



ΕΘΝΙΚΟ ΚΑΙ ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ**

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Σύστημα Υπολογισμού Προσωποποιημένης Δυσκολίας
Ασκήσεων**

Άρης Β. Λιανός

Επιβλέπουσα: Ιζαμπώ Καράλη, Επίκουρη Καθηγήτρια

ΑΘΗΝΑ

ΟΚΤΩΒΡΗΣ 2017

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Σύστημα Υπολογισμού Προσωποποιημένης Δυσκολίας Ασκήσεων

Άρης Β. Λιανός

A.M.: 1115200900176

ΕΠΙΒΛΕΠΟΥΣΑ **Ιζαμπώ Καράλη, Επίκουρη Καθηγήτρια**

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στα πλαίσια αυτής της εργασίας αναπτύχθηκε μια διαδικτυακή εφαρμογή, στην οποία γίνεται εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης δεδομένων στον παρεμφερή τομέα της εξόρυξης εκπαιδευτικών δεδομένων. Η εφαρμογή αφορά την επίλυση Ασκήσεων από Χρήστες και τη βαθμολογία της δυσκολίας κάθε επιλυόμενης Άσκησης από τον Χρήστη που την έλυσε. Οι τεχνικές, στις οποίες έγινε αναφορά παραπάνω, χρησιμοποιούνται για τη διαχείριση των δοθέντων βαθμολογιών σε μια Άσκηση, ώστε, όταν ένας καινούριος Χρήστης επιχειρήσει την επίλυση της, να παρουσιαστεί μια εξατομικευμένη δυσκολία, συναρτήσει και των πληροφοριών των οποίων έχει στη διάθεση του το σύστημα για τον Χρήστη αυτόν.

ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ: Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: εξόρυξη δεδομένων, εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων, εξαγωγή γνώσης, σύστημα διαχείρισης μάθησης, διαχείριση γνώσης

ABSTRACT

For the purposes of this thesis a web application was developed, in which data mining techniques are applied to the related area of educational data mining. The developed application provides a set of Exercises, which a User can solve and then submit a Rating according to how difficult he or she found the Exercise. The techniques mentioned above use the Ratings given in order to determine the expected difficulty of an Exercise, when another User attempts to solve it, using this User's available data, regarding Exercises solved by him or her in the past. This way a personalized difficulty is provided for every Exercise.

SUBJECT AREA: Educational Data Mining

KEYWORDS: data mining, educational data mining, knowledge extraction, learning management system, knowledge management

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	5
ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	6
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	7
1.1 Παρουσίαση προβλήματος.....	7
1.2 Λόγοι επιλογής του συγκεκριμένου θέματος.....	8
1.3 Τρέχουσα κατάσταση.....	8
1.4 Συνεισφορά αναπτυχθέντος συστήματος στα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης.....	8
2. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ.....	10
2.1 Εισαγωγή.....	10
2.2 Εξόρυξη Δεδομένων.....	11
2.3 Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων.....	11
2.4 Μέθοδοι ΕΕΔ.....	11
2.4.1 Πρόβλεψη.....	13
2.4.2 Συσταδοποίηση.....	14
2.4.3 Εξόρυξη σχέσεων.....	14
2.4.4 Φιλτράρισμα δεδομένων για ανθρώπινη κρίση.....	14
2.4.5 Ανακάλυψη με τη χρήση μοντέλων.....	15
2.5 Δεδομένα ΕΕΔ και εφαρμογές.....	15
2.5.1 Δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην ΕΕΔ.....	16
2.5.2 Εφαρμογές ΕΕΔ.....	16
3. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΠΟΥ ΑΚΟΛΟΥΘΕΙ ΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑ.....	18
3.1 Περιγραφή συστήματος και των στοιχείων που το αποτελούν.....	18
3.1.1 Περιγραφή.....	18
3.1.2 Σκοπός συστήματος.....	18
3.1.3 Βασικά στοιχεία του συστήματος.....	18
3.1.4 Βασικές ενέργειες του συστήματος.....	20

3.2 Περιγραφή υλοποίησης.....	20
3.2.1 Γενική περιγραφή υλοποίησης.....	20
3.2.2 Δομή Βάσης Δεδομένων.....	23
3.2.3 Αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν.....	25
3.3 Τεχνικά θέματα υλοποίησης.....	27
3.3.1 Κεντρικό Σύστημα.....	28
3.3.2 Βάση Δεδομένων.....	29
3.3.3 Σύστημα Εισαγωγής Ασκήσεων.....	30
3.4 Screenshots και περιγραφή τους.....	31
4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΝΟΙΧΤΑ ΘΕΜΑΤΑ.....	35
4.1 Συμπεράσματα.....	35
4.2 Ανοιχτά θέματα.....	35
4.3 Επεκτάσεις συστήματος.....	35
ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ.....	37
ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ – ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ – ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ.....	38
ΑΝΑΦΟΡΕΣ.....	39

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Αρχιτεκτονική του Συστήματος.....	22
Εικόνα 2: Αρχική Σελίδα.....	31
Εικόνα 3: Σελίδα Δημιουργίας Χρήστη.....	32
Εικόνα 4: Σελίδα Σύνδεσης Χρήστη.....	32
Εικόνα 5: Σελίδα Στοιχείων Χρήστη.....	33
Εικόνα 6: Σελίδα Κεφαλαίου.....	33
Εικόνα 7: Σελίδα Επίλυσης Άσκησης.....	34
Εικόνα 8: Σελίδα Παρουσίασης Λυμένης Άσκησης.....	34

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η εργασία που ακολουθεί αποτελεί Πτυχιακή Εργασία στον τομέα Διαχείρισης Γνώσης, του τμήματος Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του Εθνικού Καποδιστριακού Πανεπιστημίου Αθηνών. Υλοποιήθηκε υπό την καθοδήγηση της καθηγήτριας Ιζαμπώς Καράλη, την οποία ευχαριστώ θερμά για την υποστήριξη και τη συνεργασία.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Παρουσίαση προβλήματος

Η δυνατότητα άμεσης επικοινωνίας, που προέκυψε με την έλευση του διαδικτύου, οδήγησε στην εξάλειψη ενός βασικού περιορισμού στο πως είναι οργανωμένη η αλληλεπίδραση μεταξύ των ανθρώπων· αυτού της απόστασης. Πολλές από τις παραδοσιακές δομές μέσα στην κοινωνία έχουν εξελιχθεί υπό τον παραπάνω περιορισμό, οπότε είναι λογικό η άρση του να οδηγεί σε αναπροσαρμογή των δομών αυτών. Η δομή, με της οποίας την αναπροσαρμογή θα ασχοληθεί η εργασία αυτή, είναι η διαδικασία της μάθησης και συγκεκριμένα τα "Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης" (ΣΔΜ). Με τον όρο ΣΔΜ αναφερόμαστε σε "συστήματα λογισμικού βασισμένα σε δικτυακές τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται για τον σχεδιασμό, την υλοποίηση και τη λειτουργία εκπαιδευτικών διαδικασιών" [43], τα οποία αποτελούν έναν μοχλό εξέλιξης της εκπαιδευτικής διαδικασίας. Η εξέλιξη συντελείται σε δύο επίπεδα.

Το πρώτο είναι η αναβάθμιση συνθηκών σε παραδοσιακές διαδικασίες. Για παράδειγμα:

- Αυτοματοποίηση γραφειοκρατικών διαδικασιών (πχ εγγραφή σε προσφερόμενα μαθήματα).
- Μόνιμη πρόσβαση στο υλικό και τις πληροφορίες των μαθημάτων.
- Online παρακολούθηση διαλέξεων.
- Δημιουργία και ανάρτηση πληροφοριών για τον χρονικό προγραμματισμό της διδασκαλίας ενός μαθήματος (calendar).

Και το δεύτερο η εισαγωγή νέων, καινοτόμων διαδικασιών. Για παράδειγμα:

- Επικοινωνία μεταξύ των συμμετεχόντων στην εκπαιδευτική διαδικασία (εκπαιδευομένων και εκπαιδευτικών) με τη βοήθεια εργαλείων όπως τα forum συζητήσεων, η άμεση ανταλλαγή μηνυμάτων και το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο.
- Δημιουργία, ανάρτηση και αξιολόγηση online ασκήσεων, διαγωνισμάτων, εργασιών και παραγωγή στατιστικών δεδομένων/αναφορών.
- Παρακολούθηση της συμμετοχής των σπουδαστών στις εκπαιδευτικές δραστηριότητες.

Οι καινοτόμες διαδικασίες αυτές προκύπτουν από εφαρμογή υπαρχόντων τεχνολογιών στην εκπαίδευση.

Στην εργασία αυτή παρουσιάζεται ένα σύστημα, το οποίο χρησιμοποιώντας τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης, προσεγγίζει την αναμενόμενη δυσκολία που θα συναντήσει ένας συγκεκριμένος μαθητής, λύνοντας μια συγκεκριμένη άσκηση, βάσει του πόσο δύσκολεψε μαθητές αντίστοιχου επιπέδου μέχρι στιγμής.

1.2 Λόγοι επιλογής του συγκεκριμένου θέματος

Οι διαφαινόμενες δυνατότητες εξέλιξης του Educational Data Mining [45] με οδήγησαν στο να προσανατολιστώ προς αυτό. Τομείς στενά συνδεδεμένοι με οικονομικές και καταναλωτικές διαδικασίες έχουν παρουσιάσει σημαντική εξέλιξη, λόγω της αυξημένης επένδυσης σε αυτές, που προκύπτει από το άμεσο κέρδος της εφαρμογής των εξελίξεων αυτών. Ωστόσο οι επενδύσεις σε τομείς με ασθενέστερο οικονομικό και ισχυρότερο κοινωνικό χαρακτήρα είναι σημαντικά μικρότερες, πράγμα όμως που αφήνει στους ερευνητές μεγαλύτερη περιοχή για έρευνα, καθώς και τη δυνατότητα εφαρμογής τεχνικών, που αρχικά αναπτύχθηκαν για τους προαναφερθέντες τομείς.

1.3 Τρέχουσα κατάσταση

Η αναβάθμιση συνθηκών σε παραδοσιακές διαδικασίες έχει διαδοθεί αρκετά τα τελευταία χρόνια. Οι ηλεκτρονικές πλατφόρμες που προσφέρονται από πανεπιστήμια και σχολεία συνεχώς εμπλουτίζονται με καινούριο υλικό, ενώ διευρύνεται το εύρος των εργαλείων που προσφέρουν (αυτοματοποίηση γραφειοκρατικών διαδικασιών, online παρακολούθηση διαλέξεων, κλπ). Σχετικά με τις καινοτόμες διαδικασίες το επίκεντρο των εξελίξεων είναι η ανάπτυξη προσεγγίσεων για τη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των εκπαιδευόμενων, η ποσοτικοποίηση και η πρόβλεψη της απόδοσης τους. Ωστόσο οι παραπάνω προσεγγίσεις βασίζονται σε ασκήσεις δεδομένης δυσκολίας, ίδιας για κάθε εκπαιδευόμενο και ορισμένης από κάποιον εκπαιδευτικό, γεγονός προβληματικό μιας και η δυσκολία μιας άσκησης δεν είναι μια απόλυτη σταθερά και μπορεί να διαφοροποιηθεί από τον έναν εκπαιδευόμενο στον άλλον. Έτσι υπάρχει η ανάγκη μιας πιο αποκεντρωμένης προσέγγισης, όπου θα προσαρμόζεται στα διαφορετικά άτομα, θα είναι λιγότερο επιρρεπής σε ενδεχόμενη λάθος εκτίμηση κάποιου εκπαιδευτικού, ενώ ταυτόχρονα θα έχει τη δυνατότητα προσαρμογής σε μεγάλης κλίμακας υλικό και κοινό.

1.4 Συνεισφορά αναπτυχθέντος συστήματος στα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης

Στα πλαίσια της επέκτασης των ΣΔΜ αναπτύχθηκε ένα σύστημα καθορισμού της σχετικής δυσκολίας μιας άσκησης, βάσει του επιπέδου του εκάστοτε εκπαιδευόμενου και των κριτικών που έχουν δοθεί από "αντίστοιχους" εκπαιδευόμενους. Έτσι προκύπτει διαφορετική δυσκολία για κάθε άσκηση, ανάλογα με το Επίπεδο Ικανότητας κάθε εκπαιδευόμενου, γεγονός που μπορεί να προσφέρει υψηλή ακρίβεια στον ορισμό της δυσκολίας μιας άσκησης, χωρίς να απαιτείται η μεσολάβηση εκπαιδευτικού. Παρά τη φαινομενική παράκαμψη του εκπαιδευτικού, δεν καθίσταται παρωχημένος ο ρόλος του, αφού η εμπειρία του μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αρχική ανάθεση δυσκολίας στην άσκηση με αποτέλεσμα την ταχύτερη σύγκλιση στην τελική τιμή. Η μοντελοποίηση των εκπαιδευόμενων έγινε βάσει υπάρχοντος μοντέλου καθορισμού της απόδοσης.

Η υλοποίηση καθορίζει τη δυσκολία της άσκησης εφαρμόζοντας τεχνικές εξόρυξης δεδομένων μονάχα στις βαθμολογίες που δόθηκαν από χρήστες ορισμένου Επιπέδου Ικανότητας. Παρά την τρέχουσα δομή του συστήματος, είναι δυνατή η επέκταση σε πιο πολύπλοκες δομές, εφαρμόζοντας εμπλουτισμένα μοντέλα για τους εκπαιδευόμενους και

περισσότερες μετρικές για κάθε άσκηση πέραν της βαθμολογίας των χρηστών, όπως χρόνο επίλυσης ή αποτελέσματα που μπορούν να προκύψουν από την ανάλυση των λάθος απαντήσεων [4]. Έτσι με κατάλληλη μοντελοποίηση των εκπαιδευόμενων θα μπορούσαμε να οδηγηθούμε στην κατάλληλη επιλογή ασκήσεων για ειδικούς τύπους μαθητών (πχ σε περιπτώσεις μαθητών με μαθησιακές δυσκολίες), ανοίγονται νέες δυνατότητες στη διαδικασία της μάθησης, όπως η ανάπτυξη αλληλουχιών ασκήσεων, με την ιδανική σταδιακή αύξηση δυσκολίας, ώστε η εδραίωση της γνώσης να γίνεται με τον πιο ομαλό τρόπο και ακόμη γίνεται απλούστερη η εύρεση ισοδύναμων ασκήσεων ή η σύνταξη θεμάτων εξετάσεων με κλιμακούμενη δυσκολία. Αξίζει να αναφερθεί ότι λόγω της χρήσης τεχνικών εξόρυξης γνώσης, η εξέλιξη στην αντίστοιχη περιοχή συνεπάγεται με εξέλιξη του συστήματος και εξαγωγή ακόμη ακριβέστερων συμπερασμάτων.

2. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

2.1 Εισαγωγή

Ως εκπαιδευτική διαδικασία νοείται η διαδικασία απόκτησης γνώσης, η ανάπτυξη δεξιοτήτων και ικανοτήτων και η διαμόρφωση αξιών [21]. Η διαδικασία αυτή ξεκινάει, είτε το δούμε ιστορικά, είτε ηλικιακά, από τη μίμηση συμπεριφορών. Ο εκπαιδευόμενος μιμείται τη συμπεριφορά του εκπαιδευτικού, με αποτέλεσμα να αποκτά και ο ίδιος τη δεξιότητα ή την ικανότητα που παρατηρεί. Στη συνέχεια εμφανίζεται η προφορική επικοινωνία, η οποία εμπλουτίζει την αλληλεπίδραση εκπαιδευτικού και εκπαιδευόμενου, αφού πλέον δεν είναι δέσμια της φυσικής παρουσίας των ζητημάτων που πραγματεύονται, οπότε μπορεί πλέον η μίμηση να λάβει χώρα μέσα στο μυαλό του εκπαιδευόμενου, μέσω της κατάλληλης καθοδήγησης. Στη συνέχεια εισάγεται το κείμενο, το οποίο μπορεί να λειτουργήσει σαν σημείο αναφοράς. Έτσι ο κάθε εκπαιδευτικός δε χρειάζεται να επινοήσει έναν καινούριο, προσωπικό τρόπο για την κατανοητή παρουσίαση ενός θέματος, αφού μπορεί να χρησιμοποιήσει ήδη υπάρχουσες μεθόδους, ενώ ο εκπαιδευόμενος μπορεί να επαναλάβει την όποια παρουσίαση κατά βούληση, απλά διαβάζοντας ξανά το κείμενο. Η διαδικασία αυτή είχε μέχρι τώρα σαν σταθμούς την επινόηση της γλώσσας, της γραφής και στη συνέχεια της τυπογραφίας. Με την είσοδο όμως των υπολογιστών και του διαδικτύου μπορεί να γίνει το επόμενο βήμα. Αυτό θα μπορούσε να είναι τα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης.

Τα ΣΔΜ είναι πακέτα λογισμικού που εξοπλίζονται με πληροφορίες, ασκήσεις και μεθόδους εκμάθησης ενός θέματος και στη συνέχεια ένας εκπαιδευόμενος μπορεί να αλληλεπιδράσει μαζί τους με σκοπό την εκμάθηση. Συνήθως έχουν υποστηρικτικό χαρακτήρα, υπό την καθοδήγηση κάποιου εκπαιδευτικού, αλλά είναι πιθανό στο μέλλον να περιορίσουν ή να μεταλλάξουν τον ρόλο του εκπαιδευτικού. Με την εισαγωγή των εν λόγω συστημάτων είναι δυνατή η προσαρμογή του εκπαιδευτικού υλικού στις ανάγκες του εκπαιδευόμενου, ενώ ταυτόχρονα δημιουργεί μια πολύπλευρη εικόνα του εκπαιδευόμενου, που μπορεί να αξιοποιηθεί τόσο από τον ίδιο όσο και από τον εκπαιδευτικό, ώστε να βελτιστοποιηθεί η διαδικασία μάθησης, όχι μονάχα στο ατομικό επίπεδο αυτών που συμμετέχουν στη διαδικασία, αλλά και κάθε ατόμου μέσω της βαθύτερης κατανόησης των μηχανισμών, που διέπουν τη διαδικασία αυτή.

2.2 Εξόρυξη Δεδομένων

Εξόρυξη Δεδομένων (Data mining) καλείται η εύρεση χρήσιμων πληροφοριών ή επαναλαμβανόμενων προτύπων (patterns) σε ένα σύνολο δεδομένων [1][2]. Η επίτευξη των παραπάνω στόχων γίνεται με τη συνδυαστική χρήση τεχνικών και αλγορίθμων όπως αλγόριθμοι συσταδοποίησης (clustering), συσχέτισης, κατηγοριοποίησης (classification), μηχανική μάθηση (machine learning) και τεχνητή νοημοσύνη. Πρακτικά, η εξόρυξη δεδομένων συνίσταται στην αναγνώριση συγκεκριμένου είδους πληροφοριών αφού πρώτα συλλεχθούν σε κάποιο έγγραφο ή βάση δεδομένων. Απώτερος στόχος της εξαγωγής πληροφοριών είναι η «κατανόηση» των βασικών συστατικών των υπό ανάλυση πληροφοριών και η εξαγωγή κάποιου συμπεράσματος για αυτά, τα οποία αργότερα μπορούν να αξιοποιηθούν από εφαρμογές. Εναλλακτικά ονόματα της εξόρυξης γνώσης που συναντάμε είναι “Ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων” (KDD), “εξαγωγή

γνώσης” (knowledge extraction), “ανάλυση δεδομένων/προτύπων” (data/pattern analysis) κτλ.

2.3 Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων

Η εξόρυξη εκπαιδευτικών δεδομένων είναι ένας αναδυόμενος κλάδος, που ασχολείται με την ανάπτυξη τεχνικών, μεθόδων και εργαλείων για την συλλογή και αξιοποίηση των δεδομένων, που αποκτώνται από εκπαιδευτικές διαδικασίες και εφαρμογή των συμπερασμάτων που προκύπτουν για την καλύτερη κατανόηση των διαδικασιών μάθησης [3]. Συχνά τα δεδομένα αυτά είναι εκτενή, λεπτομερή και ακριβή. Για παράδειγμα πολλά ΣΔΜ, κάθε φορά που ένας μαθητής αλληλεπιδρά με κάποιο εκπαιδευτικό αντικείμενο (πχ μια άσκηση), συγκεντρώνουν δεδομένα, όπως πόση ώρα προβλήθηκε η άσκηση στην οθόνη του χρήστη, πόσες φορές έχει επισκεφτεί στο παρελθόν τη σελίδα κτλ. Η λεπτομέρεια των δεδομένων, ακόμα και για χρονικά μικρή επαφή του χρήστη με το σύστημα, παράγει σημαντική ποσότητα δεδομένων για ανάλυση. Σε άλλες περιπτώσεις τα δεδομένα είναι λιγότερο λεπτομερή, όπως για παράδειγμα η αναλυτική βαθμολογία ενός φοιτητή, που περιέχει σε χρονική σειρά τα μαθήματα που παρακολούθησε ο φοιτητής, αυτά στα οποία εξετάστηκε, τους βαθμούς του και ακαδημαϊκές επιλογές που μπορεί να έκανε. Η ΕΕΔ χρησιμοποιεί και τους δυο τύπους δεδομένων για να ανακαλύψει ουσιώδεις πληροφορίες σχετικά με διαφορετικούς τρόπους με τους οποίους τα άτομα μαθαίνουν, τη δομή του γνωσιακού αντικειμένου και τα αποτελέσματα των διαφορετικών εκπαιδευτικών προσεγγίσεων. Οι αναλύσεις αυτές προσφέρουν νέες πληροφορίες, που θα ήταν δύσκολο να αποκτηθούν από την απλή μελέτη των αρχικών δεδομένων. Οι νέες αυτές πληροφορίες προσφέρουν βαθύτερη γνώση της εκπαιδευτικής διαδικασίας, γεγονός που δίνει τη δυνατότητα σε εκπαιδευόμενους και εκπαιδευτικούς να κάνουν πιο αποδοτική τη διαδικασία της μάθησης.

2.4 Μέθοδοι ΕΕΔ

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στην ΕΕΔ προέρχονται από ποικίλες πηγές. Ενδεικτικά αναφέρονται οι σημαντικότερες, που είναι η εξόρυξη δεδομένων, η μηχανική μάθηση, και η ψυχομετρία, αλλά και τομείς όπως η υπολογιστική μοντελοποίηση, η στατιστική και η οπτικοποίηση πληροφοριών. Ο τομέας της ΕΕΔ μπορεί να χωριστεί σε δύο βασικές κατηγορίες [5]:

1. Εξόρυξη δεδομένων ιστού
2. Στατιστική και οπτικοποίηση

Μια διαφορετική προσέγγιση είναι αυτή του R. Baker [6], στην οποία προτείνεται η παρακάτω κατηγοριοποίηση:

1. Πρόβλεψη
 - i. Κατηγοριοποίηση
 - ii. Παλινδρόμηση
 - iii. Υπολογισμός πυκνότητας

2. Συσταδοποίηση

3. Εξόρυξη σχέσεων

- i. Εξόρυξη κανόνων σχέσεων
- ii. Εξόρυξη συσχετίσεων
- iii. Εξόρυξη ακολουθιακών μοτίβων
- iv. Εξόρυξη αιτιακών σχέσεων

4. Φιλτράρισμα δεδομένων για ανθρώπινη κρίση

5. Ανακάλυψη με τη χρήση μοντέλων

Οι περισσότεροι από τους παραπάνω τομείς θεωρούνται υποκατηγορίες της εξόρυξης δεδομένων, με εξαίρεση τη διαδικασία φιλτραρίσματος δεδομένων για ανθρώπινη κρίση, η οποία δεν εντάσσεται σε αυτή. Οι προσεγγίσεις που εντάσσονται στην εξόρυξη σχέσεων αποτελούν την επιφανέστερη κατηγορία έρευνας της ΕΕΔ, έτσι, από τη σκοπιά της ΕΔ, η ανακάλυψη με τη χρήση μοντέλων αποτελεί την πιο ασυνήθιστη κατηγορία στην ταξινόμια του Baker. Έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για την μοντελοποίηση κάποιου φαινομένου, μέσω κάποιας διαδικασίας, η οποία μπορεί με κάποιον τρόπο να επιβεβαιωθεί. Στη συνέχεια εφαρμόζονται στο μοντέλο αυτό εργαλεία άλλων προσεγγίσεων, όπως πρόβλεψης ή εξόρυξης σχέσεων. Η κατηγορία αυτή είναι μια από τις λιγότερο γνωστές προσεγγίσεις στην έρευνα σχετικά με την ΕΕΔ.

Υπάρχουν αρκετές λιγότερο διαδεδομένες μεθοδολογίες ΕΕΔ, από τις οποίες ενδεικτικά αναφέρονται:

- **Ανίχνευση οριακών σημείων**, όπου μελετάει δεδομένα που διαφέρουν σημαντικά από το σύνολο των υπολοίπων [11]. Με τη χρήση τεχνικών ΕΕΔ μπορούν να ανιχνευθούν μαθητές με μαθησιακές δυσκολίες μέσω της χρήσης του χρόνου αντίδρασης του μαθητή [12]. Ακόμη είναι δυνατός ο εντοπισμός τέτοιων μαθητών με τη χρήση συσταδοποίησης. Η ανίχνευση οριακών σημείων μπορεί να εντοπίσει ανωμαλίες και αποκλίσεις της αλληλεπίδρασης του εκπαιδευόμενου ή του εκπαιδευτή με άλλους [13].
- **Ανάλυση κοινωνικών δικτύων**, όπου είναι ένας τομέας που ασχολείται με την κατανόηση σχέσεων μεταξύ οντοτήτων σε ένα κοινωνικό δίκτυο. Η εξόρυξη δεδομένων μπορεί να εφαρμοστεί στα δεδομένα των δικτύων αυτών [19]. Στην ΕΕΔ μπορεί να εφαρμοστεί για την εξαγωγή συμπερασμάτων για τη συμπεριφορά συγκεκριμένων ομάδων ατόμων [20].
- **Εξόρυξη κειμένου**, μια διαδικασία που μπορεί να συνδυαστεί με δεδομένα που έχουν μερική ή καθόλου δομή, όπως έγγραφα κειμένου, αρχεία HTML κτλ. Έχει εφαρμοστεί στον τομέα της ΕΕΔ για την ανάλυση δεδομένων σε περιοχές συζητήσεων σε ΣΔΜ [14], [15]. Η μέθοδος αυτή έχει ακόμη προταθεί για εξόρυξη κειμένου από διαδικτυακό υλικό, ώστε να χρησιμοποιηθεί στην συγγραφή εκπαιδευτικών συγγραμμάτων [16]. Ακόμη η εξόρυξη κειμένου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη συσταδοποίηση εγγράφων βάσει ομοιότητας ή θέματος [17], [18].

2.4.1 Πρόβλεψη

Η μέθοδος της πρόβλεψης στοχεύει στην πρόγνωση άγνωστων μεταβλητών βάσει πρωτότερων δεδομένων για τις ίδιες μεταβλητές. Υπάρχουν τρεις γενικοί τύποι πρόβλεψης:

1. **Κατηγοριοποίηση:** Η κατηγοριοποίηση χρησιμοποιεί πρωτότερη γνώση για να δομήσει ένα μοντέλο και στη συνέχεια χρησιμοποιεί το μοντέλο αυτό σαν μεταβλητή για τα νέα δεδομένα. Η τιμή της μπορεί να είναι δυαδική ή να ανήκει σε ένα πεπερασμένο πλήθος τιμών. Πολλά μοντέλα έχουν αναπτυχθεί και χρησιμοποιηθεί, όπως η λογιστική παλινδρόμηση και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines).
2. **Παλινδρόμηση:** Η παλινδρόμηση είναι ένα μοντέλο που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη μεταβλητών. Σε αντίθεση με την κατηγοριοποίηση, μοντέλα παλινδρόμησης προβλέπουν συνεχείς μεταβλητές. Αρκετές μέθοδοι παλινδρόμησης, όπως η γραμμική παλινδρόμηση ή τα νευρωνικά δίκτυα, έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στην ΕΕΔ για να εντοπίσουν εκπαιδευόμενους, οι οποίοι φέρουν υψηλό κίνδυνο αποτυχίας σε εξετάσεις.
3. **Υπολογισμός πυκνότητας:** Ο υπολογισμός πυκνότητας στηρίζεται σε μια ποικιλία εναλλακτικών συναρτήσεων, συμπεριλαμβανομένης της συνάρτησης Gauss.

Η μέθοδος της πρόβλεψης στην ΕΕΔ χρησιμοποιείται με ποικιλία τρόπων. Συχνότερα μελετά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται για πρόβλεψη και χρησιμοποιεί τα αποτελέσματα της μελέτης αυτής, για να προβλέψει αποτελέσματα μαθητών [22]. Ενώ διαφορετικές προσεγγίσεις επιδιώκουν να προβλέψουν το αναμενόμενο αποτέλεσμα βάσει κρυμμένων μεταβλητών στα δεδομένα, το αποτέλεσμα της πρόβλεψης δεν είναι ρητά διατυπωμένο στα δεδομένα. Για παράδειγμα, αν ένας ερευνητής στοχεύει να εντοπίσει τους φοιτητές με τη μεγαλύτερη πιθανότητα να σταματήσουν τις σπουδές τους, έχοντας πρόσβαση σε έναν μεγάλο αριθμό φοιτητών και πανεπιστημίων, είναι δύσκολο να πετύχει τον στόχο του με τη χρήση παραδοσιακών μεθόδων έρευνας όπως τα ερωτηματολόγια. Η ΕΕΔ όμως μπορεί να βοηθήσει τον στόχο αυτόν, χωρίς την ανάγκη για μεγάλο όγκο δεδομένων από τον μαθητή. Αρχικά πρέπει να οριστούν οι φοιτητές που διατρέχουν αυτό το ρίσκο και στη συνέχεια οι μεταβλητές που ενδέχεται να επηρεάζουν του φοιτητές αυτούς, όπως το ακαδημαϊκό υπόβαθρο των γονιών τους. Οι σχέσεις μεταξύ μεταβλητών και του κατά πόσο ένας φοιτητής σταματά τις σπουδές του μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να δομηθεί το προγνωστικό μοντέλο, το οποίο εν συνεχεία μπορεί να προβλέψει αυτήν τη συμπεριφορά στους μελλοντικούς φοιτητές. Η έγκαιρη πρόβλεψη πιθανών προβλημάτων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αποφυγή τους ή την μείωση των αποτελεσμάτων που θα προκύψουν από αυτά. Έχει αναπτυχθεί πλήθος μεθόδων για την αξιολόγηση της ποιότητας κάποιας μεθόδου πρόβλεψης, όπως ακρίβεια γραμμικής συσχέτισης, Cohens Kappa και εμβαδόν [23].

2.4.2 Συσταδοποίηση

Η συσταδοποίηση είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για να χωρίσει δεδομένα σε ξεχωριστές κατηγορίες βάσει κάποιου κοινού χαρακτηριστικού. Σε αντίθεση με τη μέθοδο

της κατηγοριοποίησης, στη συσταδοποίηση το ποιες είναι αυτές οι κατηγορίες είναι άγνωστο [24].

Η διαδικασία της συσταδοποίησης ξεκινάει αναζητώντας στοιχεία στα δεδομένα μας, τα οποία είναι μεταξύ τους παρεμφερή, έτσι ώστε να χωριστούν τα δεδομένα μας σε ένα σύνολο διαφορετικών ομάδων. Ο αριθμός των ομάδων μπορεί να είναι προκαθορισμένος από τη μέθοδο συσταδοποίησης, αν και γενικά η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται, όταν οι ομάδες στις οποίες θα χωριστούν τα δεδομένα είναι άγνωστες. Η ομαδοποίηση στοιχείων μπορεί να φανεί χρήσιμη στη μείωση του όγκου των προς μελέτη δεδομένων. Για παράδειγμα, διαφορετικά σχολεία μπορούν να ομαδοποιηθούν σε ένα πρότυπο, βάσει των κοινών χαρακτηριστικών τους, και έτσι η μελέτη του προτύπου τους να αντικατοπτρίζει κάθε ένα από αυτά [25], [26],

2.4.3 Εξόρυξη σχέσεων

Η εξόρυξη σχέσεων στοχεύει στην εύρεση σχέσεων μεταξύ διαφορετικών μεταβλητών μέσα σε δεδομένα με μεγάλο αριθμό μεταβλητών. Έτσι προκύπτουν δεδομένα που αφορούν το ποιες μεταβλητές συσχετίζονται έντονα με κάποια ορισμένη μεταβλητή, για την οποία ενδιαφερόμαστε. Πολλοί τύποι εξόρυξης σχέσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν, όπως εξόρυξη κανόνων σχέσεων, εξόρυξη συσχετίσεων, εξόρυξη ακολουθιακών μοτίβων και εξόρυξη αιτιακών σχέσεων. Η εξόρυξη κανόνων σχέσης αποτελεί την πιο διαδεδομένη μέθοδο που χρησιμοποιείται στην ΕΕΔ. Οι σχέσεις που προκύπτουν από τη μέθοδο αυτή είναι προτάσεις της μορφής "if ... then ...". Για παράδειγμα:

$$\begin{aligned} &\text{if } \{ MO_{\text{Μαθητή}} < 2 \ \&\& \ O_{\text{μαθητής_έχει}} \\ &\text{then } \{ O_{\text{μαθητής_θα_παρατήσει_το_σχ}} \end{aligned}$$

Ο βασικός στόχος της εξόρυξης σχέσεων είναι να καθοριστεί το κατά πόσο ένα γεγονός προκαλεί ένα άλλο γεγονός, μέσω της μελέτης της συνύπαρξης των δύο γεγονότων στα στοιχεία των δεδομένων [32] ή του πως προκαλείται ένα γεγονός.

2.4.4 Φιλτράρισμα δεδομένων για ανθρώπινη κρίση

Το φιλτράρισμα δεδομένων στοχεύει στο να καταστήσει τα δεδομένα κατανοήσιμα. Η παρουσίαση των δεδομένων με διαφορετικούς τρόπους μπορεί να καταστήσει το ανθρώπινο μυαλό ικανό να ανακαλύψει νέα γνώση. Διαφορετικοί τύποι δεδομένων χρειάζονται διαφορετικούς τρόπους οπτικοποίησης τους. Ωστόσο οι μέθοδοι οπτικοποίησης, που χρησιμοποιούνται στην ΕΕΔ είναι διαφορετικοί από αυτούς που εφαρμόζονται σε άλλους τύπους δεδομένων [27], [28], λόγω της διαφορετικής δομής των δεδομένων και του κρυφού νοήματος πίσω από αυτά.

Το φιλτράρισμα των δεδομένων για ανθρώπινη κρίση εφαρμόζεται στην ΕΕΔ για δύο σκοπούς: κατηγοριοποίηση και/ή αναγνώριση. Φιλτράρισμα δεδομένων για κατηγοριοποίηση μπορεί συμβάλει στην προετοιμασία ενός μοντέλου πρόβλεψης [29]. Το φιλτράρισμα δεδομένων για αναγνώριση αποσκοπεί στην προβολή δεδομένων με τέτοιο τρόπο, ώστε να είναι εύκολη η αναγνώριση συγκεκριμένων μοτίβων [30].

2.4.5 Ανακάλυψη με τη χρήση μοντέλων

Είναι μοντέλα που προκύπτουν από συσταδοποίηση, πρόβλεψη ή μηχανισμούς μάθησης, κυρίως με τη χρήση ανθρώπινης κρίσης αντί αυτοματοποιημένων διαδικασιών. Το παραχθέν μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν μέλος ενός γενικότερου μοντέλου όπως η εξόρυξη σχέσεων.

Ενδεικτικά έχουν αναπτυχθεί μοντέλα, τα οποία αναζητούν:

- το εκπαιδευτικό υλικό, από το οποίο επωφελείται περισσότερο κάποιος μαθητής [7]
- πως συγκεκριμένες συμπεριφορές μαθητών επηρεάζουν διαφορετικά τη διαδικασία της μάθησης [8]
- πως διαφορετική οργάνωση του πως παρουσιάζονται οι πληροφορίες επηρεάζουν τη μάθηση [9]

2.5 Δεδομένα ΕΕΔ και εφαρμογές

Ο βασικός σκοπός των ΕΕΔ είναι η εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων από τα εκπαιδευτικά δεδομένα που αποτελούν οι βαθμοί των εκπαιδευόμενων, τα δεδομένα χρήσης εφαρμογών από εκπαιδευόμενους και οι βάσεις δεδομένων ΣΔΜ. Τα εξαγόμενα συμπεράσματα μπορούν να βελτιώσουν τη διαδικασία διδασκαλίας και μάθησης σε ένα εκπαιδευτικό σύστημα [33]. Μπορούν ακόμη να οδηγήσουν στην ανάπτυξη νέων διαδικασιών διδασκαλίας. Παρόμοιες προσεγγίσεις έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε άλλα πεδία, όπως για παράδειγμα τα συστήματα διαδικτυακών αγορών, που χρησιμοποιούν εξόρυξη γνώσης σε ένα πλήθος εφαρμογών τους [34], μέσω των οποίων αυξάνουν τις πωλήσεις τους αναλύοντας τη συμπεριφορά των χρηστών τους. Ενώ είναι σαφές ότι οι τεχνικές εξόρυξης γνώσης δεν παρουσιάζουν τον ίδιο βαθμό εξέλιξης στην εκπαίδευση, όσο στις επιχειρησιακές εφαρμογές [35], τα τελευταία χρόνια η ΕΕΔ έχει κινήσει το ενδιαφέρον πολλών ερευνητών. Η εφαρμογή εξόρυξης δεδομένων σε εκπαιδευτικά δεδομένα διαφέρει από άλλους τομείς, όπως εξηγείται παρακάτω:

1. **Στόχος:** Ο βασικός στόχος χρήσης της ΕΕΔ είναι η βελτίωση της διδασκαλίας και της διαδικασίας της μάθησης. Ερευνητικοί στόχοι όπως απόκτηση βαθύτερης κατανόησης της διδασκαλίας και των φαινομένων, που διέπουν τη μάθηση, μπορούν περιστασιακά να επηρεάσουν τους στόχους. Έτσι η εφαρμογή παραδοσιακών μεθόδων έρευνας για την επίτευξη των στόχων είναι συχνά δύσκολη.
2. **Δεδομένα:** Η εισαγωγή των υπολογιστών στην εκπαίδευση οδήγησε στην έναρξη συστηματικής πολύπλευρης απόκτησης πληροφοριών για τους μαθητές, που δεν ήταν προσβάσιμες μέσω των προϋπαρχόντων μεθόδων.
3. **Τεχνικές:** Η εφαρμογή της εξόρυξης δεδομένων σε ένα πρόβλημα εξαρτάται από τους στόχους της έρευνας και από τα διαθέσιμα δεδομένα. Έτσι η επιτυχής εφαρμογή σε εκπαιδευτικά δεδομένα προϋποθέτει συγκεκριμένη προσαρμογή. Η προσαρμογή αυτή μπορεί να αναφέρεται είτε στις μεθόδους εξόρυξης δεδομένων ή στην προεπεξεργασία των δεδομένων. Μερικές μέθοδοι μπορούν να εφαρμοστούν απευθείας, χωρίς τροποποιήσεις, ενώ άλλες όχι. Η κατάλληλη προσαρμογή της μεθόδου ή των δεδομένων εξαρτάται από τον ερευνητή και τους στόχους αυτού [36]. Το μεγαλύτερο μέρος της τρέχουσας έρευνας επικεντρώνεται στους

εκπαιδευόμενους και τους εκπαιδευτικούς [31], ωστόσο υπάρχουν περιθώρια για την εισαγωγή νέων στοιχείων, όπως επιδιώκεται στην παρούσα εργασία.

2.5.1 Δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην ΕΕΔ

Η ΕΕΔ προσφέρει μια καθαρότερη εικόνα και βαθύτερη κατανόηση των εκπαιδευόμενων και της διαδικασίας της μάθησης. Η αυξανόμενη χρήση υπολογιστικών εφαρμογών στην εκπαίδευση έχει προσφέρει μεγάλες ποσότητες δεδομένων, που μπορούν να αξιοποιηθούν. Έτσι οι κύριες πηγές δεδομένων, που χρησιμοποιούνται στην ΕΕΔ είναι:

1. **Παραδοσιακή εκπαίδευση:** Η παραδοσιακή εκπαίδευση είναι η διαδικασία μεταφοράς γνώσης μέσω διαπροσωπικής επικοινωνίας εκπαιδευτή και εκπαιδευόμενου. Η παρατήρηση και τα ερωτηματολόγια αποτελούν πηγές δεδομένων, από τα οποία μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με τη νοητική ικανότητα των μαθητών και τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν. Έτσι στατιστικές και ψυχομετρικές μέθοδοι μπορούν να εφαρμοστούν στα δεδομένα.
2. **Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης:** Τα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης προσφέρουν εκπαιδευτικό υλικό, οδηγίες και ασκήσεις στους μαθητές, επιτρέποντας τους να μάθουν με οδηγό τα παραπάνω. Τεχνικές εξόρυξης δεδομένων μπορούν να εφαρμοστούν στα δεδομένα που βρίσκονται στη βάση δεδομένων του συστήματος.
3. **Έξυπνα Συστήματα Διδασκαλίας:** Τα Έξυπνα Συστήματα Διδασκαλίας είναι προσαρμοστικό σύστημα διαδικτυακής μάθησης, το οποίο προσφέρει εξατομίκευση των πληροφοριών, που παρουσιάζονται στον χρήστη, ανάλογα με το προφίλ του. Έτσι η εξόρυξη γνώσης παίζει σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη του προφίλ κάθε χρήστη. Τα δεδομένα που προκύπτουν από το σύστημα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μετέπειτα έρευνες.

2.5.2 Εφαρμογές ΕΕΔ

Πολλές εφαρμογές έχουν αναπτυχθεί στον τομέα της ΕΕΔ. Ενδεικτικά αναφέρονται οι δημοφιλέστεροι τομείς έρευνας και ενδεικτικά παραδείγματα:

- **Ανάπτυξη μεθοδολογιών για βαθμολόγηση μαθητών:** Μελέτη μετρικών που χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση μαθητών, όπως Mean Absolute Error και Root Mean Square Error, και σύγκριση μεταξύ τους [38].
- **Ανάπτυξη συστημάτων για ομαδοποίηση μαθητών με κοινά χαρακτηριστικά:** Εφαρμογή του αλγορίθμου Expectation-Maximization σε μαθητές για διαχωρισμό των μαθητών βάσει του τρόπου μάθησης, με αποτέλεσμα διαχωρισμού των μαθητών σε τρεις γενικές κατηγορίες [39].
- **Ανάπτυξη συστημάτων πρόβλεψης συμπεριφορών μαθητών (επίδοση, αν θα πετύχουν ή όχι):** Χρήση τεχνικών recommender-systems ώστε να προβλεφθεί η απόδοση φοιτητών στο επόμενο εξάμηνο [40].
- **Αναζήτηση μοτίβων στη διαδικασία μάθησης:** Ανάπτυξη συστήματος το οποίο μαθητές καλούνταν να εκπαιδεύσουν μέσω εργαλείων που προσέφερε, ώστε να

καταλήξει να διεκπεραιώνει σωστά μια εργασία. Τα δεδομένα που προέκυψαν χρησιμοποιήθηκαν στην πορεία για τη μελέτη των ίδιων των μαθητών [4].

- **Ανακάλυψη κοινών patterns σε λάθη μαθητών, ώστε να μοντελοποιηθεί η αποσαφήνισή τους με συστηματικό τρόπο:** Ανάπτυξη συστήματος, στο οποίο παρουσιάζονται χάρτες, χωρίς τα ονόματα των χωρών, και οι χρήστες καλούνται να αντιστοιχίσουν τα ονόματα με τις χώρες. Τα λάθη που γίνονται χρησιμοποιούνται ώστε να προκύψουν συμπεράσματα σχετικά με το τι μπερδεύουν συστηματικά οι μαθητές και να αντιμετωπιστεί αντίστοιχα [42].
- **Συνδυασμός με μοντέλα Ψυχολογίας (psychometrics, learning curves, cognitive models):** Παρουσίαση λόγων χρήσης ψυχομετρικών μοντέλων σε συνδυασμό με τεχνικές εξόρυξης δεδομένων [43].
- **Συστήματα πραγματικού χρόνου: συμπεράσματα βάσει της συμπεριφοράς του μαθητή κατά την επίλυση:** Συλλογή δεδομένων πραγματικού χρόνου κατά την ενασχόληση μαθητών με ένα ΣΔΜ και εφαρμογή τεχνικών ΕΕΔ στα δεδομένα για την καλύτερη κατανόηση των μαθητών [44].

3. ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΠΟΥ ΑΚΟΛΟΥΘΕΙ ΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

3.1 Περιγραφή συστήματος και των στοιχείων που το αποτελούν

3.1.1 Περιγραφή

Στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας αναπτύχθηκε ένα σύστημα, μέσω του οποίου εκπαιδευόμενοι μπορούν να επιλύσουν ασκήσεις και μετά τη λύση τους να αξιολογήσουν τη δυσκολία των ασκήσεων αυτών. Μέσω της διαδικασίας αυτής το σύστημα επιχειρεί αξιολογεί τους εκπαιδευόμενους, βάσει του κατά πόσο απάντησαν σωστά μια άσκηση, ενώ ταυτόχρονα να υπολογίζει τη δυσκολία της κάθε άσκησης ανάλογα με το επίπεδο ικανότητας του κάθε εκπαιδευόμενου.

3.1.2 Σκοπός συστήματος

Το σύστημα υλοποιήθηκε σαν ένα εργαλείο συσσώρευσης εμπειρίας, έτσι ώστε να συγκεντρωθούν δεδομένα από την επίλυση ασκήσεων από εκπαιδευόμενους και να χρησιμοποιηθούν ώστε να προκύψουν χρήσιμα συμπεράσματα. Η χρήση του συστήματος οδηγεί στη συσσώρευση μεγάλου όγκου βαθμολογιών από ποικιλία εκπαιδευόμενων, γεγονός που αυξάνει με τον καιρό την ακρίβεια του συστήματος.

3.1.3 Βασικά στοιχεία του συστήματος

Κεφάλαια:

Το κάθε Κεφάλαιο αποτελεί τον χώρο, στον οποίο συγκεντρώνονται όλες οι πληροφορίες που σχετίζονται με ένα ορισμένο εύρος γνώσεων. Οπότε σε πρακτικό επίπεδο κάθε Κεφάλαιο αποτελείται από τις Ασκήσεις εκείνες, που αφορούν ζητήματα του αντίστοιχου εύρους γνώσεων, ενώ ο κάθε Χρήστης βαθμολογείται βάσει των επιδόσεων του στο συγκεκριμένο εύρος γνώσεων, που αντιστοιχεί στο κάθε Κεφάλαιο.

Χρήστες:

Κάθε εκπαιδευόμενος αναγνωρίζεται από το σύστημα ως ένας Χρήστης. Οι Χρήστες μπορούν να επιλύουν Ασκήσεις από διαφορετικά Κεφάλαια και στη συνέχεια να τις βαθμολογούν. Το αποτέλεσμα της επίλυσης, το κατά πόσο απάντησαν σωστά ή όχι, σε συνδυασμό με τη δυσκολία που θεωρεί το σύστημα ότι έχει η επιλυόμενη Άσκηση για τον Χρήστη, καθορίζουν τη μεταβολή του Επιπέδου Ικανότητας του Χρήστη. Το Επίπεδο Ικανότητας αποτελεί την προσεγγιστική ποσοτικοποίηση της ικανότητας του εκπαιδευόμενου στο εύρος γνώσεων στο οποίο αντιστοιχεί το κάθε Κεφάλαιο. Έτσι ο κάθε Χρήστης καθορίζεται από το σύστημα ως ένα σύνολο από Επίπεδα Ικανότητας, ένα για κάθε Κεφάλαιο.

Ασκήσεις:

Κάθε Άσκηση αποτελείται από δύο σύνολα δεδομένων:

Το πρώτο σύνολο περιέχει στατικά δεδομένα για την Άσκηση. Τα δεδομένα αυτά είναι τα εξής:

- Κεφάλαιο στο οποίο ανήκει: κάθε Άσκηση χαρακτηρίζεται από ένα ορισμένο εύρος γνώσεων που απαιτείται για την επίλυση της. Βάσει του εύρους αυτού εντάσσεται η κάθε Άσκηση στο αντίστοιχο Κεφάλαιο.
- **Εκφώνηση, Υποερωτήματα και Πιθανές Επιλογές:** περιγράφονται συγκεκριμένες συνθήκες, πάνω στις οποίες τίθενται συγκεκριμένα ερωτήματα, τα οποία καλείται να απαντήσει ο εκπαιδευόμενος. Τα Υποερωτήματα μπορούν να είναι σε μορφή πολλαπλής επιλογής ή ελεύθερης εισαγωγής κειμένου, αλλά μόνο για αριθμητικές εισόδους. Το σύστημα φυσικά γνωρίζει ποια είναι η σωστή απάντηση του κάθε υποερωτήματος.

Το δεύτερο σύνολο περιέχει τα δυναμικά δεδομένα, στα οποία βασίζεται η λειτουργικότητα του συστήματος. Αυτά είναι:

- **Σύνολο Βαθμολογιών:** Κάθε Χρήστης, αφού επιλύσει μια Άσκηση, μπορεί να τη βαθμολογήσει. Η Βαθμολογία και το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη αποθηκεύονται και χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τα υπόλοιπα ζευγάρια Βαθμολογιών-ΕΙΧ στη συνέχεια σαν είσοδος σε έναν αλγόριθμο συσταδοποίησης, ώστε να κατακερματιστεί το εύρος τιμών του Επιπέδου Ικανότητας και να ανατεθεί σε κάθε κομμάτι μια ξεχωριστή Δυσκολία.
- **Σύνολο Δυσκολιών:** Περιέχει την πληροφορία του τι Δυσκολία αντιστοιχεί σε κάθε επιμέρους κομμάτι του συνολικού εύρους του Επιπέδου Ικανότητας των Χρηστών.

3.1.4 Βασικές ενέργειες του συστήματος

Επίλυση Άσκησης από Χρήστη:

Αφορά τη διαδικασία ανάγνωσης μια Άσκησης και των Υποερωτημάτων της από τον Χρήστη και στη συνέχεια την καταχώρηση των απαντήσεων του Χρήστη στα Υποερωτήματα αυτά. Η σωστή απάντηση στο σύνολο των υποερωτημάτων μιας Άσκησης αντιστοιχεί στην επιτυχή επίλυση της, ενώ αντίθετα η ύπαρξη μιας λάθος απάντησης οδηγεί στην ανεπιτυχή λύση. Το αποτέλεσμα της επίλυσης καθορίζει το αν το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη θα αυξηθεί ή θα μειωθεί. Ο υπολογισμός του Επιπέδου Ικανότητας του Χρήστη γίνεται με μια παραλλαγή του συστήματος EIo [44], στην οποία το σύστημα λαμβάνει υπόψιν την ακολουθία επίλυσης των ασκήσεων και θεωρεί το Επίπεδο Ικανότητας κάτι που εξελίσσεται με τον χρόνο και όχι μια στατική τιμή, την οποία προσπαθεί απλά το σύστημα να προσεγγίσει. Έτσι η κατάκτηση ενός υψηλού Επιπέδου Ικανότητας δεν μπορεί να επιτευχθεί από μια τυχαία επιτυχή επίλυση της Άσκησης, ενώ μια αποτυχημένη επίλυση θα επηρεάζει όλο και λιγότερο Το Επίπεδο Ικανότητας όσο ο Χρήστης επιλύει καινούριες Ασκήσεις και το σύστημα έχει νέα δεδομένα. Η δυσκολία των ασκήσεων δεν υπολογίζεται με το παραπάνω σύστημα, αλλά υπάρχει μια αντιστοιχία EIo και δυσκολίας άσκησης, ώστε να μπορεί να συγκριθεί με το EIo του μαθητή.

Βαθμολόγηση Άσκησης από Χρήστη:

Η κάθε άσκηση δε θα έχει σταθερή δυσκολία για όλους τους μαθητές. Έχει ένα σύνολο από βαθμολογίες, που κάθε μια αντιστοιχεί και σε διαφορετικό εύρος EIo. Όταν ένας μαθητής ολοκληρώνει μια άσκηση, τη βαθμολογεί βάσει δυσκολίας με 1-5 αστέρια (αν δε μπορεί να τη λύσει αυτόματα παίρνει τη μέγιστη δυσκολία). Στη ΒΔ θα αποθηκεύεται η

βαθμολογία του μαθητή καθώς και το τρέχον EIo του. Έτσι η δυσκολία της άσκησης θα καθορίζεται για έναν άλλο μαθητή συγκεκριμένου EIo με βάση τις προηγούμενες βαθμολογίες "σταθμισμένες" στο δικό του EIo. Δηλαδή όσες βαθμολογίες έχουν γίνει από ικανότερους μαθητές μετράνε περισσότερο, ενώ όσες έχουν γίνει από λιγότερο ικανούς λιγότερο.

3.2 Περιγραφή υλοποίησης

3.2.1 Αρχιτεκτονική του συστήματος που υλοποιήθηκε

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, χρησιμοποιήθηκε το αναπτυχθέν σύστημα σε συνδυασμό με ένα σύνολο ασκήσεων φυσικής. Το σύστημα όμως αναπτύχθηκε σαν γενικευμένο εργαλείο και όχι με σκοπό να χρησιμοποιηθεί αποκλειστικά για τις υπάρχουσες ασκήσεις, οπότε είναι δυνατή η χρήση του σε συνδυασμό με κάθε σύνολο ασκήσεων.

Από πλευρά αρχιτεκτονικής, το σύστημα υλοποιήθηκε ως διαδικτυακή πλατφόρμα. Έτσι οι Χρήστες μπορούν να το χρησιμοποιήσουν εύκολα, χωρίς την ανάγκη εγκατάστασης λογισμικού. Επίσης η ανανέωση του (προσθήκη ασκήσεων, καταχώρηση βαθμολογιών κτλ) μπορεί να γίνει άμεσα, χωρίς την ανάγκη συγχρονισμού. Η πλατφόρμα που χρησιμοποιήθηκε για τον server είναι το Node.js, ενώ η βάση δεδομένων είναι MongoDB. Όσον αφορά το front-end κομμάτι χρησιμοποιήθηκαν pug templates σε συνδυασμό με bootstrap. Στοιχεία του συστήματος αποτελούν ακόμη το Σύστημα Εισαγωγής Ασκήσεων και το Σύστημα Συγκέντρωσης Ασκήσεων.

Παρακάτω περιγράφονται τα στοιχεία αυτά:

- **Κεντρικό Σύστημα:** Το Κεντρικό Σύστημα υλοποιήθηκε μέσω της πλατφόρμας Node.js. Το Node.js είναι μια πλατφόρμα ανάπτυξης λογισμικού (κυρίως διακομιστών) χτισμένη σε περιβάλλον Javascript. Στόχος του είναι να παρέχει έναν εύκολο τρόπο δημιουργίας κλιμακωτών διαδικτυακών εφαρμογών. Σε αντίθεση με τα περισσότερα σύγχρονα περιβάλλοντα ανάπτυξης διαδικτυακών εφαρμογών μία διεργασία δεν στηρίζεται στην πολυνηματικότητα αλλά σε ένα μοντέλο ασύγχρονης επικοινωνίας εισόδου/εξόδου [45]. Το Node.js επιλέχθηκε λόγω του πλήθους επεκτάσεων που διαθέτει, γεγονός που το καθιστά εύκολο να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με άλλα πακέτα και να συνδεθεί με το front-end.

Το Κεντρικό Σύστημα είναι υπεύθυνο για τη λειτουργικότητα του συστήματος (υπολογισμό δυσκολιών για ασκήσεις, ανάκτηση και αποθήκευση δεδομένων, λειτουργία server κτλ) και της επικοινωνίας με τον Χρήστη και με τη βάση δεδομένων.

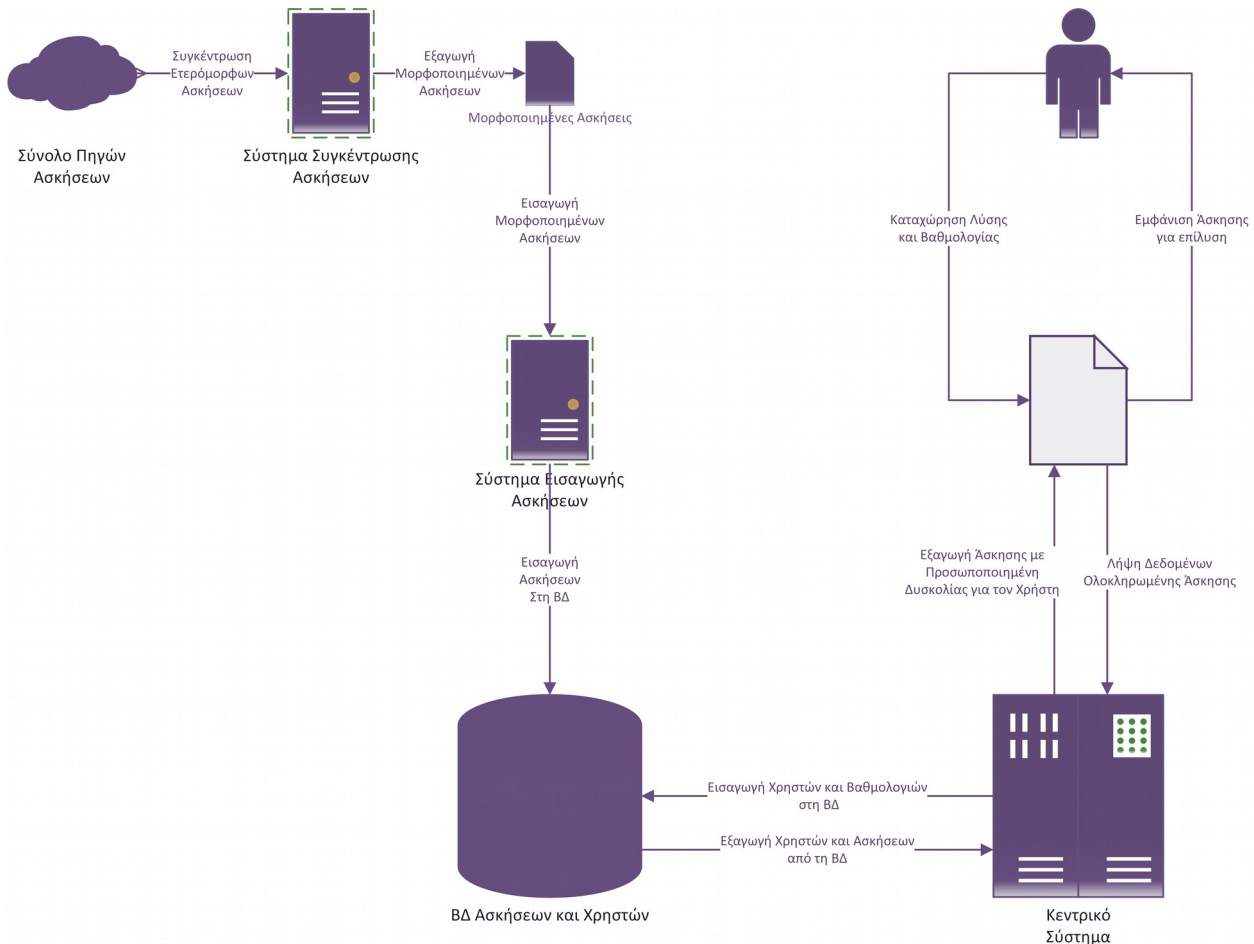
- **Βάση Δεδομένων:** Το σύστημα βάσης δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είναι το MongoDB, το οποίο είναι ένα σύστημα βάσης δεδομένων, ανοιχτού λογισμικού, όπου τα δεδομένα αποθηκεύονται σε έγγραφα. Χαρακτηρίζεται NoSQL βάση δεδομένων, που σημαίνει ότι δεν χρησιμοποιεί το σχεσιακό μοντέλο των SQL βάσεων δεδομένων, αλλά κρατάει τα δεδομένα οργανωμένα σε ξεχωριστά έγγραφα, τα οποία μπορούν να έχουν διαφορές στη δομή τους. Το συγκεκριμένο σύστημα επιλέχθηκε αντί κάποιας σχεσιακής βάσης δεδομένων λόγω της δυναμικής μορφής των δεδομένων (αστάθμητος αριθμός ερωτημάτων, δυσκολιών κτλ) και του χαμηλού βαθμού σύνδεσης μεταξύ τους (δεν υπάρχει ανάγκη για πολύπλοκα ερωτήματα στη βάση δεδομένων).

Στη βάση δεδομένων αποθηκεύονται οι Ασκήσεις και οι Χρήστες, καθώς και τα δεδομένα της μεταξύ τους αλληλεπίδρασης.

- **Σύστημα Εισαγωγής Ασκήσεων:** Το Σύστημα Εισαγωγής Ασκήσεων, που αναπτύχθηκε σε python, είναι ένα βοηθητικό σύστημα που χρησιμοποιεί διαμορφωμένα αρχεία κειμένου, τα οποία περιέχουν Ασκήσεις και τις λύσεις τους, και εισάγει τις Ασκήσεις αυτές στη βάση δεδομένων.
- **Σύστημα Συγκέντρωσης Ασκήσεων:** Το συγκεκριμένο σύστημα δεν έχει υλοποιηθεί, αλλά έχει προβλεφθεί η ανάπτυξη του για μελλοντική επέκταση του συστήματος.

Το Σύστημα Συγκέντρωσης Ασκήσεων χρησιμοποιείται για την αυτοματοποιημένη πρόσβαση σε πηγές Ασκήσεων στο διαδίκτυο και την μορφοποιημένη εξαγωγή των πληροφοριών αυτών για χρήση τους από το Σύστημα Εισαγωγής Ασκήσεων.

Ακολουθεί το διάγραμμα, στο οποίο οπτικοποιείται η σύνδεση των παραπάνω στοιχείων:



Εικόνα 1: Αρχιτεκτονική του Συστήματος

3.2.2 Δομή Βάσης Δεδομένων

Η Βάση Δεδομένων, που υλοποιήθηκε για την αποθήκευση των δεδομένων του συστήματος, έχει σχεδιαστεί να αποθηκεύει τα δεδομένα των Χρηστών και των Ασκήσεων. Παρακάτω παρουσιάζονται αναλυτικά τα δεδομένα που αποθηκεύονται.

Χρήστης:

- **UserSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι πληροφορίες κάθε Χρήστη. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **id:** Ένας αριθμός που ταυτοποιεί τον συγκεκριμένο Χρήστη στη ΒΔ. Δίνεται αυτόματα από το σύστημα και είναι μοναδικός.
 - **isAdmin:** Δυαδική τιμή που καθορίζει το αν ο Χρήστης είναι Εκπαιδευόμενος ή διαχειριστής του συστήματος (για την ώρα το σύστημα δεν αξιοποιεί με κάποιον τρόπο αυτή την πληροφορία).
 - **username:** Το όνομα του Χρήστη ως προς το σύστημα. Πρέπει να είναι διαφορετικό για κάθε Χρήστη.
 - **password_hash:** Ο κωδικός του Χρήστη. Το όνομα (password_hash) αναφέρεται σε επέκταση του συστήματος, όπου ο κωδικός δε θα αποθηκεύεται σαν κείμενο, για λόγους ασφαλείας.
 - **first_name:** Το όνομα του Χρήστη.
 - **last_name:** Το επώνυμο του Χρήστη.
 - **chapters:** Πίνακας που περιέχει ChapterSchema στοιχεία.
- **ChapterSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι πληροφορίες που σχετίζονται με ένα ορισμένο Κεφάλαιο και με τον Χρήστη στον οποίο περιέχεται. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **ability_level:** Το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη στο συγκεκριμένο Κεφάλαιο.
 - **exercises:** Πίνακας που περιέχει ExerciseSchema στοιχεία.
- **ExerciseSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι πληροφορίες που αφορούν μια συγκεκριμένη Άσκηση, που ανήκει στο Κεφάλαιο, στο οποίο το ChapterSchema περιέχεται. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **isRead:** Δυαδική μεταβλητή, όπου περιέχει την πληροφορία του κατά πόσο ο Χρήστης έχει διαβάσει τη συγκεκριμένη Άσκηση.
 - **isSolved:** Δυαδική μεταβλητή, όπου περιέχει την πληροφορία του κατά πόσο ο Χρήστης έχει λύσει τη συγκεκριμένη Άσκηση.
 - **isRated:** Δυαδική μεταβλητή, όπου περιέχει την πληροφορία του κατά πόσο ο Χρήστης έχει βαθμολογήσει τη συγκεκριμένη Άσκηση.
 - **rating:** Η βαθμολογία που έχει δώσει ο Χρήστης στη συγκεκριμένη Άσκηση.
 - **answers:** Πίνακας που περιέχει AnswerSchema στοιχεία.
- **AnswerSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι πληροφορίες που αφορούν τις απαντήσεις που έχει δώσει ο Χρήστης στην Άσκηση,

στης οποίας το ExerciseSchema περιέχεται. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:

- **answer:** Η απάντηση που έδωσε ο Χρήστης.
- **isCorrect:** Το κατά πόσο η απάντηση του Χρήστη βρέθηκε σωστή.

Άσκηση:

- **ExerciseSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι πληροφορίες κάθε Άσκησης. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **id:** Ένας αριθμός που ταυτοποιεί τη συγκεκριμένη Άσκηση στη ΒΔ. Δίνεται αυτόματα από το σύστημα και είναι μοναδικός.
 - **title:** Ο τίτλος της Άσκησης.
 - **chapter:** Το Κεφάλαιο στο οποίο ανήκει η Άσκηση.
 - **number:** Ο αριθμός της Άσκησης στο Κεφάλαιο στο οποίο ανήκει.
 - **text:** Η εκφώνηση της Άσκησης.
 - **questions:** Πίνακας που περιέχει QuestionSchema στοιχεία.
 - **ratings:** Πίνακας που περιέχει RatingSchema στοιχεία.
 - **difficulties:** Πίνακας που περιέχει DifficultySchema στοιχεία.
- **QuestionSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι πληροφορίες που αφορούν ένα υποερώτημα της Άσκησης, στης οποίας το ExerciseSchema περιέχεται. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **question:** Το υποερώτημα που ζητείται.
 - **options:** Οι πιθανές απαντήσεις του υποερωτήματος. Το πεδίο αυτό θα είναι κενό σε περίπτωση που η απάντηση είναι αριθμητική και όχι απλή επιλογή.
 - **answer:** Η σωστή απάντηση στο υποερώτημα. Σε περίπτωση πολλαπλής επιλογής είναι ο αριθμός της επιλογής, διαφορετικά η αριθμητική απάντηση.
- **RatingSchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι βαθμολογήσεις που έχουν γίνει σε μια Άσκηση, στης οποίας το ExerciseSchema περιέχεται. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **rating:** Η δοθείσα βαθμολογία.
 - **rater_ability_level:** Το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη που την έδωσε.
- **DifficultySchema:** αποτελεί το schema, βάσει του οποίου αποθηκεύονται οι δυσκολίες που αντιστοιχούν σε μια Άσκηση, στης οποίας το ExerciseSchema περιέχεται. Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:
 - **average_rating:** Ο βαθμός δυσκολίας που αντιστοιχεί σε ένα ορισμένο εύρος Επιπέδου Ικανότητας.
 - **lowestElo:** Το κάτω άκρο του εύρους Επιπέδου Ικανότητας.
 - **highestElo:** Το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη που την έδωσε.

3.2.3 Αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν

Για την υλοποίηση της ζητούμενης συμπεριφοράς του συστήματος υλοποιήθηκαν οι παρακάτω αλγόριθμοι:

Αξιολόγηση εκπαιδευόμενου

Η αξιολόγηση του εκπαιδευόμενου γίνεται μονοδιάστατα, στο Επίπεδο Ικανότητας. Ένας Εκπαιδευόμενος είναι πιο ικανός από έναν άλλον σε κάποιο γνωστικό αντικείμενο, αν έχει μεγαλύτερο βαθμό Επιπέδου Ικανότητας. Αυθαίρετα θα ορίσουμε τα όρια του επιπέδου αυτού στο διάστημα [1000-2000]. Ο βαθμός του Επιπέδου Ικανότητας ενός Εκπαιδευόμενου μεταβάλλεται κάθε φορά που έχουμε κάποια καινούρια πληροφορία για την επίδοση του και αυτό συμβαίνει όταν επιχειρεί να λύσει κάποια Άσκηση. Ανάλογα με την ορθότητα της λύσης το Επίπεδο Ικανότητας αυξάνεται ή μειώνεται. Ο καθορισμός της τιμής αυτής γίνεται μέσω του αλγορίθμου που αναπτύχθηκε, που βασίστηκε στο σύστημα Elo και συγκεκριμένα στο "Application of Time Decay Functions and the Elo System in Student Modeling" [44]. Η συγκεκριμένη προσέγγιση προτείνει την αντιστοίχιση του Επιπέδου Ικανότητας του Εκπαιδευόμενου σε κάποια τιμή και της δυσκολίας της Άσκησης σε κάποια άλλη. Στη συνέχεια προτείνεται η χρήση των τιμών αυτών στο σύστημα Elo και υπολογισμός της μεταβολής του Επιπέδου Ικανότητας του Εκπαιδευόμενου από αυτό το αποτέλεσμα, σαν να ήταν δηλαδή παρτίδα σκάκι όπου ο Εκπαιδευόμενος "κέρδισε" ή "έχασε" από την Άσκηση αντίστοιχα.

Αξιολόγηση εκπαιδευόμενου:

Input:

EIE: Επίπεδο Ικανότητας Εκπαιδευόμενου

ΔΑ: Δυσκολία Άσκησης

Αποτέλεσμα: Αποτέλεσμα επίλυσης από τον Χρήστη (0 ή 1)

output:

Νέο_Επίπεδο_Ικανότητας: Το ανανεωμένο Επίπεδο Ικανότητας

$$\text{Πιθανότητα_επιτυχίας} = 1 / (1 + 10^{((\Delta\text{A}-\text{EIE})/400)})$$

$$\text{Νέο_Επίπεδο_Ικανότητας} = \text{EIE} + 150 * (\text{Αποτέλεσμα} - \text{Πιθανότητα_επιτυχίας})$$

return Νέο_Επίπεδο_Ικανότητας

Υπολογισμός προσωποποιημένης δυσκολίας Άσκησης

Η σημαντικότερη λειτουργία του συστήματος είναι ο υπολογισμός της δυσκολίας κάθε Άσκησης με κριτήριο το Επίπεδο Ικανότητας του εκάστοτε Χρήστη. Η λειτουργία αυτή υλοποιείται με τη χρήση της μεθόδου ιεραρχικής συσταδοποίησης [56]. Η μέθοδος αυτή, όπως κάθε μέθοδος συσταδοποίησης, επιχειρεί να χωρίσει σε συστάδες τα στοιχεία ενός συνόλου με σκοπό τη μεγαλύτερη δυνατή συνοχή των στοιχείων μέσα σε κάθε συστάδα, ώστε να προκύψει ένα σύνολο συστάδων με αρκετά μεγάλη ανομοιομορφία μεταξύ τους, ενώ επικρατεί σχετική ομοιομορφία μεταξύ των στοιχείων που αποτελούν την κάθε μια.

Η ιεραρχική συσταδοποίηση στην συσσωρευτική μορφή της, η οποία χρησιμοποιείται, επιχειρεί να δημιουργήσει τις παραπάνω συστάδες ξεκινώντας από τόσες συστάδες, όσες τα στοιχεία, με κάθε συστάδα να περιέχει ένα στοιχείο. Στη συνέχεια ξεκινάει μια επαναληπτική διαδικασία μέχρι όλες οι συστάδες να ενοποιηθούν σε μια. Σε κάθε βήμα της διαδικασίας βρίσκεται οι συστάδες που χωρίζονται με τη μικρότερη απόσταση και ενοποιούνται σε μια. Τότε υπολογίζεται η τιμή μιας μετρικής συνάρτησης, η οποία καθορίζει το βαθμό ανομοιομορφίας των επιμέρους συστάδων. Στο τέλος της διαδικασίας, που όλες οι συστάδες έχουν ενοποιηθεί σε μια, συγκρίνουμε το βαθμό ανομοιομορφίας σε κάθε επίπεδο και επιλέγουμε αυτό με τη μικρότερη τιμή.

Αφού ολοκληρωθεί η συσταδοποίηση, έχουμε το σύνολο των στοιχείων χωρισμένο κατάλληλα. Τα στοιχεία που περιέχονται στις συστάδες είναι της μορφής {Επίπεδο Ικανότητας Εκπαιδευόμενου, Βαθμολογία Άσκησης}. Βάσει των στοιχείων λοιπόν που περιέχονται σε κάθε συστάδα, υπολογίζονται τα ακόλουθα:

- Μέσος όρος βαθμολογιών
- Ελάχιστο Επίπεδο Ικανότητας
- Μέγιστο Επίπεδο Ικανότητας

Παίρνοντας λοιπόν αυτές τις πληροφορίες από κάθε συστάδα, μπορούμε να υπολογίσουμε την προσεγγιστική δυσκολία για έναν Εκπαιδευόμενο, ανάλογα σε ποια συστάδα αντιστοιχεί και τι μέσο όρο δυσκολίας έχει η Άσκηση στη συστάδα αυτή. Να σημειωθεί ότι οι συστάδες, από τη φύση του αλγορίθμου, που ενοποιεί κοντινές συστάδες, άρα και γειτονικές, δεν προκύπτει κάποιο διάστημα, στο οποίο να μην αντιστοιχεί δυσκολία.

Υπολογισμός προσωποποιημένης δυσκολίας Άσκησης

Input:

π_στ: πίνακας στοιχείων

//Τα στοιχεία είναι της μορφής {Επίπεδο_Ικανότητας, Βαθμολογία}

Output:

π_βαθμ: Πίνακας βαθμολογιών

//Τα στοιχεία είναι της μορφής {Μέσος όρος, min EI, max EI}

```
π_β_ανομ = [] //πίνακας βαθμών ανομοιομορφίας
π_επ_συσ = [] //πίνακας επιπέδων συστάδων
π_βαθμ = [] //πίνακας βαθμολογιών

//Για κάθε στοιχείο δημιούργησε μια συστάδα
συστάδες = δημιούργησε_συστάδες(π_στ)

//Προσθήκη των συστάδων στα επίπεδα συστάδων
π_επ_συσ.push(συστάδες)

//Υπολόγισε το βαθμό ανομοιομορφίας στο νέο επίπεδο
βαθμός_ανομοιομορφίας = υπολ_βαθ_ανομ(νεες_συστάδες)
π_β_ανομ.push(βαθμός_ανομοιομορφίας)

//Όσο δεν έχουν ενοποιηθεί όλες οι συστάδες
while (συστάδες.length > 1)

    //Ενοποίησε τις 2 κοντινότερες συστάδες
    νεες_συστάδες = ενοποίηση_κοντινότερων_συστάδων(συστάδες)
    π_επ_συσ.push(νεες_συστάδες)

    //Υπολόγισε το βαθμό ανομοιομορφίας στο νέο επίπεδο
    βαθμός_ανομοιομορφίας = υπολ_βαθ_ανομ(νεες_συστάδες)
    π_β_ανομ.push(βαθμός_ανομοιομορφίας)

    συστάδες = νεες_συστάδες

//Εύρεση επιπέδου ελάχιστης ανομοιομορφίας
επίπεδο = εύρεση_επιπέδου(π_β_ανομ) //Εύρεση offset του μικρότερου
στοιχείου

//Εύρεση τελικών συστάδων
τελικές_συστάδες = π_επ_συσ[επίπεδο]
```

```
//Υπολογισμός Δυσκολίας που προκύπτει σε κάθε συστάδα
```

```
while (συστάδα = τελικές_συστάδες.pop())
```

```
//Υπολογισμός Μέσου Όρου των βαθμολογιών και σε κάθε συστάδα
```

```
μεσος_ορος = sum(συστάδα.Βαθμολογία) / συστάδα.length()
```

```
ελάχιστο_ΕΙ = min(συστάδα.Επίπεδο_Ικανότητας)
```

```
μέγιστο_ΕΙ = max(συστάδα.Επίπεδο_Ικανότητας)
```

```
//Προσθήκη νέας δυσκολίας στον πίνακα
```

```
δυσκολία = {
```

```
    μέσος_όρος: μεσος_ορος
```

```
    ελάχιστο_ΕΙ: ελάχιστο_ΕΙ
```

```
    μέγιστο_ΕΙ: μέγιστο_ΕΙ
```

```
}
```

```
π_βαθμ.push(δυσκολία)
```

```
return π_βαθμ
```

3.3 Τεχνικά θέματα υλοποίησης

Παρακάτω εμφανίζονται τεχνικά θέματα σχετικά με το κάθε επιμέρους στοιχείο του Συστήματος. Ακόμη αναφέρονται η πλατφόρμα του καθενός καθώς και τα μονοπάτια των αρχείων που το αποτελούν, βάσει του πως παρατίθενται στο παραδοθέν συμπιεσμένο αρχείο.

3.3.1 Κεντρικό Σύστημα

Πλατφόρμα υλοποίησης: Node.js 6.11

Σχετικά αρχεία:

- /IEDb/iedb.js
- /IEDb/node_modules/
- /IEDb/public/
- /IEDb/views/

Το Κεντρικό Σύστημα είναι ένας server Node.js, ο οποίος χρησιμοποιεί ένα σύνολο από επεκτάσεις ώστε να λειτουργήσει ο ιστότοπος τον οποίο χρησιμοποιούν οι Χρήστες, ώστε να αλληλεπιδράσουν με τις Ασκήσεις. Η βασικότερη επέκταση που χρησιμοποιήθηκε είναι το Express.js, το οποίο απλοποιεί τον χειρισμό αιτημάτων που γίνονται στον server. Ακόμη χρησιμοποιήθηκε ο μηχανισμός Pug για τη δυναμική δημιουργία των σελίδων βάσει προτύπων, που αναπτύχθηκαν. Οι σελίδες αυτές χρησιμοποιούν Bootstrap σε συνδυασμό με css. Η καταχώρηση πληροφοριών γίνεται με φόρμες POST σε συγκεκριμένες σελίδες.

Οι προσβάσιμες σελίδες είναι οι ακόλουθες:

'iedb/': Αρχική σελίδα, στην οποία υπάρχει η επιλογή πλοήγησης στις Ασκήσεις.

'iedb/signup': Σελίδα εισαγωγής στοιχείων για δημιουργία νέου Χρήστη.

'iedb/signin': Σελίδα εισαγωγής στοιχείων για σύνδεση υπάρχοντος Χρήστη.

'iedb/chapter_XX': Παρουσίαση ασκήσεων που υπάρχουν στο Κεφάλαιο αριθμού XX.

'iedb/chapter_XX/exercise_YY': Παρουσίαση Άσκησης YY του Κεφαλαίου XX.

Παρατηρήσεις:

- Για την διαχείριση φορμών POST χρησιμοποιήθηκε η επέκταση 'multer' [51].
- Για τον έλεγχο εισόδου σε φόρμες χρησιμοποιήθηκε η επέκταση 'express-validator' [52].
- Για τη διασύνδεση με τη βάση δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η επέκταση 'mongoose' [53] σε συνδυασμό με την 'mongodb' [54].
- Για την διατήρηση των session των Χρηστών χρησιμοποιήθηκε η επέκταση 'express-session' [55].
- Για τη μπάρα προόδου των Ασκήσεων χρησιμοποιήθηκε η επέκταση 'Form Process Steps'[49].
- Για τα αστεράκια βαθμολογίας των Ασκήσεων χρησιμοποιήθηκε η επέκταση 'Bootstrap Star Rating' [50].
- Όταν γίνεται ανανέωση σε σελίδα με αστέρια μετά από ανανέωση της αντίστοιχης τιμής τους, δεν εμφανίζεται η αλλαγή στον αριθμό των ενεργών αστεριών, παρά μόνο αν ο χρήστης πάει σε άλλη σελίδα και πίσω σε αυτή με τη βαθμολογία.

3.3.2 Βάση Δεδομένων

Πλατφόρμα υλοποίησης: MongoDB 3.4

Σχετικά αρχεία:

- /IEDb/db/create_db.js
- /IEDb/models/user.js
- /IEDb/models/exercise.js

Χρήστης (User): Η υλοποίηση του Χρήστη (της οποίας τα στοιχεία περιγράφονται στην προηγούμενη ενότητα) προσφέρει τις παρακάτω ενέργειες:

- εύρεση Άσκησης (findExercise): η μέθοδος αυτή αναζητά τη λίστα των Ασκήσεων, με τις οποίες έχει ασχοληθεί ο Χρήστης, και επιστρέφει τα αναλυτικά δεδομένα της ενασχόλησης (αν την έχει βαθμολογήσει, την απάντηση που ίσως έχει δοθεί κλπ).
- ανάγνωση Άσκησης (readExercise): Η μέθοδος αυτή καλείται, όταν ο Χρήστης εκτελεί την ανάγνωση μιας Άσκησης. Η Άσκηση προστίθεται στη λίστα Ασκήσεων του Χρήστη και χαρακτηρίζεται ως αναγνωσμένη.
- επίλυση Άσκησης (solveExercise): Στη μέθοδο αυτή περιλαμβάνεται όλη η λειτουργικότητα του καθορισμού του Επιπέδου Ικανότητας του Χρήστη. Γίνεται κλήση της όταν ο Χρήστης καταθέτει την απάντηση του για μια Άσκηση. Αρχικά η απάντηση του αποθηκεύεται, όπως και το ότι η Άσκηση πλέον χαρακτηρίζεται ως λυμένη, και στη συνέχεια υπολογίζεται το κατά πόσον η απάντηση αυτή είναι σωστή ή όχι. Ανάλογα με αυτό αυξάνεται ή μειώνεται το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη. Η τιμή αύξησης ή μείωσης καθορίζεται από τον τύπο του EIo, σε συνδυασμό με το προϋπάρχον Επίπεδο Ικανότητας και το Επίπεδο Ικανότητας που αντιστοιχεί στη δυσκολία της Άσκησης (η βαθμολογία της Άσκησης βρίσκεται στο εύρος [1, 4] και η αντιστοιχία σε Επίπεδο Ικανότητας γίνεται με την αντιστοίχιση της τιμής με την ανάλογη της στο εύρος [500, 2500], όπου ανταποκρίνεται στις τιμές του EIo).
- βαθμολόγηση Άσκησης (rateExercise): Η μέθοδος αυτή καλείται, όταν ο Χρήστης καταχωρεί τη βαθμολογία του για μια Άσκηση που έχει ολοκληρώσει. Η βαθμολογία αυτή αποθηκεύεται στα δεδομένα του Χρήστη στη βάση δεδομένων, όπως και το ότι η Άσκηση πλέον χαρακτηρίζεται ως βαθμολογημένη.
- λήψη Επιπέδου Ικανότητας (getEIo): Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για να επιστραφεί το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη σε ένα δοσμένο Κεφάλαιο.

Άσκηση (Exercise): Η υλοποίηση της Άσκησης (της οποίας τα στοιχεία περιγράφονται στην προηγούμενη ενότητα) προσφέρει τις παρακάτω ενέργειες:

- λήψη δυσκολίας Άσκησης (getDifficulty): Η μέθοδος αυτή καλείται για να επιστραφεί ο βαθμός δυσκολίας της Άσκησης για έναν Χρήστη ορισμένου Επιπέδου Ικανότητας. Κατά την ανάθεση δυσκολίας στην Άσκηση, το εύρος του Επιπέδου Ικανότητας κατακερματίζεται και σε κάθε επιμέρους εύρος ανατίθεται διαφορετική δυσκολία (βλ. 'rateExercise' παρακάτω). Με την κλήση της μεθόδου γίνεται αναζήτηση του επιμέρους εύρους που περιέχει το Επίπεδο Ικανότητας του Χρήστη και επιστρέφεται η τιμή του.
- λήψη αντιστοιχίας σε EIo (getEIoEquivalent): Η δυσκολία της Άσκησης, η οποία είναι μια τιμή στο εύρος [1, 4], μετατρέπεται αναλογικά σε μια τιμή στο εύρος [500, 2500] και επιστρέφεται.
- βαθμολόγηση Άσκησης (rateExercise): Στη μέθοδο αυτή περιλαμβάνεται όλη η λειτουργικότητα του καθορισμού της δυσκολίας της Άσκησης για Χρήστες διαφορετικού Επιπέδου Ικανότητας. Γίνεται κλήση της αφού ο Χρήστης καταθέσει την απάντηση του για μια Άσκηση. Η διαδικασία ξεκινάει καλώντας τη βιβλιοθήκη 'hierarchical-clustering' [48], η οποία εκτελεί τον αντίστοιχο αλγόριθμο [47] στη συσσωρευτική μορφή του. Το αποτέλεσμα είναι ένα δέντρο από συστάδες, στο

οποίο η ρίζα είναι μια συστάδα που περιέχει το σύνολο των ζευγαριών βαθμολογιών-[Επιπέδου Ικανότητας Χρήστη], τα οποία όσο διασχίζουμε το δέντρο ενοποιούνται σε όλο και περισσότερες συστάδες μέχρι να φτάσουμε στα φύλλα του, όπου κάθε συστάδα είναι και ένα ζευγάρι. Στη συνέχεια ξεκινάμε την αντίστροφη διαδικασία, από τα φύλλα προς τη ρίζα, αναζητώντας το καλύτερο επίπεδο από πλευράς συνδεσιμότητας (μια μετρική που καθορίζει το επίπεδο σχετικότητας μεταξύ των στοιχείων που υπάρχουν σε κάθε συστάδα). Μετά το πέρας αυτής της διαδικασίας έχουμε το καλύτερο επίπεδο, το οποίο επιλέγεται και τα ζευγάρια χωρίζονται βάσει αυτού. Για κάθε συστάδα υπολογίζονται:

- Ελάχιστο Επίπεδο Ικανότητας.
- Μέγιστο Επίπεδο Ικανότητας.
- Μέσος όρος όλων των βαθμολογιών που περιέχονται.

Έτσι προκύπτει το σύνολο των δυσκολιών για την Άσκηση σε όλο το εύρος του Επιπέδου Ικανότητας, το οποίο αποθηκεύεται και χρησιμοποιείται όταν πρέπει να υπολογιστεί η δυσκολία της Άσκησης για κάποιον Χρήστη.

Παρατηρήσεις:

- Το αρχείο 'create_db.js' δημιουργεί τις συλλογές 'exercises' και 'users' σε υπάρχουσα βάση δεδομένων, η οποία πρέπει να βρίσκεται στη διεύθυνση 'mongodb://localhost:27017/iedb'.
- Η δυσκολία μιας Άσκησης βρίσκεται στο εύρος [1, 4].
- Το Επίπεδο Ικανότητας κάθε Χρήστη κυμαίνεται στο εύρος [1000, 2000], ενώ για τις Ασκήσεις το εύρος του αντιστοιχισμένου Επιπέδου Ικανότητας είναι το [500, 2500]. Αυτό έγινε ώστε να επηρεάζονται περισσότερο Χρήστες κοντά στο ελάχιστο Επίπεδο Ικανότητας, όταν επιλύουν μια εύκολη Άσκηση.
- Η σταθερά K , που υπάρχει στον τύπο υπολογισμού του E_{io} , έχει την τιμή 150.
- Η μετρική που χρησιμοποιείται στον αλγόριθμο Hierarchical clustering είναι η Ευκλείδεια Απόσταση.
- Ο επανυπολογισμός της δυσκολίας κάθε άσκησης γίνεται ανά 10 βαθμολογήσεις χρηστών. Η τιμή είναι αυθαίρετη. Σκοπός αυτού είναι η βελτίωση της απόδοσης.

3.3.3 Σύστημα Εισαγωγής Ασκήσεων

Πλατφόρμα υλοποίησης: Python 3.6

Σχετικά αρχεία:

- /Data/insert_chapters.py

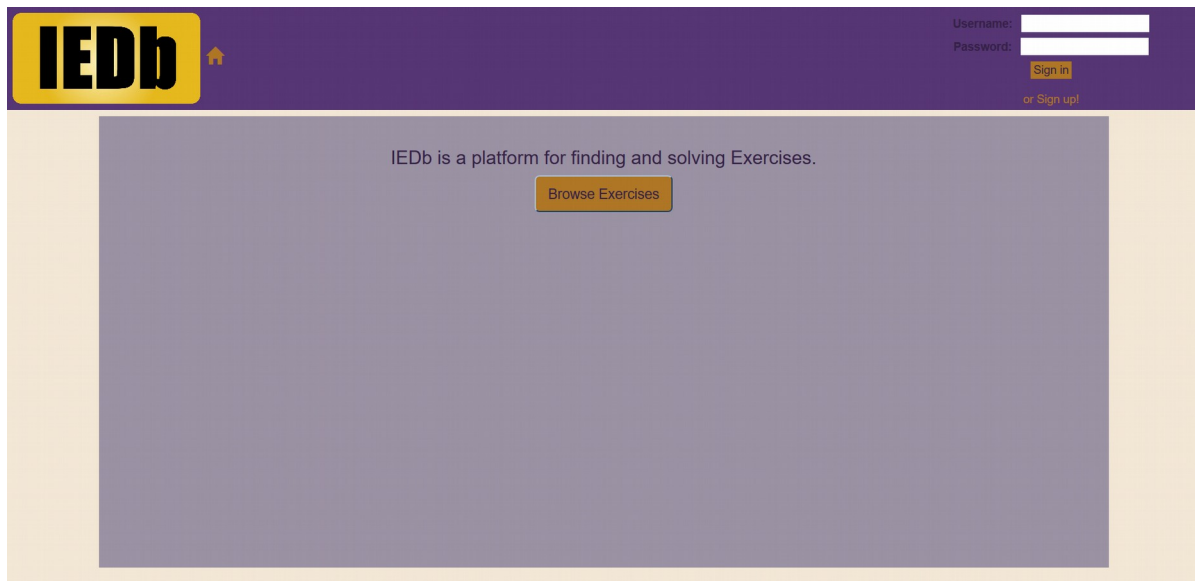
Το σύστημα αρχικά συνδέεται στη βάση δεδομένων και στη συνέχεια ανοίγει με τη σειρά το κάθε αρχείο που περιέχει τις Ασκήσεις ενός Κεφαλαίου και τις εισάγει με τη σειρά. Κάθε Άσκηση καταλαμβάνει 5 σειρές στο αρχείο, και κάθε σειρά έχει και διαφορετικές πληροφορίες, οι οποίες είναι οι εξής:

1. Εκφώνηση
2. Ερωτήματα
3. Απαντήσεις
4. Αρχική Δυσκολία
5. Κενή σειρά

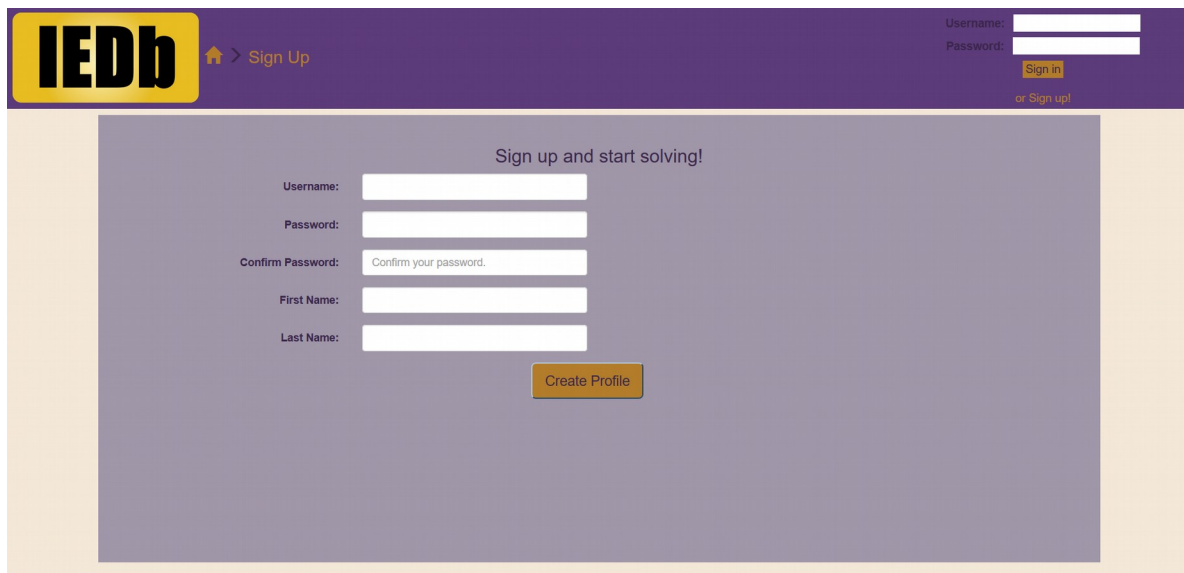
Παρατηρήσεις:

- Το σύστημα αυτό χρησιμοποιεί τη βιβλιοθήκη `rymongo`, η οποία προσφέρει διασύνδεση ενός προγράμματος Python με μια MongoDB βάση δεδομένων.
- Τα Ερωτήματα και οι Απαντήσεις καταλαμβάνουν από μια σειρά το καθένα, αλλά μπορεί να υπάρχουν περισσότερα από ένα ανά σειρά. Έτσι το σύστημα διαχειρίζεται τα πολλαπλά Ερωτήματα και τις πολλαπλές Απαντήσεις ανά σειρά, χωρίζοντας τα/τες με τον ειδικό χαρακτήρα '|'.
• Ο αριθμός των κεφαλαίων καθορίζεται στη μεταβλητή `'num_of_chapters'`. Η τιμή της μεταβλητής είναι 6 στο αρχείο που παραδόθηκε λόγω του αριθμού των Κεφαλαίων.
- Τα αρχεία που περιέχουν τις Ασκήσεις κάθε Κεφαλαίου πρέπει να βρίσκονται στον ίδιο φάκελο και να έχουν όνομα της μορφής: `'exercises_chapter_?.txt'`, όπου στη θέση του '?' θα είναι ο αριθμός του Κεφαλαίου. Η αρίθμηση ξεκινάει από το 1.

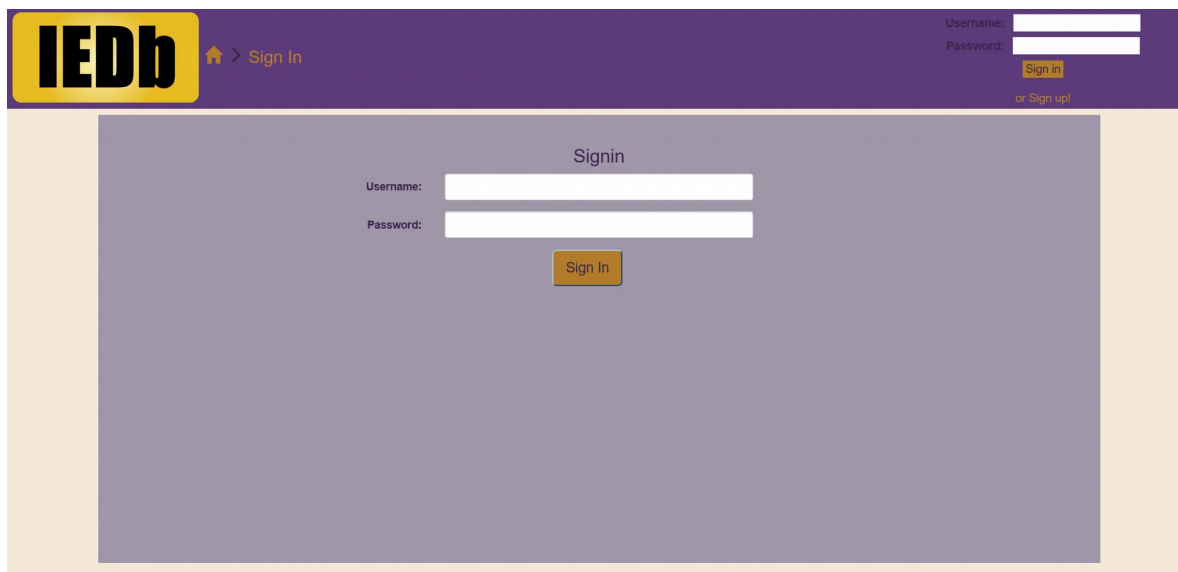
3.4 Screenshots και περιγραφή τους



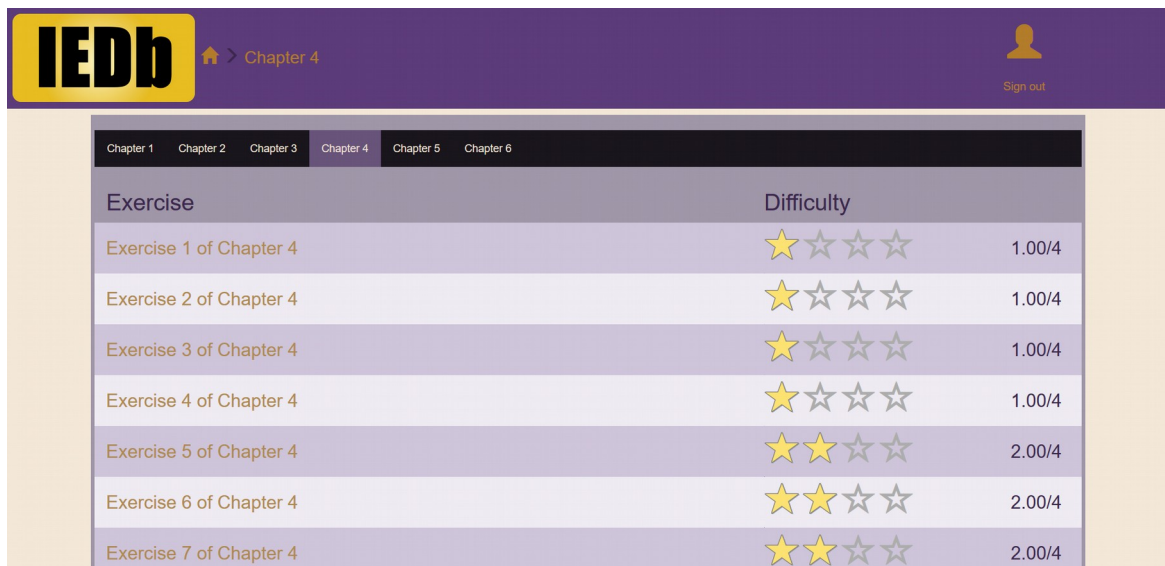
Εικόνα 2: Αρχική Σελίδα



Εικόνα 3: Σελίδα Δημιουργίας Χρήστη



Εικόνα 4: Σελίδα Σύνδεσης Χρήστη



Εικόνα 5: Σελίδα Κεφαλαίου

IEDb [Chapter 4](#) > [Exercise 11](#) Sign out

Exercise 11 of Chapter 4

A 78-kg skydiver has a speed of 62 m/s at an altitude of 870 m above the ground.

Questions:	Answers:
1. Determine the kinetic energy possessed by the skydiver.	<input type="text" value="150000"/>
2. Determine the potential energy possessed by the skydiver.	<input type="text" value="670001"/>
3. Determine the total mechanical energy possessed by the skydiver.	<input type="text" value="810000"/>

☆☆☆☆

Read Solve Rate

Εικόνα 6: Σελίδα Επίλυσης Άσκησης

IEDb [Chapter 4](#) > [Exercise 11](#) Sign out

Exercise 11 of Chapter 4

A 78-kg skydiver has a speed of 62 m/s at an altitude of 870 m above the ground.

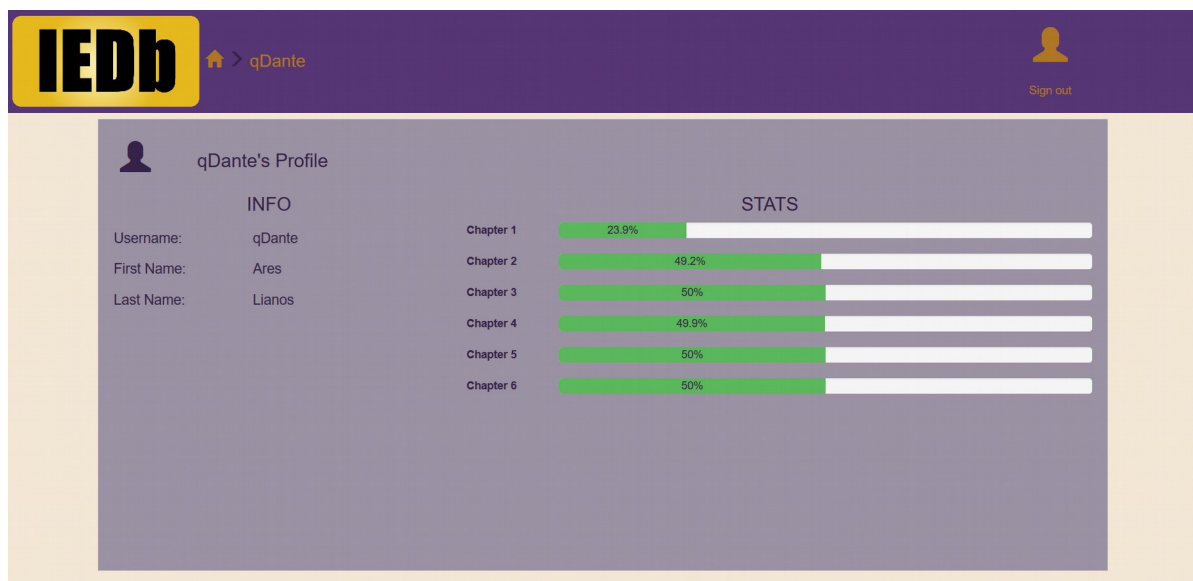
Questions:	Answers:
1. Determine the kinetic energy possessed by the skydiver.	<div style="display: flex; align-items: center;"><div style="width: 100px; height: 10px; background-color: green; margin-right: 5px;"></div><input type="text" value="150000"/></div>
2. Determine the potential energy possessed by the skydiver.	<div style="display: flex; align-items: center;"><div style="width: 100px; height: 10px; background-color: red; margin-right: 5px;"></div><input type="text" value="670001"/></div>
3. Determine the total mechanical energy possessed by the skydiver.	<div style="display: flex; align-items: center;"><div style="width: 100px; height: 10px; background-color: green; margin-right: 5px;"></div><input type="text" value="810000"/></div>

Your Rating:

☆☆☆★

Read Solved Rated

Εικόνα 7: Σελίδα Παρουσίασης Λυμένης Άσκησης



Εικόνα 8: Σελίδα Στοιχείων Χρήστη

4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΝΟΙΧΤΑ ΘΕΜΑΤΑ

4.1 Συμπεράσματα

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας αναπτύχθηκε ένα γενικό σύστημα επίλυσης ασκήσεων, το οποίο συνδυάζοντας υπάρχουσες τεχνολογίες αποπειράται να επεκτείνει τη λειτουργικότητα των Συστημάτων Διαχείρισης Μάθησης, μειώνοντας την εξάρτηση τους από διαχειριστές, οι οποίοι θα έπρεπε να ορίζουν τη δυσκολία κάθε άσκησης, αυτοματοποιώντας τη διαδικασία αυτή. Ο υπολογισμός των επιπέδων δυσκολίας, που προκύπτουν από τη χρήση του συστήματος, φαίνεται να είναι επιτυχής, βάσει των αποτελεσμάτων. Ωστόσο θα πρέπει να διερευνηθεί περαιτέρω, σε μεγαλύτερο δείγμα ατόμων, ώστε να επιβεβαιωθεί η δυνατότητα κλιμάκωσης του.

4.2 Ανοιχτά θέματα και επεκτάσεις

Το σύστημα, παρά την επίτευξη της προσδοκώμενης λειτουργίας, έχει μια απλοποιημένη μορφή, η οποία χρειάζεται να αντιμετωπιστεί, για να μπορέσει να χρησιμοποιηθεί ουσιαστικά από πραγματικούς χρήστες και να επωφεληθούν από αυτό.

Αρχικά θα πρέπει να επεκταθεί ώστε να μην περιορίζεται σε ένα μονάχα μάθημα και να λειτουργήσει σαν κεντροποιημένη πλατφόρμα και όχι σαν "ιστότοπος με ασκήσεις φυσικής". Φυσικά όταν γίνει αυτό, θα υποστηρίζει περισσότερα από 6 κεφάλαια, που είναι η τρέχουσα ρύθμιση του. Ακόμη θα χρειαζόταν να επεκταθούν τα ερωτήματα και οι απαντήσεις, αφού λείπουν σημαντικά στοιχεία, όπως η υποστήριξη εικόνων και γραφημάτων, ενώ ταυτόχρονα είναι δυνατές μόνο απαντήσεις πολλαπλής επιλογής και καθαρά αριθμητικές. Γίνεται κατανοητό πως το τελευταίο αποτελεί πρόβλημα και πως το σύστημα πρέπει να υποστηρίξει μικτές εισόδους (πχ. αριθμητική τιμή και μονάδα μέτρησης) και απλούς γλωσσικούς τύπους (πχ. Αληθές/Ψευδές, λέξεις κλειδιά που δίνονται στην άσκηση).

Τέλος, αν αναπτυχθούν τα παραπάνω, θα άνοιγε ο δρόμος στην ανάπτυξη του Συστήματος Συγκέντρωσης Ασκήσεων, το οποίο παίρνοντας κάποιες πηγές, θα μπορούσε να εξάγει τις ασκήσεις που περιέχονται στις πηγές αυτές και έτσι να επεκταθεί ταχύτατα το σύνολο των διαθέσιμων ασκήσεων. Θα ήταν δυνατόν μάλιστα, το σύστημα αυτό να συνδυαστεί με ένα σύστημα επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και να εξάγονται αυτόματα τα μεταδεδομένα της κάθε άσκησης, όπως το κεφάλαιο στο οποίο ανήκει ή το αναμενόμενο επίπεδο αρχικής δυσκολίας.

Παρακάτω αναφέρονται πιθανές επεκτάσεις του συστήματος, με σκοπό την αποδοτικότερη λειτουργία του, τη μεγαλύτερη ακρίβεια αποτελεσμάτων και την καλύτερη διασύνδεση του με άλλα συστήματα:

- **Ανάπτυξη συστήματος βαθμολόγησης χρηστών:** το σύστημα χρησιμοποιεί μια γενικευμένη μέθοδο αξιολόγησης χρηστών, η οποία έχει φτιαχτεί για εύκολη ενσωμάτωση σε καινούρια συστήματα. Αφού όμως το σύστημα πάρει την τελική του μορφή, μια μέθοδος αξιολόγησης φτιαγμένη ειδικά για το σύστημα θα μπορούσε να προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα.
- **Ανάπτυξη μετρικής για τη συσταδοποίηση των βαθμολογιών:** Η συσταδοποίηση των βαθμολογιών χρησιμοποιεί σαν μετρική την Ευκλείδεια απόσταση, η οποία (όπως και το σύστημα αξιολόγησης παραπάνω) είναι γενικευμένη, οπότε όχι η καλύτερη δυνατή για το σύστημα. Έτσι (όπως και

παραπάνω) η ανάπτυξη μιας μετρικής ειδικά για το σύστημα θα βελτίωνε τα αποτελέσματα που προκύπτουν.

- **Ανάπτυξη ενός συστήματος συστάσεων για πρόταση Ασκήσεων στους Χρήστες:** Ο όγκος δεδομένων που συλλέγονται από το σύστημα, αλλά και τα συμπεράσματα που προκύπτουν για τους χρήστες και τις ασκήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν από ένα σύστημα συστάσεων πολύ αποδοτικά, γεγονός που αναβαθμίζει την εκπαιδευτική σημασία των Συστημάτων Διαχείρισης Γνώσης, αφού παίρνουν έναν πολύ ενεργότερο ρόλο.
- **Ανάπτυξη API για διασύνδεση με Συστήματα Διαχείρισης Γνώσης:** Έτσι θα μπορούσε να προκύψει μεγάλος όγκος δεδομένων χρήσης, γεγονός που θα βελτίωνε σημαντικά το περιεχόμενο, αφού οι επιμέρους δυσκολίες της κάθε Άσκησης θα μπορούσαν να υπολογιστούν με μεγάλη ακρίβεια, λόγω της συσσώρευσης μεγάλου όγκου βαθμολογιών.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΟΡΟΛΟΓΙΑΣ

Ξενόγλωσσος όρος	Ελληνικός Όρος
Learning Management System	Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης
Machine Learning	Μηχανική Μάθηση
Data mining	Εξόρυξη Δεδομένων
Educational Data Mining	Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων
Clustering	Συσταδοποίηση
Knowledge Extraction	Εξαγωγή Γνώσης
Pattern Analysis	Ανάλυση Δεδομένων/Προτύπων
Support Vector Machines	Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης
Hierarchical Clustering	Ιεραρχική Συσταδοποίηση

ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ – ΑΡΚΤΙΚΟΛΕΞΑ – ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ

ΣΔΜ	Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης
ΕΔ	Εξόρυξη Δεδομένων
ΕΕΔ	Εξόρυξη Εκπαιδευτικών Δεδομένων
ΕΙ	Επίπεδο Ικανότητας

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] U.M. Fayyad & R. Uthurusamy, "Evolving data mining into solutions for insights.", Communications of the ACM, pages 28-31, 2002.
- [2] Witten, I. H. and Frank, E. "Data mining: Practical machine learning tools and techniques." 2nd edition, San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005.
- [3] S. K. Mohamad and Z. Tasir, "Educational data mining: A review", Procedia-Social and Behavioral Sciences, vol. 97, pp. 320–324, 2013.
- [4] Radek Pelanek, Jiri Rihak, "Properties and Applications of Wrong Answers in Online Educational Systems", Proceedings of the 9th International Conference on Educational Data Mining, pp. 466-471, 2016.
- [5] T. Barnes, M. Desmarais, C. Romero, and S. Ventura, in Proc. Educational Data Mining 2009: 2nd International Conf, 2009.
- [6] R. Baker, "Data mining for education." International encyclopedia of education, vol. 7, pp. 112–118, 2010.
- [7] J. E. Beck and J. Mostow, "How who should practice: Using learning decomposition to evaluate the efficacy of different types of practice for different types of students." in Intelligent tutoring systems, pp. 353–362, Springer, 2008.
- [8] M. Cocea, A. Hershkovitz, and R. S. Baker, "The impact of off-task and gaming behaviors on learning: immediate or aggregate?", 2009.
- [9] H. Jeong and G. Biswas, "Mining student behavior models in learning by- teaching environments.", in EDM, pp. 127–136, Citeseer, 2008.
- [10] V. J. Hodge and J. Austin, "A survey of outlier detection methodologies.", Artificial Intelligence Review, vol. 22, no. 2, pp. 85–126, 2004.
- [11] C. C. Chan, "A framework for assessing usage of web-based e-learning systems.", in Innovative Computing, Information and Control, 2007.
- [12] '07. Second International Conference on, pp. 147–147, Sept 2007.
- [13] M. Muehlenbrock, "Automatic action analysis in an interactive learning environment.", in Proceedings of the 12 th International Conference on Artificial Intelligence in Education, pp. 73–80, 2005.
- [14] M. Ueno, "Data mining and text mining technologies for collaborative learning in an ILMS "Samurai." in Advanced Learning Technologies, 2004. Proceedings. IEEE International Conference on, pp. 1052–1053, IEEE, 2004.
- [15] L. P. Dringus and T. Ellis, "Using data mining as a strategy for assessing asynchronous discussion forums.", Computers & Education, vol. 45, no. 1, pp. 141–160, 2005.
- [16] J. Chen, Q. Li, L. Wang, and W. Jia, "Automatically generating an e-textbook on the web.", in Advances in Web-Based Learning–ICWL 2004, pp. 35–42, Springer, 2004.
- [17] J. Tane, C. Schmitz, and G. Stumme, "Semantic resource management for the web: an e-learning application.", in Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters, pp. 1–10, ACM, 2004.
- [18] C. Tang, R. W. Lau, Q. Li, H. Yin, T. Li, and D. Kilis, "Personalized courseware construction based on web data mining." in Web Information Systems Engineering, 2000. Proceedings of the First International Conference on, vol. 2, pp. 204–211, IEEE, 2000.
- [19] J. Scott, Social network analysis. Sage, 2012.
- [20] P. Reyes and P. Tchounikine, "Mining learning groups' activities in forum-type tools." in Proceedings of the 2005 conference on Computer support for collaborative learning: learning 2005: the next 10 years!, pp. 509–513, International Society of the Learning Sciences, 2005.
- [21] Εκπαίδευση. (2017, Οκτωβρίου 12). Βικιπαίδεια, Η Ελεύθερη Εγκυκλοπαίδεια. [Προσπελάστηκε 13/10/17]
- [22] C. Romero, S. Ventura, P. G. Espejo, and C. Hervás, "Data mining algorithms to classify students." in EDM, pp. 8–17, 2008.
- [23] A. P. Bradley, "The use of the area under the roc curve in the evaluation of machine learning algorithms." Pattern recognition, vol. 30, no. 7, pp. 1145–1159, 1997
- [24] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, "The kdd process for extracting useful knowledge from volumes of data." Communications of the ACM, vol. 39, no. 11, pp. 27–34, 1996.
- [25] C. R. Beal, L. Qu, and H. Lee, "Classifying learner engagement through integration of multiple data sources." in Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, vol. 21, p. 151, Menlo Park, CA; Cambridge, MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999, 2006.
- [26] S. Amershi and C. Conati, "Automatic recognition of learner groups in exploratory learning environments." in Intelligent Tutoring Systems, pp. 463–472, Springer, 2006.

- [27] A. Hershkovitz and R. Nachmias, "Developing a log-based motivation measuring tool." in EDM, pp. 226–233, Citeseer, 2008.
- [28] J. Kay, N. Maisonneuve, K. Yacef, and P. Reimann, "The big five and visualisations of team work activity." in Intelligent tutoring systems, pp. 197–206, Springer, 2006.
- [29] R. S. d Baker, A. T. Corbett, and V. Alevan, "More accurate student modeling through contextual estimation of slip and guess probabilities in bayesian knowledge tracing." in Intelligent Tutoring Systems, pp. 406–415, Springer, 2008.
- [30] A. T. Corbett and J. R. Anderson, "Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge." User modeling and user-adapted interaction, vol. 4, no. 4, pp. 253–278, 1994.
- [31] C. Romero and S. Ventura, "Educational data mining: a review of the state of the art." Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, vol. 40, no. 6, pp. 601–618, 2010
- [32] C. Wallace, K. B. Korb, and H. Dai, "Causal discovery via mml." in ICML, vol. 96, pp. 516–524, Citeseer, 1996.
- [33] C. Romero, S. Ventura, and P. De Bra, "Knowledge discovery with genetic programming for providing feedback to courseware authors." User Modeling and User-Adapted Interaction, vol. 14, no. 5, pp. 425–464, 2004.
- [34] N. S. Raghavan, "Data mining in e-commerce: A survey." Sadhana, vol. 30, no. 2-3, pp. 275–289, 2005.
- [35] C. Romero, S. Ventura, M. Pechenizkiy, and R. S. Baker, Handbook of educational data mining. CRC Press, 2010.
- [36] M. Hanna, "Data mining in the e-learning domain." Campus-wide information systems, vol. 21, no. 1, pp. 29–34, 2004.
- [37] R. Pelanek, "Metrics for Evaluation of Student Models", Journal of Educational Data Mining, Volume 7, No 2, pp. 1-19 2015.
- [38] F. Bouchet, J. M. Harley, G. J. Trevors and R. Azevedo, "Clustering and Profiling Students According to their Interactions with an Intelligent Tutoring System Fostering Self-Regulated Learning", Journal of Educational Data Mining, Volume 5, Issue 1, pp. 104-146, 2013
- [39] M. Sweeney, J. Lester, H. Rangwala and A. Johri, "Next-Term Student Performance Prediction: A Recommender Systems Approach", Journal of Educational Data Mining, Volume 8, No 1, pp. 1-51, 2016.
- [40] J. S. Kinnebrew, K. M. Loretz and G. Biswas, "A Contextualized, Differential Sequence Mining Method to Derive Students' Learning Behavior Patterns", Journal of Educational Data Mining, Volume 5, Issue 1, pp. 190-219, 2013.
- [41] R. J. Mislevy, J. T. Beherens, K. E. Dicerbo and R. Levy, "Design and Discovery in Educational Assessment: Evidence-Centered Design, Psychometrics, and Educational Data Mining", Journal of Educational Data Mining, Article 2, Volume 4, No 1, pp. 12-48, 2012
- [42] J. D. Gobert, M. A. Sao Pedro, R. Baker, E. Toto, and O. Montalvo, "Leveraging Educational Data Mining for Real-time Performance Assessment of Scientific Inquiry Skills within Microworlds", Journal of Educational Data Mining, Article 5, Volume 4, No 1, pp. 153-185, 2012
- [43] Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης. (2017, Μαρτίου 9). Βικιπαίδεια, Η Ελεύθερη Εγκυκλοπαίδεια. [Προσπελάστηκε 16/10/17]
- [44] Radek Pelanek, "Application of Time Decay Functions and the Elo System in Student Modeling", Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, pp. 21-27, 2014
- [45] Node.js. (2017, Μαΐου 6). Βικιπαίδεια, Η Ελεύθερη Εγκυκλοπαίδεια. [Προσπελάστηκε 23/10/17]
- [46] Educational Data Mining. <http://educationaldatamining.org/>. [Προσπελάστηκε 23/10/17]
- [47] Hierarchical clustering. (2017, Οκτώβρη 16). Βικιπαίδεια, Η Ελεύθερη Εγκυκλοπαίδεια. [Προσπελάστηκε 25/10/17]
- [48] jogleberry and finnp (2017) hierarchical-clustering source code (Version 1.1.0) [Source code]. <https://www.npmjs.com/package/hierarchical-clustering/> [Προσπελάστηκε 28/8/17]
- [49] alilishan (2017) Form Process Steps source code (Version 3.1.0) [Source code]. <https://bootsnipp.com/snippets/featured/form-process-steps> [Προσπελάστηκε 13/8/17]
- [50] Kartik Visweswaran (2017) Bootstrap Star Rating source code (Version 4.0.3) [Source code]. <http://plugins.krajee.com/star-rating> [Προσπελάστηκε 7/9/17]
- [51] linusu (2017) Multer source code (Version 1.3.0) [Source code]. <https://www.npmjs.com/package/multer> [Προσπελάστηκε 20/8/17]
- [52] gustavohenke (2017) express-validator source code (Version 4.2.1) [Source code]. <https://www.npmjs.com/package/express-validator> [Προσπελάστηκε 20/8/17]
- [53] vkarpon15 (2017) mongoose source code (Version 4.12.4) [Source code]. <https://www.npmjs.com/package/mongoose> [Προσπελάστηκε 12/7/17]

- [54] christkv and mbroadst (2017) mongodb source code (Version 2.2.33) [Source code]. <https://www.npmjs.com/package/mongodb> [Προσπελάστηκε 12/7/17]
- [55] dougwilson, mscdex and defunctzombie (2017) express-session source code (Version 1.15.6) [Source code]. <https://www.npmjs.com/package/express-session> [Προσπελάστηκε 11/7/17]
- [56] Hierarchical Clustering. http://www.saedsayad.com/clustering_hierarchical.htm. [Προσπελάστηκε 25/10/17]