τους πιο δυνατούς.

No3: Bonus βαθμολογίας, επειδή είναι συνεργατικό το μάθημα ομάδες τους πιο αδύναμους με τους πιο καλούς γνωστικά.

No4: Θα φρόντιζα να έχω περισσότερο υποστηρικτικό υλικό, αφού είναι βασικό, και θα τους ενθάρρυνα να συμμετέχουν στις συζητήσεις για να μην χρειαστεί να αφιερώσουν περισσότερο χρόνο στις συνεδρίες.

No5: Πως μπορείς να τους κάνεις να συμμετέχουν? Κάτι να τους κάνει να είναι υποχρεωτικό πχ ένα μέρος των εργασιών θα μετράει στον τελικό βαθμό. Ίσως να χωρίσεις σε ομάδες ανάλογα με τα επίπεδα, τους χαμηλούς με τους υψηλούς κ.λπ.

No6: Θα έπρεπε να συμμετέχει και στις συζητήσεις, να αυξήσει/να βλέπει περισσότερα από το υποστηρικτικό υλικό.

No7: Πρέπει να βελτιώσει το υλικό του ή να αλλάξει και τη δομή του υλικού του, έτσι πιθανόν να έχει περισσότερα άτομα τα οποία θα κινητοποιηθούν προκειμένου να απαντήσουν στις ερωτήσεις του. Αλλαγή στη διδακτική πράξη για να επιτύχει τους σκοπούς του ο καθηγητής.

No8: Θα χρησιμοποιούσα επικουρικά με το κανονικό το μάθημα και αυτή την μεθοδολογία αφού είδα ότι βοηθάει.

No9: Θα τους παρότρυνα να παρακολουθήσουν το διαδικτυακό, γιατί οι συζητήσεις που γίνονται μέσω του υπολογιστή καμιά φορά φέρνουν πιο καλά αποτελέσματα. Επίσης είμαστε πιο συγκεντρωμένοι όταν δουλεύουμε από τον υπολογιστή από ότι όταν βρισκόμαστε σε μία αίθουσα, η νέα γενιά είναι πιο εξοικειωμένη ανοίγεται και πιο εύκολα και συζητά πιο εύκολα διαδικτυακά παρά δια ζώσης.

No10: Να τους δώσεις μια ενθάρρυνση /παρότρυνση και να βλέπουν το υποστηρικτικό και τις συζητήσεις ανάλογα και με τις προτιμήσεις που έχει ο καθένας.

No11: Τι πιο ξεκάθαρο! Να τους δείξω το γράφημα για να καταλάβουν τη βοήθεια που θα πάρουν συμμετέχοντας ενεργά στο συνεργατικό μάθημα.

No12: Έχω πλέον τα δεδομένα, αφού το έκανα και το δοκίμασα, έχω τις πληροφορίες μου, οπότε θα έπρεπε να φτιάξω ένα δομημένο σχέδιο μάθησης. Θα μπορούσα να προτείνω στους μαθητές ανάλογα και με το χρόνο που έχουν οι ίδιοι να αφιερώσουν να κάνουν και αυτό και εκείνο. Αν για παράδειγμα δεν έχετε χρόνο να μπαίνετε στις συνεδρίες μάθησης, μπορείτε να μπαίνετε στις συζητήσεις και έτσι να σας λυθούν απορίες και να προχωρήσετε καλύτερα. Βέβαια ο καθένας διαλέγει ανάλογα με το χρόνο και τις δυνατότητες του καθενός.

No13: Θα τους πρότεινα να δουν το υποστηρικτικό υλικό και μετά ανάλογα με τι τους εξυπηρετεί περισσότερες συνδέσεις ή συμμετοχή στις συζητήσεις.

No14: Εν μέρει έχω εφαρμόσει και εγώ ασύγχρονη μάθηση. Πριν το διαγώνισμα της τριγωνομετρίας, τους έφτιαξα μια online άσκηση αξιολόγησης, όπου τους είπα είστε ελεύθεροι, χαλαροί, όσες φορές θέλετε την κάνετε, δεν την λαμβάνω υπόψιν μου είναι για εσάς η δική σας επανάληψη, και κάθε φορά βλέπετε τον βαθμό σας. Πιστεύω ότι όλη αυτή η ιστορία, μας έκανε και καλό να εισάγουμε και παράλληλα κάτι τέτοιο, όχι ότι αντικαθιστά τη δια ζώσης. Μόνο οι συζητήσεις δεν αρκούν, αλλά οι συζητήσεις και με τις συνεδρίες μάθησης βοηθάνε πάρα πολύ.

No15: Να βλέπουν το υποστηρικτικό υλικό, και τις συζητήσεις και να μπαίνουν στις συνεδρίες.

No16: Να βλέπουν το υποστηρικτικό υλικό, να βλέπουν τις συζητήσεις και να συμμετέχουν και στις συνεδρίες.

No17: Θα προωθούσα την συνεργατική μάθηση γενικότερα, θα τους προωθούσα σε ομάδες εργασιών ώστε να αναγκαστούν να κάνουν συζητήσεις, να φτιάξω ομάδες έναν λιγότερο καλό μαθητή με κάποιον μέτριο και κάποιον καλύτερο και να γίνεται κάποια παρουσίαση ώστε να αναγκαστεί και ο κατώτερος να δουλέψει στην ομάδα.

No18: Για να βοηθηθούν θα πρέπει να βλέπουν το υποστηρικτικό υλικό και να μπαίνουν στις συνεδρίες.

No19: Θα άλλαζα τη δομή του υποστηρικτικού υλικού για να τους κεντρίσω το ενδιαφέρον, θα έβαζα υποχρεωτικές ασκήσεις/ ποσοστό συμμετοχής στο βαθμό.

No20: Να παρακολουθούν το υποστηρικτικό υλικό και να μπαίνουν στις συνεδρίες, ενώ και οι συζητήσεις βοηθάνε στο να επιτύχεις μια βελτίωση, ανάλογα με το τι τους αρέσει και πως θέλουνε να διαθέσουν το χρόνο τους.

No21: Αλλαγή στο υποστηρικτικό υλικό για να το παρακολουθούν περισσότεροι, αφού είναι σημαντικός παράγοντας στη βελτίωση της επίδοσης. Θα δημιουργούσα ομάδες τους πιο αδύναμους με τους πιο δυνατούς ενισχύοντας τη συμμετοχή τους στο μάθημα.

ΕΡΩΤΗΣΗ 11: Τα αποτελέσματα των ερευνών που σας παρουσιάστηκαν σας φάνηκαν αξιόπιστα, πιστευτά, διαισθητικά πιστευτά, χρήσιμα, κάτι άλλο;

ΕΚ	Αξιόπιστα	Πιστευτά	Διαισθητικ ά Πιστευτά	Χρήσιμα
1	1			1
2	1			1
3	1	1		1
4				1
5		1		1
6				1
7				1
8	1			1
9	1	1		1
10	1			1
11	1	1		1
12				1
13	1			1
14				1
15	1			1
16				1
17		1		
18	1			1
19			1	1
20				1
21	1			1

No4: Χρήσιμα σε επίπεδο πρυτανείας, διεύθυνσης εκπαίδευσης ναι. Σε επίπεδο καθηγητή ή υποδιευθυντή όχι, γιατί τι μπορώ να κάνω? Ούτε πρόγραμμα μπορώ να αλλάξω, ούτε καθηγητή να επιλέξω.

No9: Τα αποτελέσματα των ερευνών μου φάνηκαν αξιόπιστα γιατί βασίζονται σε μεθοδολογίες οι οποίες διερευνήθηκαν, είναι πιστευτά γιατί είναι τα λογικά συμπεράσματα που μπορεί κάποιος να κάνει εξαγωγή για παράδειγμα ότι κάποιος που δουλεύει είναι πιο εύκολο να εγκαταλείψει τη σχολή, και είναι πολύ χρήσιμα για όλη την εκπαιδευτική κοινότητα, ειδικά για αυτόν που έχει υπό την ευθύνη του να διευθύνει κάποιο εκπαιδευτικό ίδρυμα.

No12: Το αν είναι πιστευτά ή όχι, αυτή τη στιγμή πήρα τα δεδομένα ως έτοιμα, τα θεωρώ λοιπόν στις συγκεκριμένες μελέτες περίπτωσης ότι πάρθηκαν με σωστό επιστημονικό τρόπο, δεν μπορώ βέβαια να τα επικυρώσω. Χρήσιμα ναι, πάρα πολύ χρήσιμα μακάρι να μπορούσαμε να έχουμε τέτοιου είδους εργαλεία και να μας δίνουν πληροφορίες για να μπορούμε να παίρνουμε αποφάσεις.

ΕΡΩΤΗΣΗ 12: Πιστεύετε ότι θα ήταν χρήσιμη η μέθοδος EDM; α) στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον γενικά β) στο δικό σας, ειδικότερα.

ΕΚ	Ερώτηση: 12 α					Ερώτηση: 12 β				
	Πάρα Πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου	Πάρα Πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου
1	1								1	
2	1					1				
3		1					1			
4		1						1		
5		1				1				
6	1					1				
7	1					1				
8	1					1				
9	1					1				
10	1					1				
11	1					1				
12		1					1			
13		1					1			
14		1					1			
15	1					1				
16		1					1			
17	1					1				
18	1						1			
19		1					1			
20	1						1			
21		1					1			

No1: Στην τριτοβάθμια σίγουρα. Στη δευτεροβάθμια λίγο πιο δύσκολο γιατί δεν υπάρχει η αλληλουχία από 1^ο εξάμηνο σε 2^ο, ίσως από χρόνο σε χρόνο. Αλλά για την προσαρμογή των προγραμμάτων σπουδών σίγουρα. Κυρίως για στρατηγική λήψη αποφάσεων, όχι σε επίπεδο σχολείου.

No3: Ναι, εννοείται ότι το υπουργείο μπορεί να βοηθηθεί στη στρατηγική του για το δημοτικό, γυμνάσιο, λύκειο. Στο σχολείο, θα βοηθούσε τον διευθυντή στο να βλέπει κάτι και να λάβει απόφαση. Και τους καθηγητές, αλλά θα θέλει πολύ δουλειά και από τον ίδιο.

No4: Οποιαδήποτε προσπάθεια είναι χρήσιμη.. Φαίνεται ενδιαφέρον, δεν το ξέρω σαν εργαλείο...αν μπορούσε να με βοηθήσει στο να δω πως κάνω το μάθημα, να θεωρήσω το επίπεδο ύλης μου ναί.

No5: Στο δικό μας περιβάλλον δηλαδή στο σχολείο είναι ακόμα πιο χρήσιμο. Γιατί αν ξέρεις τι γίνεται μπορείς να διαχειριστείς καταστάσεις και στο μάθημα.

No9: Θα ήταν χρήσιμο αν εξοικειωθούμε με αυτή τη μέθοδο, γιατί είμαστε σε μια εποχή που βασιζόμαστε στα δεδομένα. Πάρα πολύ χρήσιμο στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον, και στο δικό μας φυσικά, είμαστε μέρος του εκπαιδευτικού συστήματος και εμείς πολλές φορές κινούμαστε χωρίς να έχουμε κάποια δεδομένα μπροστά μας και αυτή η ανατροφοδότηση θα βοηθούσε

No12: Θα ήταν χρήσιμη, θα βοηθούσε την κατάσταση στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον, αλλά θα πρέπει να θέσουμε και κάποια ζητήματα. Το ένα είναι το ηθικό μέρος, δηλαδή στο κατά πόσο είναι το θέμα της ηθικής, όπως με τη βιοηθική, θα πρέπει να έχουμε μια ειδική ηθική, επαγγελματική ηθική ακόμα και την ηθική της διαχείρισης των προσωπικών δεδομένων των άλλων. Αν μπορούσαμε να υπερκεράσουμε αυτόν τον σκόπελο, ο οποίος πάντα θα υπάρχει μπροστά μας, τότε ναί θα μπορούσαμε να πάρουμε δεδομένα. Θα πρέπει να υπάρχει και μια αρχή, μια λύση, μια ανεξάρτητη αρχή που θα τα διαχειρίζεται, η οποία και αυτή θα ελέγχεται φυσικά για το που πάνε αυτά τα

δεδομένα, αλλά σίγουρα θα ήταν ωφέλιμο, το να μπορώ κάπου να μπαίνω, σαν διευθυντής ή αργότερα και σαν καθηγητής ακόμα και να παίρνω δεδομένα για τους μαθητές μου και με αυτά να μπορώ να αποφασίζω να δοκιμάσω και να παίρνω νέα δεδομένα και να προσανατολίσω τις στρατηγικές μου. ... Να μου πρότεινε διδακτικές πρακτικές. Να μου έλεγε ας πούμε, ότι σε αυτούς τους μαθητές θα ακολουθήσεις αυτές τις διδακτικές πρακτικές. Είναι ένα παράδειγμα που σήμερα αυτά βγαίνουν με πάρα πολύ κόπο μέσα από μια διάγνωση του ΚΕΔΥ. Παίρνεις μια διάγνωση και σου λέει, μετά από τόσες ώρες που βλέπουν τον μαθητή και μιλάμε ότι είναι άνθρωποι και μπορεί να κάνουν και λάθος, γιατί εδώ έχουμε την κούραση του ψυχολόγου ή του παιδαγωγού που αξιολογεί το παιδί και να έχουμε και λάθος δεδομένα. Ενώ αν τα δεδομένα τα λειτουργεί ο υπολογιστής κάτω από κάποιους κανόνες συνήθως βγαίνουν πιο σωστά. Από την άλλη μεριά βλέπουμε να μας λένε τον τάδε μαθητή θα τον εξετάσετε προφορικά, προσέξτε να μειώσετε την ύλη κλπ. Ουσιαστικά μας το λένε για τον έναν μαθητή. Τι γίνεται όμως όταν εγώ έχω 5, 10,15,20 μαθητές. Τι είδους διδακτική πρακτική ή στρατηγική πρέπει να ακολουθήσω έτσι ώστε ουσιαστικά να κάνω καλό σε όλους

No14: Επειδή οι μελέτες ήταν από πανεπιστήμια, θέλει τροποποιήσεις νομίζω με κάποια αναπροσαρμογή θα βοηθούσε πολύ το σχολείο, θα ήταν χρήσιμο

No16: Παντού θα είναι χρήσιμη, αρκεί να γίνει με αντικειμενικό τρόπο. Θα ήταν πολύ βοηθητικό, εφόσον όλα γίνονταν ξεκάθαρα και σωστά και τελικά αξιοποιούσαμε την ανατροφοδότηση που παίρναμε. Γιατί πολλές φορές, ειδικά στο ελληνικό εκπαιδευτικό σύστημα, γίνονται αλλά μετά δεν παίρνουμε τα δεδομένα που έχουμε αποκομίσει για να τα εφαρμόσουμε, βγάζουμε το συμπέρασμα το περιγράφουμε και μετά εκεί τελείωσε η ιστορία.

No17: Πολύ χρήσιμη, γιατί θα μπορούμε να βγάλουμε κάποια συμπεράσματα για το σχολικό μας περιβάλλον, και να μας βοηθήσει σε κάποια πράγματα που μπορώ να τα βλέπω. Θα ήταν χρήσιμη στο εκπαιδευτικό περιβάλλον αν ήταν θετική η ανταπόκριση όλων των καθηγητών

ΕΡΩΤΗΣΗ 13: Πως θα σας βοηθούσε η εφαρμογή της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων EDM?

No1: Η νέα γνώση ίσως σε επίπεδο μονάδας να μην είναι τόσο εύκολη διαχειρίσιμη, αλλά σε ανώτερο επίπεδο θα ήταν καλό να αξιοποιηθούν τα δεδομένα. Ή στο προφίλ των μαθητών, πως κοινωνικοοικονομικοί παράγοντες επηρεάζουν την επίδοση.

No2: Θα με βοηθούσε στις αποφάσεις μου. Πως να βελτιώσω το μάθημά μου, να δω ποιες ασκήσεις είναι εύκολες για τα παιδιά, σε ποιες δυσκολεύονται, τι κατανοούν.

No3: Στο σχολείο, θα βοηθούσε στο να βλέπουμε κάτι και να λάβουμε ως σύλλογος μια απόφαση. Και τους καθηγητές, στην διδακτική πρακτική, στον σχεδιασμό/επανασχεδιασμό του μαθήματός μας, αλλά θα θέλει πολύ δουλειά και από τον ίδιο.

No4: Αν μπορούσε να με βοηθήσει στο να δω πως κάνω το μάθημα, τη μέθοδο που ακολουθώ, να θεωρήσω το επίπεδο ύλης μου.

No5: Στο δικό μας περιβάλλον, στο σχολείο θα βοηθούσε, γιατί αν ξέρεις τι γίνεται μπορείς να διαχειριστείς καταστάσεις και στο μάθημα. Πως να διδάξεις το μάθημα καλύτερα, τι γίνεται κατανοητό από τους μαθητές κ.λπ.

No6: Θα με οδηγούσε σε πιο σωστές τεκμηριωμένες αποφάσεις.

No7: Να βελτιωθώ σε όλους τους τομείς.

No8: Στο σχεδιασμό νέων στόχων, προκειμένου να λάβουμε αποφάσεις βασιζόμενοι σε τέτοια μοντέλα. Θεωρητικά λέμε πχ θα κάνουμε μαθητοκεντρική μάθηση, αλλά αυτό είναι ένα θεωρητικό πλαίσιο, ενώ με πραγματικά δεδομένα και πραγματικές ερευνητικές υποθέσεις θα μπορούμε να δούμε και να εφαρμόσουμε τις παρεμβάσεις μας.

No9: Στις αποφάσεις θα βοηθούσε γιατί θα άλλαζα τον τρόπο προσέγγισης των μαθητών μου, τον τρόπο διδασκαλίας και τον τρόπο συνεργασίας με τους καθηγητές και καθηγητών-διεύθυνσης.

No10: Βεβαίως θα μας βοηθούσε. Αν για παράδειγμα στο σχολείο μας η μαθητική διαρροή ήταν μεγάλη και έπρεπε να δούμε σε ποιους λόγους οφείλεται και να παρέμβουμε. Και στην εκπαιδευτική πρακτική.

No11: Σε μεγάλο βαθμό στο να πάρω κάποιες αποφάσεις βασιζόμενος σε δεδομένα και όχι διαισθητικά. Στο να σχεδιάσω με βάση κριτηρίων κάποιες πρακτικές για να βελτιώσω το σχολικό περιβάλλον πχ να δω γιατί έχω διαρροές και πως μπορώ από τη θέση μου, και μέχρι εκεί που με αφήνει το θεσμικό πλαίσιο, να εφαρμόσω.

No12: Σίγουρα θα ήταν ωφέλιμο, το να μπορώ κάπου να μπαίνω, σαν διευθυντής ή αργότερα και σαν καθηγητής ακόμα και να παίρνω δεδομένα για τους μαθητές μου και με αυτά να μπορώ να αποφασίζω να δοκιμάσω και να παίρνω νέα δεδομένα και να προσανατολίσω τις στρατηγικές μου. Να μου πρότεινε διδακτικές πρακτικές. Να μου έλεγε ας πούμε, ότι σε αυτούς τους μαθητές θα ακολουθήσεις αυτές τις διδακτικές πρακτικές.

No13: Θα βοηθούσε να πάρω κάποιες αποφάσεις στη διδακτική πρακτική, όσο μπορώ να επέμβω, είναι κάπως κλειστή η δομή.

No14: Ναι, θα με βοηθούσε στη νέα γνώση και να πάρω αποφάσεις. Βασικά για να πάρω αποφάσεις πρέπει να γνωρίζω και την αιτία του προβλήματος και όλα αυτά φωτίζουν το πρόβλημα, εντοπίζουν τις αιτίες οπότε παίρνεις και κάποιες αποφάσεις βασισμένος στα δεδομένα.

No15: Στις αποφάσεις μου, στο να βρω λύσεις για να βελτιώσω το σχολικό μου περιβάλλον, στο να προσαρμόσω το μάθημα μου.

No16: Στις αποφάσεις μου, πως να σχεδιάσω/ βελτιώσω το μάθημα μου, στο να πάρει ο σύλλογος κάποια απόφαση για να βελτιώσει ένα θέμα/πρόβλημα.

No17: Θα με βοηθούσε να δω πράγματα για το μάθημά μου στην πρακτική. Από τους βαθμούς των τεστ/κουίζ/ασκήσεων να δω αν πρέπει να αλλάξω κάτι, που, πως ανταποκρίνονται οι μαθητές μου. Που να δώσω ιδιαίτερη βάση κ.λπ.

No18: Θα με βοηθούσε οπωσδήποτε στις αποφάσεις.

No19: Στις αποφάσεις μου, στο να σχεδιάσω κάποιες παρεμβάσεις στο σχολείο μου, στο πως διδάσκω το μάθημα για να γίνει πιο ελκυστικό.

No20: Στις αποφάσεις μου, να πάρω κάποια απόφαση για να βελτιώσω καταστάσεις στο περιβάλλον μου, στο σχεδιασμό του μαθήματος μου.

No21: Στις αποφάσεις μου για τον σχεδιασμό και τη λήψη αποφάσεων αναφορικά με τη στάση μου απέναντι στους μαθητές, τους διδακτικούς στόχους και τη διδασκαλία. Θα βελτίωνε πολύ το σχολικό περιβάλλον και τη στάση του εκπαιδευτικού αν λαμβανόταν υπόψη σωστά και με υπεύθυνο τρόπο γιατί θα λειτουργούσε σαν μέσο αξιολόγησης και ανατροφοδότησης.

ΕΡΩΤΗΣΗ 14: Ήταν κατανοητές οι απεικονίσεις των δεδομένων; Ποια τεχνική σας φάνηκε περισσότερο κατανοητή (Δέντρο αποφάσεων, κανόνες συσχέτισης, γραφήματα)

ΕΚ	Ερώτηση 14			
	Δέντρο Απόφασης	Κανόνες Συσχέτισης	Γράφημα	Όλα
1	1			
2	1			
3				1
4				1
5			1	
6				1
7				1
8				1
9				1
10				1
11		1		1
12				1
13				1
14				1
15				1
16		1		
17	1			
18	1			1
19		1		
20				1
21				1

No1: Οι κανόνες φαίνονται πιο δύσκολοι. Η μορφή του δέντρου φαίνεται πιο κατανοητό, γιατί και εμείς οι φιλόλογοι το χρησιμοποιούμε πχ στο Δέντρο λέξεων, ή στις παραδόσεις κειμένου (τι παραδόσεις έχει, τι παρακλάδια) φαίνεται ότι το δέντρο το χρησιμοποιούν όλοι οι κλάδοι.

No2: Το δέντρο αποφάσεων φαίνεται πιο εύκολο στην κατανόηση.

No3: Όλα ήταν κατανοητά.

No4: Εγώ τα κατάλαβα αλλά πιστεύω ότι δεν είναι και τόσο ευπαρουσίαστα. Πρέπει να γίνει πιο φιλικό στο χρήστη.

No5: Τα γραφήματα γιατί το έχουμε συνηθίσει από τη στατιστική. Όχι άσχημα τα άλλα απλά καλύτερα τα γραφήματα.

No6: Δεν είχα θέμα.

No7: Όλα το ίδιο μου φάνηκαν.

No8: Όλα.

No9: Όλα.

No10: Όλα.

No11: Γενικά όλα ήταν κατανοητά. Με λίγη εκπαίδευση και μελέτη θα γίνονται γρήγορα αντιληπτά. Οι κανόνες συσχέτισης ήταν το πιο ξεκάθαρο.

No12: Όλα ήταν κατανοητά. Ίσως με ένα καλύτερο υπόμνημα θα ήταν πιο εύκολο κάποιος να το διαβάσει.

No13: Όλα εύκολα. Πιστεύω με κάποια εκπαίδευση θα είναι εύκολο για όλους.

No14: Δεν είχα θέμα.

No15: Όλα ήταν κατανοητά.

No16: Γενικά δυσκολεύομαι με τα γραφήματα, είμαι πιο πολύ στη γλωσσική περιγραφή. Ο κανόνας συσχέτισης ήταν πιο γρήγορα κατανοητός, το διάβασα και το κατάλαβα. Στο άλλο έπρεπε να αφιερώσω περισσότερο χρόνο.

No17: Το δέντρο μου φάνηκε πιο οικείο. Το γράφημα μου φαίνεται πιο στατιστικό και οι κανόνες συσχέτισης θέλανε διάβασμα και δεν με βοηθάει τόσο.

No18: Ήταν κατανοητά όλα. Πιο εύκολο το δέντρο.

No19: Οι κανόνες συσχέτισης μου άρεσαν καλύτερα.

No20: Δεν είχα θέμα.

ΕΡΩΤΗΣΗ 15: Βρίσκετε ότι υπάρχουν οφέλη από την αξιοποίηση των εκπαιδευτικών δεδομένων; Με ποιους τρόπους θα αξιοποιούσατε την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων στο εκπαιδευτικό περιβάλλον;

No1: Θα είχε ενδιαφέρον να βλέπαμε το προφίλ των μαθητών που επιλέγουν να πάνε στα ΕΠΑΛ ή στο Γενικό Λύκειο. Στο μάθημα μου, ίσως, για να βοηθήσω κάποιους μαθητές για κάποια εξατομικευμένη μάθηση, όπως ήταν στη μελέτη περίπτωσης 2.

No2: Σαφώς η εφαρμογή τέτοιων μεθόδων θα ωφελήσει το ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον. Θα μας βοηθήσει στο εκπαιδευτικό έργο. Για σωστή χρήση πόρων, στη στοχοθεσία και του σχολείου αλλά και για το μάθημά μου.

No3: Ναι, εννοείται ότι το υπουργείο μπορεί να βοηθηθεί στη στρατηγική του για το δημοτικό, γυμνάσιο, λύκειο. Στη βελτίωση της εκπαιδευτικής διαδικασίας, δημιουργία έξτρα υλικού.

No4: Χρήσιμα σε επίπεδο πρυτανείας, διεύθυνση εκπαίδευσης. για να βελτιώσω το μάθημα μου σε προσωπικό επίπεδο. Σε επίπεδο ηγεσίας, ποιο είναι το προφίλ των παιδιών στις σχολές πχ υπάρχει σύνδεση με το επάγγελμα των γονέων; Ποιο είναι το προφίλ το μαθητών του λυκείου (γενικό/επαλ/νυχτερινό).

No5: Καλύτερη επίδοση, μικρότερη διαρροή, στο πως να διδάξεις το μάθημα.

No6: Στη διδακτική, πρόβλεψη επίδοσης.

No7: Στο να βελτιώσω το μάθημά μου.

No8: Σίγουρα στον αναπροσανατολισμό των προγραμμάτων, στη στοχοθεσία θα βοηθούσε να στηρίζουμε τις αποφάσεις σε τέτοια δεδομένα. Να βάζουμε στόχους στα μαθήματα βασιζόμενοι σε τέτοια μοντέλα, με πραγματικά δεδομένα και όχι βασιζόμενοι μόνο στο θεωρητικό πλαίσιο και να

βγουν οι στόχοι με πραγματικές ερευνητικές υποθέσεις, με πραγματικά δεδομένα έτσι ώστε να μπορούμε εκεί που χρειάζεται να τροποποιούμε τις παρεμβάσεις μας.

No9: Οτιδήποτε δεδομένο έχουμε στα χέρια μας είναι πολύτιμο εργαλείο, ειδικά όταν προέρχεται μέσα από συστηματική επιστημονική έρευνα. Οτιδήποτε κάνει πιο εύκολο το έργο της διδασκαλίας αλλά και διευκολύνει τη ζωή των μαθητών και τη στάση και των μαθητών στο σχολείο γιατί όταν ο μαθητής βλέπει ότι ο καθηγητής κάνει ένα εξατομικευμένο μάθημα τον σέβεται, έχει μια άλλη στάση στο σχολείο, μειώνεται η διαρροή, μειώνονται και οι προσωπικές διαφορές που έχουν οι μαθητές μεταξύ τους ή μεταξύ μαθητών-καθηγητών. Θα με βοηθούσε στην εξατομικευμένη μάθηση γιατί ο καθένας μαθαίνει με διαφορετικό τρόπο. Η εξατομικευμένη διδασκαλία είναι ένα ζητούμενο για όλους μας γιατί νιώθω ότι λόγω συνθηκών, εργασιακής κόπωσης και γραφειοκρατικής εργασίας που έχουμε δεν είναι εύκολο να το πετύχουμε. Θα ήταν ένα εργαλείο, αλλά δεν ξέρω πόσο εφαρμόσιμη θα ήταν στον επιθυμητό βαθμό. Στη διδακτική πρακτική για να βελτιώσω/τροποποιήσω τον τρόπο διδασκαλίας ώστε να βοηθήσω όσους περισσότερους μαθητές. Για να μάθουμε τα αίτια της μαθητικής διαρροής, επεκτείνοντας τα δεδομένα και στους κοινωνικό οικονομικούς παράγοντες της οικογένειας.

No10: Σίγουρα θα υπάρξουν οφέλη. Εδώ να ξεκαθαρίσουμε ότι σε επίπεδο λυκειακό ο εκπαιδευτικός δεν μπορεί να έχει τη δυνατότητα που έχει η δυνατότητα του πανεπιστημίου να πάρει μέτρα, ούτε η διοίκηση του σχολείου, ενδεχομένως ένα ιδιωτικό σχολείο να μπορούσε να τα εφαρμόσει, ή το υπουργείο θα μπορούσε να προβλέψει και να πάρει κατάλληλες αποφάσεις όπως πχ ενισχυτική διδασκαλία και να κάνει στρατηγική παρέμβαση. Θα τη χρησιμοποιούσα στην εξατομικευμένη μάθηση σε κάποια παιδιά που έχουν κάποιες δυσκολίες, στο βαθμό που μπορεί να εφαρμοστεί, γιατί ανάλογα με το βαθμό δυσκολίας του παιδιού ίσως να χρειάζεται να πάει σε επίπεδο ειδικής αγωγής και δεν μπορεί ο εκπαιδευτικός που έχει την γενική ευθύνη για όλη την τάξη να κάνει τέτοια παρέμβαση εξειδικευμένη. Θα ήθελα να μάθω για τη μαθητική διαρροή, που οφείλεται.

No11: Σαφώς, γιατί θα βοηθούσε στο να πάρουμε σωστές αποφάσεις. Κάθε διευθυντής θέλει να βελτιώσει το σχολικό του περιβάλλον και κάθε εργαλείο που βοηθάει στο να επιτευχθεί ο στόχος είναι πολύτιμο. Θα ήθελα να μάθω για τη φοιτητική διαρροή, γιατί αποτυγχάνουν στις εξετάσεις πιστοποίησης, ώστε μετά να γίνουν στοχευμένες αλλαγές στην ύλη, στο Π.Σ, στα αναλυτικά προγράμματα.

No12: Θα βοηθούσε την κατάσταση στο ελληνικό εκπαιδευτικό περιβάλλον. Σίγουρα είναι ένα σημείο (αυτή η μέθοδος) που μας προκαλεί να πάρουμε κάποιες αποφάσεις, να τις δοκιμάσουμε τουλάχιστον και αν αποτύχουν παίρνουμε κάποιες άλλες, γιατί θα έχουμε νέα δεδομένα. Πολλά θα ήθελα να μάθω... Κάτσε να τα βάλω σε μια σειρά. Το ένα θα ήταν να μου προτείνει τρόπους διαχείρισης ακραίων συμπεριφορών. Να προβλέπει μαθητές με βίαιη συμπεριφορά. Ιδανικά θα ήταν να προτείνει και τρόπους. Αλλά και τους μαθητές που είναι θύματα, τα οποία παιδιά δεν θα φτάσουν ποτέ στο γραφείο να διαμαρτυρηθούν γιατί είναι το θύμα, πως μπορώ εγώ να το δω? Να προβλεφθούν? Ενώ ίσως με τα κατάλληλα δεδομένα να βγουν τέτοιες πληροφορίες. Στο γνωστικό κομμάτι να βρούμε τους μαθητές που έχουν κλήσεις για να τους βοηθήσουμε να αναπτύξουν το ταλέντο τους. Σχετικά με τους εκπαιδευτικούς να βλέπουμε με βάση τα δεδομένα ανάγκες επιμόρφωσης. Έχει πάρα πολλές εφαρμογές, που να πιάσεις και που να τελειώσεις,. Είναι ένα πολυεργαλείο εγώ θα το έλεγα, όπως είναι ο ελβετικός σουγιάς, που θα μπορούσε να σου λύση κάθε φορά τα προβλήματα. Είναι σαν τον καθρέφτη της χιονιάτης, Καθρέφτη- καθρεφτάκι μου για πες μου τι δεδομένα μπορείς να μου δώσεις για να πάρω την καλύτερη απόφαση.

No13: Ναι υπάρχουν οφέλη, πχ στο σχεδιασμό παρεμβάσεων. Θα ήθελα πχ να μάθω πως συνδέεται ο εξοπλισμός/πόροι του σχολείου με τις επιδόσεις του μαθητή.

No14: Μαθητική διαρροή, πως επηρεάζουν τα κοινωνικά κριτήρια αυτό το φαινόμενο που θα πρέπει να μελετηθεί. Και οι αδικαιολόγητες απουσίες θα πρέπει να εξεταστούν γιατί κάνουν κάποιοι συγκεκριμένοι μαθητές συστηματικά. Έχουν αδυναμία σε κάποια μαθήματα, κάτι άλλο.

No15: Να μάθω τη διάθεση και την οπτική των μαθητών σχετικά με το μάθημά μου. Τώρα συζητάω με τα παιδιά στην αρχή της χρονιάς τι θέλουν, τι πιστεύουν τι περιμένουν και τους λέω και τι περιμένω και τι θέλω εγώ για το μάθημα μου. Αν στο τέλος της χρονιάς επιτεύχθηκαν οι στόχοι και αυτό θα με βοηθήσει στο να βελτιώσω το μάθημα.

No16: Πως μπορώ να είμαι πιο αποδοτική στο μάθημά μου και για εξατομικευμένη μάθηση.

No17: Στο λύκειο πχ που πρέπει ο μαθητής να πάρει μια απόφαση ζωής να βοηθήσει στο τρόπο επιλογής σχολής γιατί παίρνουμε ένα μηχανογραφικό, το συμπληρώνουμε με βάση το στάτους κάποιων ονομάτων σχολών, σαν κουλτούρα, και δεν το κοιτάμε με βάση ποιους βαθμούς ποιος καθηγητής μας παροτρύνει να πάμε παρακάτω. Στη διαμόρφωση του μαθήματός μου. Θέματα φοίτησης, επίδοσης.

No18: Μαθητική διαρροή, στο κατά πόσο είναι ενδιαφέρον το μάθημα για να μπορέσω να αλλάξω πράγματα στη διδακτική μου.

No19: Θα με βοηθούσε στην εκπαιδευτική πρακτική μου για να προσαρμόσω το μάθημα.

No20: Μαθητική διαρροή στο γυμνάσιο, τι επηρεάζει τις επιδόσεις στο γυμνάσιο

No21: Βεβαίως, γιατί παρέχει ανατροφοδότηση και μειώνει έτσι το ρίσκο των λανθασμένων επιλογών και των διαρκών πειραματισμών. Τις μαθησιακές επιδόσεις των μαθητών, τα ενδιαφέροντα και τις κλίσεις τους αναφορικά με την εκπαιδευτική διαδικασία, τη δυσκολία που έχουν συναντήσει οι μαθητές γενικότερα σε συγκεκριμένα διδακτικά αντικείμενα, ώστε να διαμορφώσω ανάλογα τη διδασκαλία. Τα σημεία που αποθάρρυναν τους μαθητές, τα κίνητρα τους.

ΕΡΩΤΗΣΗ 16:

- c) *Τελικά θα μπορούσαν οι εμπλεκόμενοι με την εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευτικοί/ στελέχη εκπαίδευσης) να λάβουν αποφάσεις με βάση την ανάλυση εκπαιδευτικών δεδομένων?*
- iii) *Σε ατομικό επίπεδο (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)*
- iv) *Γενικά, οι συνάδελφοί σας (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)*
- d) *Πόσο εύκολο θα είναι να αναπτυχθεί η συνήθεια χρήσης των δεδομένων για τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό και την βελτίωση του? Που πιστεύετε ότι θα υπάρξουν/συναντήσετε δυσκολίες?*

ΕΚ	Ερώτηση: 16 ai					Ερώτηση: 16aii				
	Πάρα πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου	Πάρα πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου
1			1					1		
2		1						1		
3		1							1	
4			1							1
5		1						1		
6		1							1	
7	1								1	
8	1						1			
9	1						1			
10			1					1		
11	1						1			
12	1							1		
13		1						1		
14		1					1			
15		1					1			
16		1					1			
17		1							1	
18		1					1			
19		1					1			
20			1					1		
21	1							1		

No1: Εύκολο όχι, γιατί θέλει σχεδιασμό άνωθεν. Ένας καθηγητής να κάνει μόνος του κάτι τέτοιο πόσο εύκολο θα είναι; Χρειάζεται να γίνει πιο εύχρηστο. Ή τι αποτέλεσμα θα έχει; Ίσως αν έχεις ένα πρόγραμμα που θα βάζεις εσύ τα δεδομένα και θα σου καταναίμει τον μαθητή, αλλά πάλι σε ευρύτερο πλαίσιο είτε από σχολική μονάδα, είτε σε επίπεδο υπουργείου. Χρειάζεται εξειδικευμένη γνώση.

No2: Πιστεύω ότι με κατάλληλη επιμόρφωση θα μπορούμε να χρησιμοποιούμε τέτοιες μεθόδους για τη βελτίωση του έργου μας.

No3: Θα υπάρξουν γιατί δεν υπάρχουν αναλυτικά προγράμματα και στημένα διαδικτυακά μαθήματα, ώστε να μπορούμε να τα χρησιμοποιήσουμε και να αντλούμε δεδομένα για ανάλυση.

No4: Στην Ελλάδα; Όχι, Ποτέ! Θα πρέπει να γίνει πιο φιλικό προς τον χρήστη, να εκλαϊκευτεί. Ακόμα και τότε δυσκολίες θα υπάρξουν λόγω νοοτροπίας, πχ έχουμε τόσους υπολογιστές εδώ και τόσα χρόνια στα σχολεία και υπάρχουν συνάδελφοι που δεν ξέρουν να πατήσουν το enter.

No5: Αρκετά εύκολα η χρήση των δεδομένων. Αλλά θα υπάρξουν δυσκολίες. Πως βρίσκεις τα δεδομένα, είναι πάντοτε διαθέσιμα, να σκεφτείς τι επηρεάζει, τι ωφελεί. Θα πρέπει να γίνει και εύκολο στη χρήση του, κάτι που προς το παρόν φαίνεται ότι μπορούν μόνο όσοι έχουν εξειδικευμένες γνώσεις στους υπολογιστές.

No6: Ναι, αλλά θέλει να αλλάξεις την κουλτούρα.

No7: Για μένα ναι, και εφαρμόζω ανάλυση δεδομένων, σε μια πιο απλή μορφή, για τη βελτίωση των μαθημάτων. Δύσκολο για το σύνολο, γιατί υπάρχει γενικά μια άρνηση. Συνήθως για να γίνει ένα βήμα προς τα μπροστά, ο περισσότερος κόσμος θέλει να κάνει ένα βήμα προς τα πίσω. Είναι δύσκολο να ξεβολευτείς από την καθημερινότητά σου αλλά αυτό δεν είναι εξέλιξη είναι στασιμότητα.

No8: Ναι σίγουρα θα το χρησιμοποιούσα. Και οι συνάδελφοι αν εκπαιδευτούν πιστεύω θα το χρησιμοποιούσαν γιατί μας διευκολύνει. Χρειάζεται να εκπαιδευτούν, ο καθένας έχει και μια διαφορετική κουλτούρα αντίληψη, γιατί οι εκπαιδευτικοί παγιώνονται σε μια διαδικασία/ένα εργαλείο και είναι πολύ δύσκολο να τους πεις να αλλάξουν. Αν όμως τους δείξεις τεκμηριωμένα ότι θα πρέπει να γίνει γι' αυτό και γι' αυτό το λόγο ίσως και να το δεχτούν. Κάποιος όμως που θέλει να είναι αποτελεσματικός και να θέλει οι φοιτητές του να μαθαίνουν τότε θα το χρησιμοποιήσει για να μπορέσει να κάνει εξατομικευμένη μάθηση.

No9: Σε ατομικό επίπεδο ναι, πάρα πολύ. Σε γενικό επίπεδο, νομίζω ότι η πλειοψηφία των συναδέλφων θα το αξιοποιούσε ειδικά τα άτομα τα οποία είναι πιο νεαρής ηλικίας, είναι εξοικειωμένοι με τη χρήση δεδομένων. Ίσως στην αρχή, όταν βλέπουμε κάτι καινούργιο, υπάρχει μια απώθηση και μια έμφυτη άρνηση, αλλά αν κάποιος καταλάβαινε τα θετικά αυτού του εργαλείου πιθανότατα θα το αξιοποιούσαν. Η Επιμόρφωση θα βοηθούσε στο να αλλάξουμε τις απόψεις μας και βιωματικά.

No10: Θεωρητικά ναι, αλλά πρακτικά και έτσι όπως λειτουργεί το σχολείο είναι δύσκολο. Θεωρητικά μπορεί σε ένα πρόβλημα να έχεις βρει τον τρόπο που θα παρέμβεις αλλά πρακτικά να μην μπορείς. Ο εκπαιδευτικός σχεδιασμός δεν είναι κυρίως ευθύνη του ατόμου που υλοποιεί τον σχεδιασμό. Εγώ μέσα στην τάξη υλοποιώ τον σχεδιασμό που ήδη υπάρχει, νομίζω ότι είναι μικρά τα περιθώρια που έχω να αλλάξω τον σχεδιασμό αυτών που παίρνουν αποφάσεις. Όμως ο καθένας μπορεί να συνεισφέρει με προτάσεις, οι οποίες προτάσεις μπορούν να δείξουν στην διοίκηση τι πρέπει να αλλάξει βάσει των δεδομένων μας.

No11: Ναι και θα πρέπει να το χρησιμοποιούν, αν μιλάμε ότι θέλουμε να βελτιώσουμε την εκπαιδευτική διαδικασία, ειδικά οι διευθυντές. Ίσως να υπάρξουν δυσκολίες, αλλά αν καταλάβουν τα θετικά και με κατάλληλη εκπαίδευση, έχοντας ένα εργαλείο εύκολο στη χρήση του, που θα σε βοηθάει να βλέπεις παραπέρα από το φαινόμενο, όλοι θα το χρησιμοποιήσουν. Βέβαια δεν είναι μόνο ο διευθυντής στη βελτίωση του έργου θα πρέπει όλοι (καθηγητές, ηγεσία) να είναι προς αυτή την κατεύθυνση.

No12: Λόγω της ηθικής και της προστασίας των δεδομένων, θα μπορούσα, αν δεν είχα εγώ πρόσβαση στα δεδομένα αλλά μια ανεξάρτητη αρχή, οπότε εγώ θα παίρνω το αποτέλεσμα μόνο, τότε ναι πολύ απλά θα έλεγα ναι, θα ήταν ένα χρήσιμο εργαλείο, θα το χρησιμοποιούσα έχοντας πάντα στο νου μου με πόση σοβαρότητα πρέπει να το χρησιμοποιώ, με σεβασμό στα προσωπικά δεδομένα των μαθητών, γιατί αυτό δεν είναι ένα παιχνίδι αλλά ένα σοβαρό εργαλείο το οποίο θα με βοηθήσει στο να γίνω καλύτερος και να κάνω καλύτερο το σχολείο μου. Για το συμφέρον πάντα των μαθητών και των εκπαιδευτικών..... Ακόμα και αν βάζαμε δικαιώματα διαχειριστή, δηλαδή να βάλουμε μια διαβάθμιση των δικαιωμάτων, άλλα πράγματα να μπορούμε να δώσουμε στον διευθυντή του σχολείου που κατά το νόμο γνωρίζει περισσότερα από ότι ένας εκπαιδευτικός, και λιγότερα δικαιώματα στο τι θα βλέπει ο καθηγητής, που θα έχουν πρόσβαση οι εκπαιδευτικοί και αυτοί πιστεύω θα χρησιμοποιούσαν το εργαλείο για συμφέρον των μαθητών τους. Πάλι ξαναλέω ότι η διαχείριση αυτών των πραγμάτων πρέπει να γίνεται με μεγάλη προσοχή, εδώ λέω τον αντίλογο, όσο αυξάνεται ο αριθμός αυτών που έχουν πρόσβαση στα στοιχεία, τόσο κάπου χάνεται ο έλεγχος...Επίσης καλό είναι να λάβουμε υπόψη ότι και η πρόβλεψη έχει και την αντίστροφη πορεία. Αν μπω στο δικό σου Netflix και μου προτείνει 10 ταινίες τότε με αντίστροφο τρόπο μπορώ να δω τα γούστα σου στις ταινίες, οπότε βλέπω τα προσωπικά σου δεδομένα. Αυτό καμιά φορά μην το αφήνουμε έτσι να περνάει. Άρα όταν ο εκπαιδευτικός βλέπει ότι προτείνεται για κάποιον μαθητή αυτό σημαίνει ότι μπαίνει στην αντίστροφη πορεία να σκεφτεί τι είναι αυτό που το κάνει και μου προτείνει αυτό το πράγμα, οπότε αυτός κάτι έχει δηλώσει και με κάποια εμπειρία αρχίζει και σιγά σιγά έχει σε πρόσβαση αναγκαστικά.

No13: Νομίζω προσαρμοζόμαστε. Γενικά αυτές οι αλλαγές θέλουν κάποιο χρόνο, κάποιοι θα το κάνουν πιο γρήγορα, ανάλογα και το background, κάποιοι θα προηγηθούνε αλλά στο τέλος θα ακολουθήσουν οι περισσότεροι.

No14: Δυσκολίες ναι θα έχει γιατί οι περισσότεροι μπαίνουν με τη λογική του φαντάρου, δεν ξέρω τίποτα δεν κάνω τίποτα και είναι σε μεγάλο ποσοστό στο δημόσιο. Υπάρχουν πάντα οι ευσυνείδητοι που κρατάνε το δημόσιο. Θα αρχίσουν διάφορες θεωρίες και τα συνδικαλιστικά ότι μας ελέγχουν, θεωρίες ότι όλα είναι μάταια κ.λπ.

No15: Θέλει μια προσπάθεια, χρόνο, χρόνο καταγραφής, εξοικείωσης, εκπαίδευσης. Έξτρα χρόνο γενικά. Και θα πρέπει να γίνει εύκολο στη χρήση τους.

No17: Ναι, θα μπορούσαμε να χρησιμοποιούμε τα δεδομένα προς όφελος της εκπαίδευσης αλλά θέλει πίεση. Θα υπάρχουν δυσκολίες γιατί η λογική είναι εγώ ήρθα να κάνω το μάθημα μου και φεύγω και όλο αυτό είναι επιπλέον του ωραρίου μου. Κακή νοοτροπία. Αλλά το πρόβλημα είναι διττό γιατί δεν έχω το σωστό περιβάλλον εργασίας, πχ μπαίνω στο γραφείο των καθηγητών και δεν έχω όχι γραφείο και υπολογιστή, ούτε καρέκλα να κάτσω, οπότε αυτό είναι ένα πάτημα για να μην κάνω τίποτα. Δεν υπάρχει εξοικείωση στη χρήση υπολογιστή ακόμα και τώρα με τους εκπαιδευτές τους πιέζω να κάνουν σωστά τη δουλειά τους, ή κάνω εγώ πράγματα για αυτούς πχ ανεβάζω εγώ τις σημειώσεις τους στο eclass κ.λπ.

No18: Χρειάζεται εξοικείωση, πρέπει να έχει βασικές γνώσεις υπολογιστή.

No19: Ναι γιατί θα βοηθούσε τα ανώτερα στελέχη της εκπαίδευσης να έχουν μια εικόνα του τι γίνεται στην τάξη γιατί τώρα είναι αποκομμένοι από την σχολική πραγματικότητα. Είναι θέμα εκπαίδευσης και επιμόρφωσης αλλά δεν θα το χρησιμοποιούσαν όλοι γιατί είναι θέμα ηλικιακό, νοοτροπίας.

No20: Με δυσκολία αλλά θα μπορούσαμε να τα καταφέρουμε. Αν γινόταν πιο φιλικό στο χρήστη.

No21: Χρειάζεται κατάλληλη επιμόρφωση στην ανάλυση, κατανόηση και διαχείριση των δεδομένων. Και ένα πιο εύχρηστο κα εύκολο εργαλείο. Έτσι, η διαδικασία θα γίνει απλούστερη και δελεαστικότερη. Δυσκολία θα υπήρχε μόνο σε αυτό το κομμάτι, ενώ με την απόκτηση εμπειρίας η ανατροφοδότηση θα μετατρεπόταν απευθείας σε πράξη.

ΕΡΩΤΗΣΗ 17:

- c) *Γνωρίζετε αν χρησιμοποιείται η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στη λήψη αποφάσεων από τους:*
- iv) *Υπεύθυνους χάραξης πολιτικής (ΝΑΙ, ΟΧΙ, ΙΣΩΣ, ΔΕΝ ΞΕΡΩ)*
 - v) *Στελέχη εκπαίδευσης (Προϊστάμενοι/Διευθυντές κ.λπ.) (ΝΑΙ, ΟΧΙ, ΙΣΩΣ, ΔΕΝ ΞΕΡΩ)*
 - vi) *Εκπαιδευτικούς (ΝΑΙ, ΟΧΙ, ΙΣΩΣ, ΔΕΝ ΞΕΡΩ)*
- d) *Σε ποιο βαθμό θα έπρεπε να εφαρμόζεται η Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων στη λήψη αποφάσεων από τους:*
- iv) *Υπεύθυνους χάραξης πολιτικής (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)*
 - v) *Στελέχη εκπαίδευσης (Προϊστάμενοι/Διευθυντές κ.λπ.) (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)*
 - vi) *Εκπαιδευτικούς (Πάρα Πολύ, Πολύ, Αρκετά, Λίγο, Καθόλου)*

ΕΚ	ΕΡ.23 αi				ΕΡ.23 αii				ΕΡ.23 αiii				ΕΡ: 23 βi				ΕΡ: 23 βii				ΕΡ: 23 βiii						
	ΝΑΙ	ΟΧΙ	ΙΣΩΣ	ΔΕΝ ΞΕΡΩ	ΝΑΙ	ΟΧΙ	ΙΣΩΣ	ΔΕΝ ΞΕΡΩ	ΝΑΙ	ΟΧΙ	ΙΣΩΣ	ΔΕΝ ΞΕΡΩ	Πάρα Πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου	Πάρα πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου	Πάρα Πολύ	Πολύ	Αρκετά	Λίγο	Καθόλου
1				1		1				1			1						1				1				
2			1			1				1			1						1				1				
3		1				1				1			1						1					1			
4		1				1				1			1						1					1			
5	1						1			1			1						1					1			
6				1		1				1			1						1					1			1
7				1		1				1			1						1					1			
8				1		1				1			1						1					1			
9		1				1				1			1						1					1			
10		1				1				1			1		1				1					1			
11			1			1				1			1						1					1			
12				1		1				1			1			1			1					1			
13				1		1				1			1			1			1					1			1
14			1			1				1			1						1					1			
15				1			1			1			1		1				1					1			
16				1		1				1			1						1					1			
17	1					1				1			1						1					1			
18		1				1				1			1						1					1			
19			1			1				1			1		1				1					1			1
20			1				1			1			1						1					1			
21			1			1				1			1						1					1			

No5: Φαντάζομαι θα κάνουν κάτι, σε επίπεδο υπουργείο, το παιδαγωγικό ινστιτούτο, ίσως αναλυτικά ανά μάθημα, αλλά αν δεν τα κάνουν αυτά τότε τι κάνουν, τσάμπα το έχουμε; Θα έπρεπε για να παίρνουν αποφάσεις να αυτό το μάθημα του λιγοστεύουμε ώρες, το ανεβάζουμε τάξη, το θεωρούμε πιο σημαντικό.

No8: Δεν νομίζω, δεν το γνωρίζω. Ακόμη και μεγάλοι φορείς που έχουν να κάνουν με την εργασία, με τον στρατηγικό σχεδιασμό δεν φαίνεται να έχουν τέτοια μέτρα.. Ακόμα και στην Ευρώπη που κοίταξα. Φαίνεται ότι υπάρχει έλλειμμα, υπάρχει αναγκαιότητα σε μια τέτοια κατεύθυνση για να μπορέσουμε να κάνουμε στρατηγικό σχεδιασμό.

No9: Νομίζω ότι στηρίζονται σε πολύ γενικά δεδομένα χωρίς να δουν τις παραμέτρους που υπάρχουν σε κάθε εκπαιδευτική βαθμίδα, στηρίζονται σε μικρό βαθμό και όχι συστηματοποιημένα όπως θα έπρεπε.

No10: Η ηγεσία γνωρίζει τα δεδομένα, δεν παίρνει μέτρα για να λύσει το πρόβλημα που εκφράζουν αυτά τα δεδομένα. Ή τα βλέπει σε ένα πρώτο επίπεδο αλλά δεν τα αναλύει σε βάθος, ή είναι ημιτελή και δεν αντιμετωπίζουν το πρόβλημα. Θα πρέπει να εφαρμόζεται η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων στη λήψη αποφάσεων αλλά με την προτεραιότητα και με την ευθύνη που αναλογεί στον καθένα, δηλαδή η 1^η ευθύνη είναι στην κορυφή της πυραμίδας και κατεβαίνει κλιμακωτά προς τα κάτω.

No11: Ηγεσία: Ίσως ναι, αλλά τελικά δεν φτάνουν στο επιθυμητό αποτέλεσμα, τη βελτίωση. Ίσως να βλέπουν λίγο αλλά να μην το λαμβάνουν υπόψη στις τελικές αποφάσεις. Στελέχη/εκπαιδευτικοί: Όχι, δεν είναι κάποιο γνωστό εργαλείο.

No12: Α)ι) Δεν γνωρίζω, αλλά θεωρώ ότι με τα λάθη που κάνουν ή με τον τρόπο που διαχειρίζονται, οι αποφάσεις που παίρνουν δεν είναι σωστές. Είναι αυτό που λέγαμε ότι έχει πρόσβαση σε δεδομένα αλλά δεν βλέπω να παίρνεις καλές αποφάσεις για την παιδεία. Η εκπαιδευτική πολιτική ουσιαστικά, είναι ένα άλλο στοιχείο το οποίο το έχω πιάσει και αυτό σε κάποια δημοσίευση, το ζήτημα είναι το εξής: Η εκπαιδευτική πολιτική ενώ έχει πρόσβαση σε δεδομένα έχει και στόχους. Και ανάλογα με τους στόχους διαβάζει τα δεδομένα, τα αναλύει ανάλογα με αυτό που θέλει να βγάλει δεν έχουμε αντικειμενικότητα, δεν έχουμε εγκυρότητα δεν έχουμε αξιοπιστία. Για αυτό και ίσως οι αποφάσεις που παίρνουν δεν είναι αποφάσεις που βγάζουν τα δεδομένα αλλά χρησιμοποιούν τα δεδομένα για να στηρίξουν και να επικυρώσουν τις αποφάσεις που ήδη έχουν πάρει. ιι) Δεν νομίζω,

ιι) δεν έχουν πρόσβαση καν σε αυτά τα δεδομένα. Β) ι) ο βαθμός που θα έπρεπε να χρησιμοποιούνταν σχετίζεται με τις επιθυμίες και τους στόχους. Αν πραγματικά η εκπαιδευτική πολιτική ήθελε να συμβουλευτεί αυτό το εργαλείο για να βγάλει αποφάσεις ναι. Αλλά το να θέλει να χρησιμοποιήσει το εργαλείο για να εμβαπτίσει και να δικαιολογήσει τις αποφάσεις που έχει ήδη πάρει τότε δεν έχουμε σωστή χρήση. Ξέρουμε ότι κάθε εκπαιδευτική πολιτική θα εκμεταλλευτεί αυτό το εργαλείο και θα το εκμεταλλευτεί με τον χειρότερο τρόπο (να και η ιδεοντολογία) δηλαδή εδώ είναι αυτό που λέμε, είναι σαν την πυρηνική ενέργεια ενώ σου παρέχει πάμφθηνη ενέργεια ρεύματος, έχει χρησιμοποιηθεί και σαν πυρηνικό όπλο. Οπότε φαντάζεσαι μια/έναν υπουργό που θα έλεγε εμείς πήραμε τις αποφάσεις μας, μα αυτές τις αποφάσεις τις πήραμε από τα δεδομένα, τα οποία έχουν 85% επιτυχία στην πρόβλεψη, οπότε το συμβουλευτήκαμε και αυτό είναι. Άντε εσύ απέδειξε τώρα ότι λένε την αλήθεια. Οπότε μπορεί να είναι ένα όπλο για να γίνει χειρότερη η εκπαίδευση. Γιατί μιλάμε για εκπαιδευτική πολιτική. Αν έχω λοιπόν αγαθές τις προθέσεις ναι πραγματικά να το χρησιμοποιήσουν, αλλά επειδή πρόκειται για πολιτική αγαθές προθέσεις δεν υπάρχουν, όχι μόνο στην Ελλάδα. Ιι,ιι) Για τα στελέχη και τους εκπαιδευτικούς, εκεί πιστεύω είναι καλύτερα γιατί μπορείς να βρεις μεγάλο ποσοστό ανθρώπων με αγαθές προθέσεις που θέλουν πραγματικά να βοηθήσουν. Γιατί εμείς βλέπεις δεν χαράσσουμε πολιτική, υπηρετούμε την κάθε πολιτική απλά προσπαθούμε την χειρότερη πολιτική/ νομοθεσία να την αντιστρέψουμε για το καλό του σχολείου, για το καλό των μαθητών.

No13: Θα έλεγα αρκετά γιατί δεν είναι όλα δεδομένα. Και το εργαλείο θα πρέπει να είμαστε και σίγουροι ότι είναι απολύτως αποτελεσματικό, οπότε θα πρέπει να ελεγχθούν τα αποτελέσματα και μετά να τα εφαρμόσουμε.

No14: Πιστεύω ότι κάποια προσπάθεια γίνεται δεν ξέρω πόσο αποτελεσματικές είναι, γιατί μας ζητάνε συνέχεια στοιχεία – τα παίρνουνε και από το myschool, και για τους καθηγητές ζητάνε στοιχεία, και οι επιμορφώσεις που γίνονται ίσως να στοχεύουν στο να μας κάνουν ικανότερους και να χειριζόμαστε και άλλα εργαλεία με την πληροφορική που γίνεται. Φαντάζομαι, χωρίς να γνωρίζω ότι αξιοποιούνται τα δεδομένα. Β) το δημόσιο σχολείο τα στελέχη έχουν τρομερό φόρτο εργασίας και γίνεται διαχείριση.. Δεν υπάρχει όμως κάποιο εργαλείο που θα σου δείχνει κάτι...γ) δεν νομίζω...

No15: Α)ι) αν το χρησιμοποιούν, δεν ξέρω, σε χαμηλό βαθμό. Ιι) ίσως μεμονωμένα, ανεπίσημα για δική τους χρήση με δικά τους δεδομένα.

No16: Ίσως κάποιοι εκπαιδευτικοί, ανεπίσημα για δική τους χρήση με δικά τους δεδομένα.

No17: Α)ιι) ανεπίσημα για δική τους χρήση με δικά τους δεδομένα. Β) θα έπρεπε να χρησιμοποιείται για την χάραξη πολιτικής με τον σωστό τρόπο, προς την σωστή εκπαιδευτική πορεία.

No19: Α)ι)θα ήθελα να πιστεύω ότι χρησιμοποιείται, αλλά στο δια ταύτα δεν φαίνεται...Β)ιι) αν ήταν στημένο καλύτερο το αναλυτικό πρόγραμμα/βιβλία/ μεθοδολογία κλπ από κεντρικά θα χρειαζόταν λιγότερο να το χρησιμοποιήσουν οι εκπαιδευτικοί.

Ερώτηση 18: *Θέματα ιδιωτικότητας και δεοντολογίας. Πόσο εύκολη, πιστεύετε ότι είναι η διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων; Ποιοι οι κίνδυνοι/φοβίες; Τι πρέπει να προσέξουμε;*

No1: Είναι ένα ζήτημα η διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων. Κατά πόσο θα μπορούσαμε να αντλήσουμε κοινωνικοοικονομικές πληροφορίες για τους μαθητές? Υπάρχουν νομικά θέματα και ζητήματα.

No2: Υπάρχουν κάποια νομικά θέματα, αλλά μέσα από ένα θεσμικό πλαίσιο γιατί όχι.. αφού θα είναι για την βελτίωση της παιδείας.

No3: Δεν ξέρω... με κατάλληλη εκπαίδευση δεν νομίζω ότι θα υπάρχει θέμα.

No4: Εγώ είμαι λίγο κατά. Τι δεδομένα; Πιστεύω ότι όλα αυτά με τα δεδομένα το παρακάνουν. Θα έπρεπε να μπορούμε διαχειριστούμε τα δεδομένα προς όφελος της εκπαίδευσης. Και τώρα χρησιμοποιούμε δεδομένα.

No5: Θα έχω πρόσβαση; Πόσο επιτρέπετε να τα χρησιμοποιήσεις; Τι άδειες πρέπει να παίρνεις, ποιοι έχουν δικαίωμα.

No6: Υπάρχουν κίνδυνοι, να προσέξουμε τη διαρροή τους. Και να υπάρχει διαβαθμισμένη πρόσβαση στα δεδομένα.

No7: Για μένα είναι εύκολο να διαχειριστώ τα δεδομένα δηλαδή δεν θα με φόβιζε να τα διαχειριστώ. Και τώρα διαχειριζόμαστε δεδομένα στο σχολείο. Προβλήματα ασφάλειας και βέβαια υπάρχουν, όπως διαρροή, αλλά αυτό θα υπάρχει παντού και πάντα σε οποιοδήποτε τομέα. Αυτός που έχει τη θέση ευθύνης και φοβάται δύσκολα θα έπαιρνε τέτοια απόφαση να χρησιμοποιήσει αυτή τη μέθοδο. Για την ασφάλεια θα πρέπει να θεσμοθετεί ένα νομικό πλαίσιο.

No8: Πάντα υπάρχει ένα θέμα και κατά πόσο οι μηχανές και οι αλγόριθμοι δουλεύουν για εμάς. Αφορά όλες τις επιστήμες και όχι μόνο την εκπαίδευση. Μπορούν να υπάρχουν κάποιοι κανόνες/ διαβαθμίσεις χρήσης των δεδομένων, ώστε να χρησιμοποιούμε με ηθική τα δεδομένα.

No9: Τα προσωπικά δεδομένα είναι ένα πεδίο που πρέπει να προσέξουμε πάρα πολύ. Πρέπει να υπάρχει εμπιστοσύνη από όλους τους εμπλεκόμενους, εχεμύθεια, πρέπει οτιδήποτε και αν γίνεται να είναι ανώνυμο, και αν κάτι πρέπει να γίνει επώνυμο να μένει μόνο στον καθηγητή και όχι να γίνονται ανοικτές συζητήσεις επωνύμως. Υπάρχουν νομικά πλαίσια τα οποία τα ακούμε, τα διαβάζουμε αλλά δεν ξέρω κατά πόσο εφαρμόζονται στις εκπαιδευτικές μονάδες, ας πούμε προσωπικό δεδομένο θεωρείται το να μην βγάλουμε φωτογραφία κάποιον μαθητή και ζητάμε την άδεια/συναίνεση του γονέα προκειμένου να δημοσιοποιήσουμε κάποια φωτογραφία του. Νομίζω ότι δεν τα χειριζόμαστε στον σωστό βαθμό, χρειαζόμαστε εκπαίδευση.

No10: Φαίνεται ότι υπάρχουν δυσκολίες. Βγήκε πολύ έντονα τα τελευταία 2 χρόνια που μπήκε η διαδικασία της τηλεκπαίδευσης, που έχει γίνει μια ολόκληρη διεργασία για φύλαξη προσωπικών δεδομένων, τι επιτρέπεται τι δεν επιτρέπεται, αν επιτρέπονται τα μικρόφωνα ή όχι, οι κάμερες ή όχι, όλα αυτά δημιουργούν ανησυχίες και προφανώς υπάρχει ένα θέμα ιδιωτικότητας και δεοντολογίας. Πρέπει η οποιαδήποτε διαδικασία να διασφαλίζει πρώτα από όλα αυτό να μην αφήνει παράθυρα ανοικτά.

No11: Εύκολη. Δεν θεωρώ ότι δεν θα πρέπει να εκμεταλλευτούμε τα δεδομένα όταν θα μας βοηθούν να παίρνουμε προσανατολισμένες αποφάσεις και όχι βασιζόμενοι σε αυτά που πιστεύουμε, φανταζόμαστε. Πχ στη μελέτη¹ θα μπορούσα να πω για τη διαρροή φταίει η φτώχεια, τα οικογενειακά προβλήματα, εξωγενείς παράγοντες κλπ. Ενώ μετά την ανάλυση έμαθα συγκεκριμένα πράγματα, τα οποία με κατάλληλη παρέμβαση μπορώ να βελτιώσω. Εξάλλου και τώρα χρησιμοποιούμε/διαχειριζόμαστε δεδομένα σπουδαστών /καθηγητών κ.λπ.

No13: Υπάρχουν κίνδυνοι πολλοί στη διαχείριση των εκπαιδευτικών δεδομένων. Θα πρέπει να μην κοινοποιούνται ούτε ακουσίως ούτε εκουσίως.

No14: Υπάρχει διαβαθμισμένη πρόσβαση στα δεδομένα που ήδη έχουμε όπως πχ άλλα δικαιώματα έχει ο διευθυντής, άλλα έχει η δευτεροβάθμια, άλλα ο υπεύθυνος τμήματος. Ίσως θα πρέπει να

γίνουν κάποιες διαβαθμίσεις ανάλογα με το ποιος θα χρησιμοποιεί τι...Τα καινούργια θέματα προστασίας είναι ασαφή για παράδειγμα θέλω να ανεβάσω στην ιστοσελίδα μας τα ονόματα των επιτυχόντων στο διαγωνισμό Θαλή. Μπορώ να τα βάλω? Θα έπρεπε να γίνει μια επιμόρφωση σε όλους μας για τα δεδομένα, γιατί υπάρχει άγνοια, δεν ξέρουμε μέχρι που-πόσο... Κατά τη γνώμη μου θα έπρεπε να μπει σαν μάθημα στο σχολείο...Είναι μεγάλο θέμα... Ακόμα και οι δικηγόροι προβληματίζονται... Δεν πρέπει να φοβηθούμε, αλλά πρέπει να ενημερωθούμε για να μην μας αφήσει πίσω...

No15: Εφόσον είναι μόνο αριθμητική ή χρήση τους, δηλ αν είναι ανώνυμα τα δεδομένα δεν νομίζω ότι υπάρχει κάποιο θέμα...

No16: Τα προσωπικά δεδομένα είναι ο πρώτος τοίχος που θα χτυπήσει η τυχόν εφαρμογή αυτής της μεθόδους στο ελληνικό σχολείο. Θα μπορούσε να λυθεί, αν μπαίναμε στην ουσία της προστασίας των προσωπικών δεδομένων και αν δεν κολλούσαμε στον τύπο. Με κάποια νομικά πλαίσια.

No17: Όλη αυτή η αντίδραση περί προσωπικών δεδομένων θεωρώ ότι είναι λίγο σικέ. Γιατί είμαστε όλοι εθελοντές στην παροχή διαφόρων ειδών δεδομένων στο διαδίκτυο και τώρα να παριστάνω ότι προσβάλλομαι στον εργασιακό χώρο όταν έχω κινητό σύγχρονο και smarttv και να μην θέλω μόνο στη δουλειά μου να μην ξέρουν κάτι μου φαίνεται πολύ fake. Αν χρησιμοποιηθούν με σωστό τρόπο και προς όφελος της εκπαίδευσης....

No18: Πρέπει να μην διαρρεύσουν κάποια ευαίσθητα δεδομένα.. με κάποιο νομοθετικό πλαίσιο, διαβάθμιση διαχείρισης.

No19: Προστασία προσωπικών δεδομένων, να μην έχουμε διαρροή.. να υπάρχει το κατάλληλο πλαίσιο. Διαχειριζόμαστε δεδομένα στο σχολείο.

No20: Χρησιμοποιούμε εκπαιδευτικά δεδομένα. Αλλά θέλει προσοχή, να μην έχουμε διαρροή.

No21: Να προσέξουμε τη διατήρηση των προσωπικών δεδομένων, να υπάρχει ένα περιθώριο λάθους των στοιχείων ή μη συμβατότητας, μην ακολουθούμε πιστά τα δεδομένα, χωρίς να τα επαληθεύουμε μέσα από την παρατήρηση.

