



ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΕΥΦΥΕΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟΥ - WEBINTELLIGENCE

**Εφαρμογή Ευφών Συστάσεων Εκπαιδευτικού Περιεχομένου
Βάσει
Γνωσιακής Κατάστασης Φοιτητών**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΜΟΡΑ ΙΩΑΝΝΗ

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Ι. Διαμαντάρας
Καθηγητής, ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Θεσσαλονίκη, Φεβρουάριος 2024



ΔΙΕΘΝΕΣ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΤΗΣ ΕΛΛΑΔΟΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΕΥΦΥΕΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΔΙΑΔΙΚΤΥΟΥ – WEB
INTELLIGENCE

**Εφαρμογή Ευφών Συστάσεων Εκπαιδευτικού Περιεχομένου
Βάσει
Γνωσιακής Κατάστασης Φοιτητών**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΜΟΡΑ ΙΩΑΝΝΗ

Επιβλέπων : Κωνσταντίνος Ι. Διαμαντάρας
Καθηγητής ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή στις Choose a date.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Όνομα Επώνυμο
Choose an item. ΔΙ.ΠΑ.Ε.

.....
Όνομα Επώνυμο
Choose an item. ΔΙ.ΠΑ.Ε.

.....
Όνομα Επώνυμο
Choose an item. ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Θεσσαλονίκη, Φεβρουάριος 2024

(Υπογραφή)

.....

Ιωάννης Μόρας

Μηχανικός Πληροφορικής Α.Τ.Ε.Ι.Θ.

© 2024– All rights reserved

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εξερευνά την εφαρμογή της μηχανικής μάθησης στην παραγωγή εξατομικευμένων συστάσεων για εκπαιδευτικό περιεχόμενο, με βάση την γνωσιακή κατάσταση ενός φοιτητή.

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning – ML) είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης (AI) που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων και μαθηματικών μοντέλων που επιτρέπουν στους υπολογιστές να εκτελούν εργασίες χωρίς να είναι προγραμματισμένοι, μαθαίνοντας από το σύνολο των δεδομένων (dataset).

Η μηχανική μάθηση κατατάσσεται σε τρεις κύριες κατηγορίες: Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning), Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning), Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning).

Εφαρμόζεται σε πολυάριθμους τομείς όπως η υγεία, η αναγνώριση φωνής και εικόνας, η αυτόνομη οδήγηση, η ανάλυση κοινωνικών δικτύων και πολλά άλλα, προσφέροντας σημαντικές βελτιώσεις στην αποδοτικότητα και την ακρίβεια των συστημάτων.

Στην περίπτωση της εκπαιδευτικής τεχνολογίας, η μηχανική μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία συστημάτων που προσφέρουν συστάσεις εκπαιδευτικού περιεχομένου, προσαρμοσμένες στις ατομικές ανάγκες, τις προτιμήσεις και την πρόοδο του κάθε μαθητή. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της εκμάθησης από δεδομένα που περιλαμβάνουν τις απαντήσεις των φοιτητών σε ερωτήσεις, την αλληλεπίδρασή τους με το εκπαιδευτικό υλικό, και άλλες μετρήσεις της εκπαιδευτικής τους διαδικασίας.

Το αποτέλεσμα της εργασίας αυτής είναι η δημιουργία μιας διαδικτυακής πλατφόρμας η οποία θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν βάση για μελλοντική εφαρμογή σε ένα εκπαιδευτικό ίδρυμα. Ο φοιτητής του ιδρύματος εισέρχεται με τα ακαδημαϊκά του στοιχεία και μπορεί να εντοπίσει τις αδυναμίες του σε ένα μάθημα απαντώντας σε ένα σύνολο ερωτήσεων. Η εφαρμογή συνδέεται μέσω ενός API στο οποίο βρίσκεται διαθέσιμο ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης το οποίο μας συστήνει την επόμενη ερώτηση από το σύνολο των διαθέσιμων ερωτήσεων που πρέπει να υποβάλλουμε στον φοιτητή ενώ στο τέλος της εξέτασης συστήνει στο φοιτητή ποια είναι τα αδύναμά του σημεία τα οποία θα πρέπει να βελτιώσει προκειμένου να αποδώσει καλύτερα στην εξέταση του μαθήματος.

Λέξεις Κλειδιά: Μηχανική Μάθηση, Εκπαιδευτικό Περιεχόμενο, Συστήματα Συστάσεων, Γνωσιακή Κατάσταση, Εξατομίκευση Μάθησης, Laravel, flask, Python, APIs, Database

Abstract

This thesis explores the application of machine learning in generating personalized recommendations for educational content based on a student's cognitive state.

Machine Learning (ML) is a branch of artificial intelligence (AI) that focuses on developing algorithms and mathematical models that allow computers to perform tasks without being programmed by learning from a dataset.

Machine learning falls into three main categories: Supervised Learning, Unsupervised Learning, Reinforcement Learning.

It is applied in numerous domain such as health, voice and image recognition, autonomous driving, social network analysis and many others, offering significant improvements in the efficiency and accuracy of systems.

In the case of education technology, machine learning can be used to create systems that offer educational content recommendations tailored to the individual needs, preferences and progress of each learner. This is accomplished by learning from data that includes student's responses to questions, their interaction with educational materials, and other metrics of their educational process.

The result of this thesis is the creation of a web platform that can be used as a basis for future implementation in an educational institution. The student of the institution enters his academic data and can identify his weaknesses in a course by answering a set of questions. The application connects through an API in which a machine learning model is available which recommends the next question from the set of the available questions to be asked to the student which are his/her weak points which he/she should improve in order to perform better in the course exam.

Keywords: Machine Learning, Educational Content, Recommendation Systems. Cognitive State, Learning Personalization, Laravel, flask, Python, APIs, Database

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε το ακαδημαϊκό έτος 2024 στο τμήμα Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή κo Κωνσταντίνο Διαμαντάρα για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε με την ανάθεση αυτής της εργασίας, δίνοντάς μου παράλληλα τη δυνατότητα να εφαρμόσω στην πράξη όσα διδάχθηκα κατά τη διάρκεια των σπουδών μου. Παράλληλα, θα ήθελα να ευχαριστήσω πολύ την υποψήφια διδάκτωρ Μαρίνα Δελιανίδη για την αμέριστη βοήθεια τους κατά τη διάρκεια της διπλωματικής. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για τη συμπαράστασή τους κάθε στιγμή, όλα αυτά τα χρόνια.

Πίνακας περιεχομένων

1	Εισαγωγή.....	1
1.1	Εισαγωγή.....	1
1.2	Αντικείμενο διπλωματικής.....	2
1.2.1	Συνεισφορά.....	2
1.3	Οργάνωση κειμένου.....	3
2	Σχετικές εργασίες.....	4
2.1	Συστήματα εκπαιδευτικών συστάσεων που βασίζονται σε μεθόδους μηχανικής μάθησης: μια συστηματική ανασκόπηση.....	4
2.2	Οι αλγόριθμοι εξατομικευμένων συστάσεων και η εφαρμογή αυτών στην εκπαίδευση.....	4
2.3	Οι αλγόριθμοι εξατομικευμένων συστάσεων και η εφαρμογή αυτών στην εκπαίδευση.....	5
3	Θεωρητικό υπόβαθρο.....	6
3.1	Μηχανική Μάθηση.....	6
3.2	Νευρωνικά Δίκτυα.....	8
3.3	Ηλεκτρονική Μάθηση.....	13
3.3.1	Προκλήσεις Ηλεκτρονικής Μάθησης.....	14
3.3.2	Προσαρμοστικά Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης (Adaptive Learning Systems).....	17
3.3.3	LEARNING MANAGEMENT SYSTEMS - LMS.....	20
3.3.4	CONTENT MANAGEMENT SYSTEMS – CMS.....	22
3.3.5	VIRTUAL LEARNING ENVIRONMENTS - VLE.....	23
3.4	Συστήματα συστάσεων.....	25
3.4.1	Ορισμός.....	26
3.4.2	Συνεργατικό Φιλτράρισμα (Collaborative Filtering).....	28
3.4.3	Φιλτράρισμα με Βάση το Περιεχόμενο (Content-Based Filtering).....	30
3.4.4	Δημογραφικό Φιλτράρισμα (Demographic Filtering).....	32
3.4.5	Φιλτράρισμα με Βάση τη Γνώση (Knowledge-Based Filtering).....	34

3.4.6	Υβριδικό Φιλτράρισμα (<i>Hybrid Filtering</i>).....	36
3.5	Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη της εφαρμογής.....	37
3.5.1	<i>LARAVEL</i>	37
3.5.2	<i>LIVEWIRE</i>	38
3.5.3	<i>FILAMENT</i>	39
4	Δεδομένα.....	41
4.1	Συγκέντρωση Δεδομένων	41
4.2	Κατασκευή Dataset	43
4.3	Σχεδιασμός και Κατασκευή Βάσης Δεδομένων	45
4.4	Εισαγωγή Δεδομένων	47
4.4.1	<i>ConceptSeeder</i>	48
4.4.2	<i>QuestionSeeder</i>	49
5	Ανάπτυξη Λογισμικού	51
5.1	Περιγραφή εφαρμογής.....	51
5.2	Ενσωμάτωση μοντέλου μηχανικής μάθησης	51
5.3	Διαχειριστικό Περιβάλλον της Εφαρμογής	54
5.4	Οδηγίες Εγκατάστασης της Εφαρμογής	61
6	Επίλογος	62
6.1	Σύνοψη και συμπεράσματα.....	62
6.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	62
7	Βιβλιογραφία.....	63

1

Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγή

Ο σύγχρονος ρόλος των εκπαιδευτικών καθορίζεται από πολλαπλούς παράγοντες, όπως είναι οι νέες μέθοδοι υλοποίησης των εκπαιδευτικών προγραμμάτων (π.χ., εξ αποστάσεως και υβριδική εκπαίδευση), προηγμένες παιδαγωγικές τεχνικές (όπως η συνεργατική μάθηση με την υποστήριξη τεχνολογίας), καινούργια εκπαιδευτικά εργαλεία (π.χ., ψηφιακά αποθετήρια), καθώς και νέοι τρόποι παραγωγής και κοινοποίησης γνώσης, ενώ παράλληλα αυξάνεται η απαίτηση για δια βίου μάθηση από τους μαθητές. Αυτή η νέα δυναμική απαιτεί την επανεξέταση του ρόλου του εκπαιδευτικού ώστε να ενισχυθεί η αποτελεσματικότητα της εκπαιδευτικής διαδικασίας μέσα στο εξελισσόμενο εκπαιδευτικό περιβάλλον.

Η Ηλεκτρονική Μάθηση, η οποία είναι γνωστή με τον διεθνή όρο e-learning, είναι η διαδικασία εκείνη κατά την οποία κάποιος εκπαιδύεται μέσω της χρήσης ηλεκτρονικού υπολογιστή. Η δυναμική της έγινε ιδιαίτερα αντιληπτή κατά την περίοδο του Covid-19 όπου και αποτέλεσε μονόδρομο για όλα τα εκπαιδευτικά ιδρύματα παγκοσμίως. Η Ηλεκτρονική Μάθηση επιστρατεύει διαφορετικές τεχνολογίες αλλά και εφαρμογές εκπαίδευσης και αποτελεί βασικό εργαλείο στην εξ αποστάσεως εκπαίδευση αλλά και υποστηρικτικά στην εκπαίδευση δια ζώσης δηλαδή στην υβριδική εκπαίδευση.

Ο όγκος της πληροφορίας που έχει αποθηκευτεί διαχρονικά στα συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης μπορεί να αποτελέσει χρήσιμο έδαφος για τον τομέα της Μηχανικής Μάθησης, η οποία μπορεί μέσα από διάφορες εφαρμογές οι οποίες λειτουργούν στο υπόβαθρο, χωρίς δηλαδή ο χρήστης να καταλαβαίνει τη λειτουργία τους να προσφέρουν εξατομικευμένες υπηρεσίες προσμετρώντας το τρέχων εκπαιδευτικό υπόβαθρο του χρήστη και χρησιμοποιώντας την τεχνητή νοημοσύνη να τον βοηθούν να το βελτιώσει.

Η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στην προσαρμογή της ηλεκτρονικής μάθησης μέσω συστημάτων συστάσεων αποτελεί ένα σημαντικό και δυναμικά αναπτυσσόμενο ερευνητικό πεδίο στον τομέα της εκπαίδευσης και διδασκαλίας. Αυτή η προσέγγιση διασφαλίζει την εξατομίκευση της μάθησης, καθώς προσαρμόζει το εκπαιδευτικό υλικό στις ανάγκες και το μαθησιακό στυλ του κάθε εκπαιδευόμενου. Η κατανόηση του μαθησιακού προφίλ του μαθητή επιτρέπει την πρόταση εκπαιδευτικών στρατηγικών που βασίζονται σε προσεκτικά επιλεγμένα και πιο συγκεκριμένα εκπαιδευτικά αντικείμενα, ενισχύοντας την αποδοτικότητα της μάθησης σε εκπαιδευτικό επίπεδο..

1.2 Αντικείμενο διπλωματικής

Ο στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη μιας πλατφόρμας η οποία θα μπορέσει να ενισχύσει το εκπαιδευτικό υπόβαθρο των φοιτητών μαντεύοντας μέσα από το μοντέλο της μηχανικής μάθησης το τρέχον επίπεδο αυτών. Η πλατφόρμα αυτή θα μπορέσει να λειτουργήσει σαν ένα βασικό εργαλείο ενός εκπαιδευτικού ιδρύματος, στο οποίο οι καθηγητές αυτού θα μπορούν εύκολα να εκμεταλλευτούν δεδομένα από παρελθοντικές εξετάσεις προκειμένου να ενισχύσουν την εκπαίδευση των μελλοντικών φοιτητών τους. Τόσο τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη της πλατφόρμας όσο και ο τρόπος με τον οποίο υλοποιήθηκε μπορούν να αποτελέσουν ένα χρήσιμο σημείο αναφοράς για την ανάπτυξη παρόμοιων συστημάτων όπως επίσης και για την επίδειξη ενός τρόπου χρήσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης από διαδικτυακές εφαρμογές.

1.2.1 Συνεισφορά

Τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης δεν χρησιμοποιούνται μόνο από εκπαιδευτικά ιδρύματα. Εταιρείες και οργανισμοί παγκοσμίως, επενδύουν σε αυτά για την βελτίωση του επιπέδου των εργαζομένων τους. Επίσης η ευρεία χρήση των υπολογιστών και ιδιαίτερα των φορητών συσκευών επεκτείνει και αυξάνει τη δυνατότητα πρόσβασης των εκπαιδευόμενων. Το σύστημα το οποίο προτείνει η εργασία αυτή, λειτουργώντας με έναν έξυπνο τρόπο κατευθύνει τον εκπαιδευόμενο προσφέροντάς του βαθμολογικά προτάσεις για την εξάλειψη των κενών του στο μαθησιακό αντικείμενο στο οποίο εξετάζεται. Παράλληλα θα μπορούσαμε να πούμε πως δίνουμε διαχρονική εκπαιδευτική αξία στα αποτελέσματα των εξετάσεων καθώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν μελλοντικά για την βελτίωση των νέων εκπαιδευόμενων.

1. Το πρώτο βήμα της διπλωματικής εργασίας ήταν η διερεύνηση και καταγραφή της σχετικής βιβλιογραφίας προκειμένου να γίνουν αντιληπτοί όλοι οι παράγοντες εκείνοι που διαμορφώνουν και απαιτούνται για την δημιουργία ενός ευφυούς συστήματος συστάσεων προσανατολισμένο σε εκπαιδευτικό περιεχόμενο.

2. Στη συνέχεια διαμορφώσαμε τα δεδομένα τα οποία ήταν τα αποτελέσματα των εξετάσεων του μαθήματος Οργάνωση και Αρχιτεκτονική Υπολογιστικών Συστημάτων, η εξέταση του οποίου γίνεται μέσω του moodle το οποίο αποτελεί το σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης του ιδρύματος, προκειμένου να μπορέσουν να τροφοδοτήσουν το μοντέλο της μηχανικής μάθησης. Η διαμόρφωση των δεδομένων αυτών θα μπορούσε εύκολα να υιοθετηθεί και από τα υπόλοιπα μαθήματα του ιδρύματος.
3. Το επόμενο βήμα της διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάπτυξη μιας διαδικτυακής πλατφόρμας χρησιμοποιώντας το Laravel Framework το οποίο αποτελεί ένα εξελιγμένο web framework ανάπτυξης εφαρμογών με σκοπό να δώσουμε στον εκάστοτε χρήστη τη δυνατότητα βελτίωσης του γνωστικού του επιπέδου.
4. Το τελευταίο βήμα της εργασίας αυτής είναι η εξαγωγή συμπερασμάτων και η πρόταση για μελλοντική εξέλιξη του συστήματος που υλοποιήθηκε.

1.3 Οργάνωση κειμένου

Η διπλωματική απαρτίζεται από τα εξής κεφάλαια:

- Το κεφάλαιο 2 στο οποίο γίνεται μια βιβλιογραφική επισκόπηση των θεμάτων που διαπραγματεύεται η διπλωματική. Περιλαμβάνει μια ανασκόπηση της βιβλιογραφίας καθώς και των διάφορων δημοσιεύσεων που σχετίζονται με τα συστήματα συστάσεων με εκπαιδευτικό περιεχόμενο.
- Το κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο στο οποίο βασίστηκε η εργασία αυτή. Περιγράφεται επίσης το θεωρητικό υπόβαθρο πίσω από τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης όπως επίσης και το θεωρητικό υπόβαθρο πίσω από τα συστήματα συστάσεων.
- Το κεφάλαιο 4 περιγράφει τις τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση της εφαρμογής καθώς και τον τρόπο με τον οποίο έγινε η δημιουργία του dataset .
- Το κεφάλαιο 5 αποτελεί το τελευταίο κεφάλαιο της εργασίας στο οποίο παραθέτει και τα συμπεράσματα τα οποία προέκυψαν ενώ προτείνονται και τρόποι εξέλιξης της εφαρμογής.

2

Σχετικές εργασίες

Τα συστήματα συστάσεων τα οποία προσανατολίζονται στον εκπαιδευτικό τομέα απασχολούν εδώ και δεκαετίας την επιστημονική κοινότητα. Στην ενότητα αυτή θα εξετάσουμε μερικές εργασίες οι οποίες σχετίζονται με την συγκεκριμένη διπλωματική.

2.1 Συστήματα εκπαιδευτικών συστάσεων που βασίζονται σε μεθόδους μηχανικής μάθησης: μια συστηματική ανασκόπηση

Σε αυτή την εργασία η Μαρίνα Δελιανίδη, ο Κωνσταντίνος Διαμαντάρας, ο Αντώνης Σιδηρόπουλος και ο Γεώργιος Ευαγγελίδης αναλύουν την επιρροή της εκπαιδευτικής τεχνολογίας στην διδασκαλία και τη μάθηση, ιδιαίτερα μετά τις αλλαγές που επέφερε η πανδημία COVID-19. Επικεντρώνεται στην ανάπτυξη και την αξιοποίηση συστημάτων εξατομικευμένης μάθησης μέσω της χρήσης εκπαιδευτικών συστημάτων συστάσεων, καθώς και στην εφαρμογή τους σε διάφορα εκπαιδευτικά επίπεδα μέσω διαδικτυακών και ηλεκτρονικών πλατφορμών. Εξετάζονται οι τεχνικές μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν, τα κριτήρια αξιολόγησης, οι τύποι των συστάσεων και τα χαρακτηριστικά των συστημάτων συστάσεων, καθώς και η αύξηση στην υιοθέτηση και χρήση τους τα τελευταία 15 χρόνια. Η έρευνα αναδεικνύει την αξία των εκπαιδευτικών συστημάτων συστάσεων και εντοπίζει τις προκλήσεις και τα κενά που απαιτούν περαιτέρω εξέλιξη στον τομέα [1].

2.2 Οι αλγόριθμοι εξατομικευμένων συστάσεων και η εφαρμογή αυτών στην εκπαίδευση.

Στην εν λόγω εργασία, διερευνάται η σημασία της εξατομικευμένης διδασκαλίας μέσα από τη χρήση συστημάτων εξατομικευμένων συστάσεων στον τομέα της σύγχρονης εκπαίδευσης. Αρχικά, καταγράφει και συνοψίζει τους αλγορίθμους συστάσεων που εφαρμόζονται για τη

δημιουργία εξατομικευμένων εκπαιδευτικών συστημάτων, παρέχοντας μια λεπτομερή ανάλυση των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων τους. Επιπρόσθετα, προτείνει κριτήρια αξιολόγησης για την αποτίμηση της απόδοσης των υφιστάμενων συστημάτων συστάσεων, στοχεύοντας στη βελτίωση της διαδικασίας εκπαίδευσης μέσα από την εφαρμογή τεχνολογιών ευφυούς αλληλεπίδρασης[4].

2.3 Οι αλγόριθμοι εξατομικευμένων συστάσεων και η

εφαρμογή αυτών στην εκπαίδευση.

Στην παρούσα εργασία αναπτύσσεται ένα σύστημα συστάσεων για το μάθημα "Σχεδιασμός ηλεκτρονικών συστημάτων", το οποίο είναι στενά συνδεδεμένο με τον αντίστοιχο διαγωνισμό ηλεκτρονικού σχεδιασμού. Αντιμετωπίζοντας το πρόβλημα που προκύπτει από τους χρονικούς περιορισμούς της τάξης και την ανάγκη των φοιτητών να προετοιμάζονται ανεξάρτητα, το σύστημα χρησιμοποιεί έναν βελτιωμένο αλγόριθμο συνεργατικού φιλτραρίσματος για να διευκολύνει την αυτοματοποιημένη μάθηση βασισμένη στους πόρους που προτείνονται από τους καθηγητές. Προτείνονται τρόποι αντιμετώπισης της ψυχρής εκκίνησης και της σπανιότητας των δεδομένων. Επιπροσθέτως, κατασκευάζεται μια πειραματική πλατφόρμα διδασκαλίας για το συγκεκριμένο πρόγραμμα σπουδών, επιτρέποντας την αυτόματη σύσταση πειραματικών μαθησιακών πόρων σύμφωνα με τις καθοδηγήσεις των καθηγητών[5].

3

Θεωρητικό υπόβαθρο

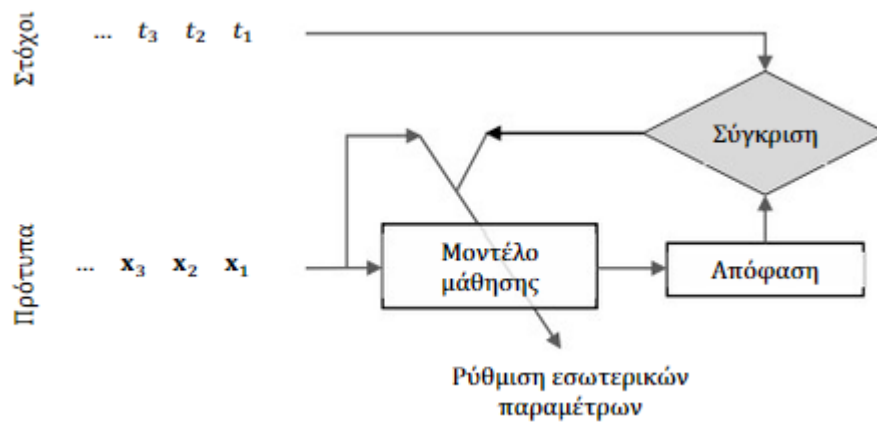
3.1 Μηχανική Μάθηση

Η Μάθηση (Learning) είναι μία από τις θεμελιώδεις ιδιότητες της νοήμονος συμπεριφοράς του ανθρώπου. Ως μάθηση ορίζουμε τη διαδικασία βελτίωση της επίδοσης ενός συστήματος σε μια συγκεκριμένη εργασία μετά από την παρατήρηση πολλών παραδειγμάτων. Η Μηχανική Μάθηση ως κλάδος της ΤΝ, ονομάζεται η ικανότητα ενός υπολογιστικού συστήματος να δημιουργεί μοντέλα ή πρότυπα από ένα σύνολο δεδομένων[6]. Ασχολείται με την μελέτη αλγορίθμων που βελτιώνουν την συμπεριφορά τους σε κάποια εργασία που τους έχει ανατεθεί. Διαφοροποιείται από την παραδοσιακή τεχνητή νοημοσύνη στο ότι δεν απαιτεί την ύπαρξη κάποιου εμπειρογνώμονα που θα προσφέρει κανόνες για την επίτευξη της καλύτερης επίδοσης. Για παράδειγμα ένα σύστημα μηχανικής μάθησης που παίζει σκάκι βελτιώνει την επίδοσή του κάνοντας επεξεργασία πολλών παρτίδων χωρίς να χρειάζεται να του δοθούν κανόνες στρατηγικής. Η εκπαίδευση δεν περιορίζεται στα αρχικά πεπερασμένα δεδομένα, καθώς οι αλγόριθμοι εξελίσσονται και γίνονται ακριβέστεροι ως προς τον τελικό τους σκοπό.

Οι βασικοί τύποι μηχανικής μάθησης είναι τρεις: (α) μάθηση με επίβλεψη, (β) μάθηση χωρίς επίβλεψη και (γ) μάθηση με ενίσχυση. Παρακάτω θα περιγράψουμε αυτούς τους τύπους:

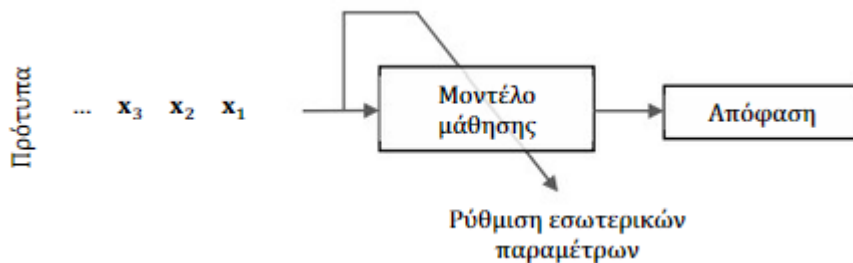
1. **Μάθηση με επίβλεψη** (supervised learning): Σε αυτό τον τύπο μηχανικής μάθησης οι αλγόριθμοι μαθαίνουν από ένα σετ εκπαίδευσης που περιλαμβάνει τα δεδομένα εισόδου και τις αντίστοιχες εξόδους στην οποία βγαίνουν τα αποτελέσματα. Ο στόχος είναι η πρόβλεψη νέων αποτελεσμάτων από νέα δεδομένα εισόδου. Επιλύονται προβλήματα ταξινόμησης (classification problems) στα οποία οι στόχοι είναι διακριτές τιμές και αντιστοιχούν σε κλάσεις για παράδειγμα εάν μία εικόνα αντιστοιχεί σε ένα είδος ζώου ή σε κάποιο άλλο και προβλήματα παλινδρόμησης (regression problems) στα οποία οι στόχοι είναι συνεχείς τιμές ή απεριόριστο πλήθος διακριτών τιμών. Στην μάθηση με επίβλεψη χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως η λογιστική παλινδρόμηση

(Logistic Regression), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) και τα δέντρα αποφάσεων (Decision Trees).



Εικόνα 1 Το βασικό μοντέλο της μάθησης με επίβλεψη

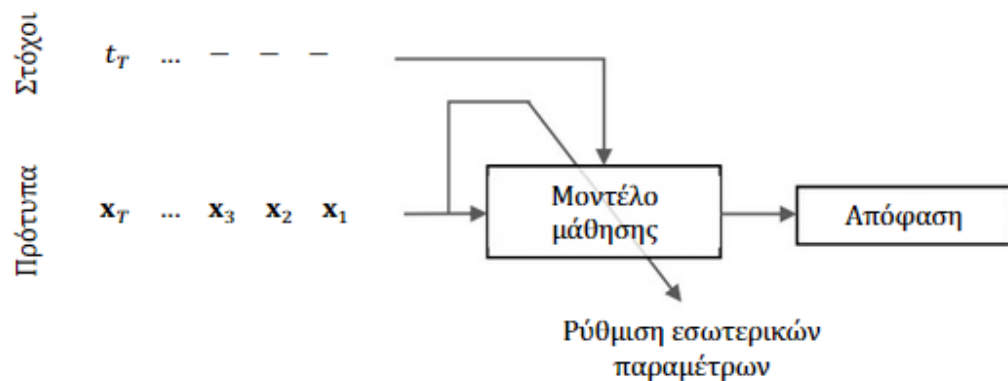
- Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning):** Σε αυτό τον τύπο μηχανικής μάθησης οι αλγόριθμοι εργάζονται με δεδομένα εισόδου για τα οποία δεν υπάρχουν κάποιες επισημασμένες απαντήσεις προσπαθώντας να βρουν δομές ή μοτίβα μέσα στα δεδομένα. Η Μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να είναι αυτοσκοπός (ανακαλύπτοντας κρυμμένα μοτίβα σε δεδομένα) ή μέσο για ένα τέλος (χαρακτηριστικό της μάθησης).



Εικόνα 2 Το βασικό μοντέλο της μάθησης χωρίς επίβλεψη.

- Μάθηση με ενίσχυση (reinforcement learning):** Ο αλγόριθμος μαθαίνει να λαμβάνει αποφάσεις μέσω δοκιμών και λαθών, βελτιστοποιώντας έναν συγκεκριμένο δείκτη απόδοσης μέσω ανταμοιβών και τιμωριών. Εδώ ανήκουν οι περιπτώσεις προγραμμάτων υπολογιστή που αλληλεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον στο οποίο πρέπει να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος (όπως η οδήγηση ενός οχήματος), χωρίς κάποιος δάσκαλος να του λέει ρητά αν έχει φτάσει κοντά στο στόχο του. Ένα άλλο παράδειγμα είναι να μάθει να παίζει ένα παιχνίδι εναντίον κάποιου αντιπάλου. Εφαρμόζεται στον έλεγχο κίνησης ρομπότ, στη βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστάσια, στη μάθηση επιτραπέζιων παιχνιδιών, κτλ.

Η έννοια της ενισχυτικής μάθησης είναι εμπνευσμένη από τα αντίστοιχα ανάλογα της μάθησης με επιβράβευση και τιμωρία που συναντώνται ως μοντέλα μάθησης των έμβιων όντων. Σκοπός του συστήματος μάθησης είναι να μεγιστοποιήσει μια συνάρτηση του αριθμητικού σήματος ενίσχυσης (ανταμοιβή), για παράδειγμα την αναμενόμενη τιμή του σήματος ενίσχυσης στο επόμενο βήμα. Το σύστημα δεν καθοδηγείται από κάποιον εξωτερικό επιβλέποντα για το ποια ενέργεια θα πρέπει να ακολουθήσει αλλά πρέπει να ανακαλύψει μόνο του ποιες ενέργειες είναι αυτές που θα του αποφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος.



Εικόνα 3 Το βασικό μοντέλο της μάθησης με ενίσχυση

3.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Ένας αλγόριθμος εκμάθησης Τεχνητού νευρωνικού δικτύου, που συνήθως ονομάζεται «**νευρωνικό δίκτυο**» (NN) είναι ένας αλγόριθμος μάθησης που εμπνέεται από τη δομή και τις λειτουργικές πτυχές των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Σκοπός του είναι να προσομοιώσει την ικανότητα του εγκεφάλου να αναγνωρίζει μοτίβα, να μαθαίνει από δεδομένα και να λαμβάνει αποφάσεις.

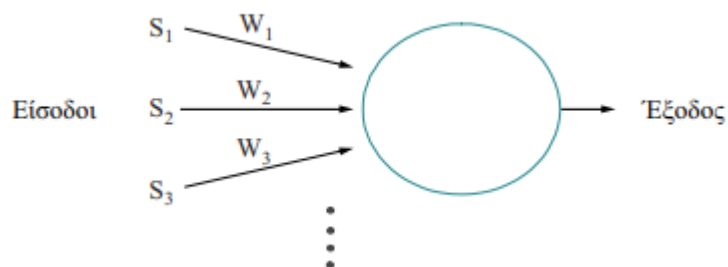
Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts. Σε μία πρώτη εργασία τους οι ερευνητές αυτοί παρουσίασαν για πρώτη φορά την ιδέα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μία συλλογή ενός μεγάλου αριθμού νευρώνων και έδειξαν πώς θα μπορούσαν να λειτουργούν οι νευρώνες με τις διασυνδέσεις τους. Αυτή θεωρείται ιστορικά ότι είναι η πρώτη εικόνα ενός νευρωνικού δικτύου. Μάλιστα οι συγγραφείς θεώρησαν ότι οι νευρώνες και οι συνδέσεις τους είναι ένα πρότυπο, ανάλογο ενός ηλεκτρικού κυκλώματος. Ο

McCulloch ήταν νευροφυσιολόγος και ο Pitts ένας 18χρονος πρωτοετής φοιτητής των Μαθηματικών.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από επίπεδα κόμβων, γνωστούς ως "νευρώνες", οι οποίοι επεξεργάζονται την πληροφορία και εκτελούν υπολογισμούς επικοινωνώντας μεταξύ τους. Κάθε νευρώνας σε ένα δίκτυο επεξεργάζεται τις εισόδους που λαμβάνει και παράγει μια έξοδο βάσει μιας μη γραμμικής συνάρτησης.[7]

Όταν ένας νευρώνας ενεργοποιείται, υπολογίζει μία συνάρτηση από όλα τα δεδομένα που έχει, και συγκρίνει την τιμή της συνάρτησης αυτής με μια τιμή κατωφλίου η οποία είναι χαρακτηριστική για τον νευρώνα αυτόν. Αν η τιμή της συνάρτησης είναι μεγαλύτερη από την τιμή κατωφλίου, τότε ο νευρώνας υπολογίζει την έξοδο, την οποία προωθεί ως είσοδο στον επόμενο (ή στους επόμενους) νευρώνα (νευρώνες). Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης το μόνο πράγμα που αλλάζει είναι η τιμές των βαρών των συνδέσεων των νευρώνων. Οι αλλαγές στις τιμές των βαρών δεν γίνεται πάντα με τον ίδιο τρόπο, αλλά εξαρτάται σημαντικά από την μέθοδο που χρησιμοποιούμε.

Τα σύγχρονα νευρωνικά δίκτυα είναι εργαλεία μη γραμμικής στατιστικής μοντελοποίησης δεδομένων. Τα απλούστερα δίκτυα δεν περιέχουν κρυφά επίπεδα και είναι ισοδύναμα με γραμμικές παλινδρομήσεις.



Εικόνα 4 Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο

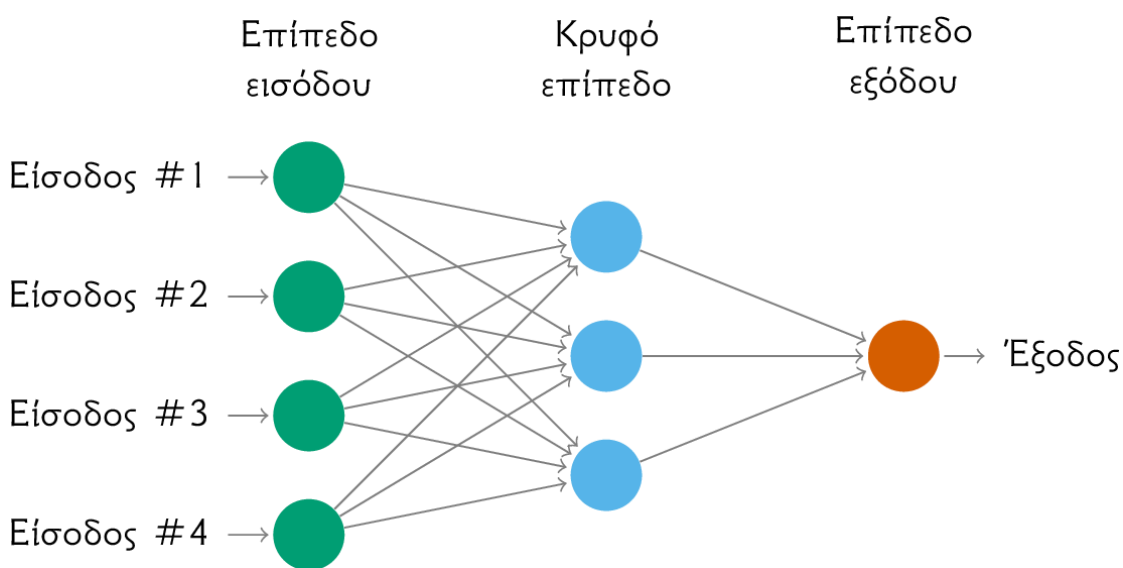
Ο πρωταρχικός σκοπός της λειτουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να λύνει συγκεκριμένα προβλήματα που του παρουσιάζουμε ή να επιτελεί από μόνο του ορισμένες διεργασίες π.χ. να αναγνωρίζει εικόνες.

Οι πληροφορίες που αποθηκεύονται σε ένα νευρωνικό δίκτυο μοιράζονται σε ένα μεγάλο αριθμό μονάδων, δηλ. σε πολλούς νευρώνες. Αντίθετα, όταν αποθηκεύουμε στοιχεία στην μνήμη του υπολογιστή, κάθε πληροφορία, σε δυαδική μορφή τοποθετείται σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία.

Κατά την επίλυση ενός προβλήματος από ένα νευρωνικό δίκτυο με επιτυχία, ακόμη και αν κατανοούμε τη μαθηματική διαδικασία που χρησιμοποιείται (την οποία οι ίδιοι έχουμε σχεδιάσει), δεν είμαστε σε θέση να εξηγήσουμε πώς ή γιατί το πρόβλημα επιλύεται ακριβώς. Το νευρωνικό δίκτυο δεν αναλύει το πρόβλημα σε μικρότερα, λογικά τμήματα, αλλά το προσεγγίζει με μια "ολιστική" προσέγγιση, η οποία διαφεύγει της παραδοσιακής ανθρώπινης λογικής. Ωστόσο, η επιτυχία της λύσης μπορεί να επαληθευτεί εύκολα, επιτρέποντας την αξιοποίηση αυτής της τεχνικής σε πρακτικές εφαρμογές με αξιόλογη επιτυχία.

Για να μπορεί να συμβεί το παραπάνω απαιτείται από ένα νευρωνικό δίκτυο να μπορεί να εκπαιδευτεί. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν με τη χρήση μεγάλων συνόλων δεδομένων για να αναγνωρίζουν πολύπλοκα μοτίβα και σχέσεις που μπορεί να μην είναι εύκολα εμφανή στους ανθρώπους. Κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης, τα βάρη των συνάψεων μεταξύ των νευρώνων προσαρμόζονται μέσω διαδικασιών όπως η αντίστροφη διάδοση (backpropagation), ώστε το δίκτυο να μειώσει το λάθος στις προβλέψεις του.

Καθοριστικό τμήμα ενός νευρωνικού δικτύου είναι οι ενδιάμεσοι κρυφοί νευρώνες οι οποίοι ρυθμίζονται από τον προγραμματιστή ως προς το μέγεθος, ανάλογα πάντα με το πρόβλημα που καλούνται να επιλύσουν. Η πρόσθεση του ενδιάμεσου επιπέδου με κρυμμένους νευρώνες μετατρέπει το νευρωνικό μας δίκτυο σε μη γραμμικό.



Εικόνα 5 Ένα νευρωνικό δίκτυο με τέσσερις εισόδους και ένα κρυφό επίπεδο με τρεις κρυμμένους νευρώνες.

Αυτό είναι γνωστό ως δίκτυο πολλαπλών επιπέδων εμπρόσθιας διάδοσης όπου κάθε επίπεδο κόμβων λαμβάνει εισόδους από τα προηγούμενα επίπεδα. Οι έξοδοι των κόμβων σε ένα επίπεδο αποτελούν την είσοδο για το επόμενο επίπεδο. Οι εισοδοί σε κάθε κόμβο συνδυάζονται χρησιμοποιώντας έναν σταθμισμένο γραμμικό συνδυασμό. Το αποτέλεσμα τροποποιείται από μια μη γραμμική συνάρτηση πριν την έξοδο.

Σε κάθε νευρώνα ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, οι είσοδοι αντιμετωπίζονται μέσω ενός μηχανισμού που συνδυάζει τις εισερχόμενες τιμές με συγκεκριμένα βάρη. Αυτή η γραμμική επεξεργασία των δεδομένων είναι το πρώτο βήμα προς την επίτευξη μιας εξόδου. Στο παραπάνω σχήμα οι είσοδοι σε κάθε νευρώνα συνδυάζονται γραμμικά για να δώσουν

$$z_j = b_j + \sum_{i=1}^n w_{i,j} x_i.$$

Ωστόσο, για να επιτραπεί η μοντελοποίηση πολύπλοκων και μη γραμμικών σχέσεων, το αποτέλεσμα αυτού του γραμμικού συνδυασμού υπόκειται σε μια μη γραμμική συνάρτηση. Αυτή η μη γραμμική συνάρτηση, γνωστή ως συνάρτηση ενεργοποίησης, μπορεί να είναι, για παράδειγμα, μια σιγμοειδής συνάρτησης

$$s(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}},$$

Η εφαρμογή της μετατρέπει το γραμμικά συνδυασμένο αποτέλεσμα σε μια τιμή που χρησιμοποιείται είτε ως τελική έξοδος του νευρώνα είτε ως είσοδος σε επόμενα επίπεδα του δικτύου.

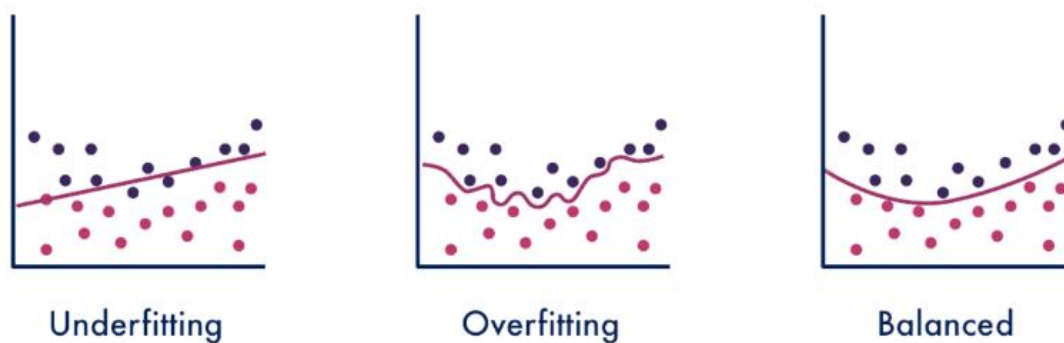
Η επιλογή του αριθμού των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων σε κάθε κρυφό επίπεδο ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου αποτελεί κρίσιμο στάδιο στη διαδικασία σχεδίασης του δικτύου. Αυτές οι παράμετροι πρέπει να καθοριστούν πριν από την εκπαίδευση του δικτύου και έχουν σημαντικό αντίκτυπο στην ικανότητα του μοντέλου να μαθαίνει και να γενικεύει. Μια μέθοδος για την αποτελεσματική επιλογή αυτών των παραμέτρων είναι η διασταυρούμενη επικύρωση, μια τεχνική που επιτρέπει την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου σε διαφορετικά υποσύνολα του συνόλου δεδομένων. Αυτή η προσέγγιση βοηθά στον προσδιορισμό της βέλτιστης δομής του δικτύου για ένα δεδομένο πρόβλημα, εξασφαλίζοντας ότι το μοντέλο είναι ικανό να παράγει ακριβείς προβλέψεις με ελάχιστο κίνδυνο υπερπροσαρμογής.

Έτσι οι παράμετροι w_i και b_j «μαθαίνονται» ή υπολογίζονται βάσει των δεδομένων κατά τη διάρκεια της διαδικασίας της εκπαίδευσης. Για να αποφευχθεί η υπερβολική μεγέθυνση των τιμών των βαρών, οι τιμές αυτές συχνά υπόκεινται σε περιορισμούς μέσω της χρήσης μιας "παραμέτρου μείωσης (decay parameter)", η οποία συνήθως ορίζεται σε 0.1.

Τα βάρη αρχικοποιούνται με τυχαίες τιμές και στη συνέχεια προσαρμόζονται βάσει της ανάλυσης των παρατηρούμενων δεδομένων. Αυτό εισάγει ένα στοιχείο τυχαιότητας στις προβλέψεις του δικτύου. Έτσι, το δίκτυο συνήθως υποβάλλεται σε πολλαπλές διαδικασίες εκπαίδευσης με διαφορετικά αρχικά σημεία για να εξασφαλιστεί η σταθερότητα των αποτελεσμάτων, τα οποία στη συνέχεια μπορούν να συγκριθούν ή να συνδυαστούν για την εξαγωγή του τελικού μοντέλου.

Οι αποφάσεις σχετικά με τον αριθμό των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων ανά επίπεδο απαιτούν προσεκτικό σχεδιασμό και συνήθως καθορίζονται πριν από την έναρξη της εκπαίδευσης. Μια διαδικασία όπως το cross validation μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την

επιλογή αυτών των παραμέτρων, εξασφαλίζοντας ότι το μοντέλο είναι αποδοτικό και αποφεύγει την υπερπροσαρμογή ή την υποπροσαρμογή στα δεδομένα εκπαίδευσης.



Εικόνα 6 Παραδείγματα προσαρμογής δεδομένων στα δεδομένα εκπαίδευσης

Συνοψίζοντας τα όσα έχουν αναφερθεί, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να περιγραφούν ως ένα σύνολο διασυνδεδεμένων νευρώνων, ικανών να εκτελούν ευφυείς διαδικασίες μέσω της εφαρμογής ειδικών αλγόριθμων εκπαίδευσης και ανάκλησης πληροφοριών. Για την επιτυχή υλοποίηση των διαδικασιών που έχουν οριστεί, είναι κρίσιμο να διαμορφωθεί το κατάλληλο περιβάλλον εκπαίδευσης.

Όπως η Μηχανική Μάθηση διαχωρίζεται ανάλογα με τον τρόπο εκπαίδευσης και την απόκτηση εμπειρίας, έτσι και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα κατηγοριοποιούνται με βάση τη μέθοδο εκπαίδευσής τους και το περιβάλλον στο οποίο λειτουργούν. Αυτό σημαίνει ότι ένα δίκτυο μπορεί είτε να εκπαιδευτεί υπό επίβλεψη, είτε να αναπτύσσει αυτοοργανωτικές δυνατότητες βασισμένο σε συγκεκριμένους στόχους, προκειμένου να επιτευχθεί η επιθυμητή λειτουργία.

3.3 Ηλεκτρονική Μάθηση

Η ηλεκτρονική μάθηση (e-learning) έχει εδραιωθεί δυναμικά στον τομέα της εκπαίδευσης ως αναπόσπαστο κομμάτι της, ενώ στην εποχή του covid-19 αποτέλεσε το βασικό εργαλείο εκπαίδευσης παγκοσμίως. Προσφέρει πρωτοφανείς δυνατότητες εκπαίδευσης πέρα από τα συμβατικά όρια που θέτει ο χρόνος και ο χώρος μίας εκπαιδευτικής αίθουσας. Αυτό μας οδηγεί στην ανάγκη ανάπτυξης ποιοτικό συνεργατικών εφαρμογών μέσα από ένα διαδικτυακό περιβάλλον. Έτσι θα μπορούσε να πει κανείς πως η συνεργασία και η εξατομίκευση αποτελούν βασικά συστατικά μιας ποιοτικής εκπαίδευσης μέσω ηλεκτρονικής μάθησης.

Η εξατομικευμένη ηλεκτρονική μάθηση, υποστηριζόμενη από συστήματα συστάσεων, έχει αναδειχθεί ως ένα από τα πλέον προοδευτικά ερευνητικά πεδία στον τομέα της εκπαίδευσης και διδασκαλίας τα τελευταία χρόνια. Αυτό οφείλεται στην παραδοχή ότι κάθε εκπαιδευόμενος διαθέτει ένα μοναδικό μαθησιακό στυλ, γεγονός που καθιστά δυνατή την προσφορά πιο προσαρμοσμένων και αποτελεσματικών εκπαιδευτικών στρατηγικών. Η εν λόγω προσέγγιση επιδιώκει τη δημιουργία ενός προσαρμοσμένου ηλεκτρονικού μαθησιακού περιβάλλοντος, το οποίο βασίζεται στη μέθοδο του συνεργατικού φιλτραρίσματος και στοχεύει στην ενίσχυση της εκπαιδευτικής απόδοσης μέσω της παροχής πιο εξειδικευμένων μαθησιακών πόρων, προσαρμοσμένων στα μοναδικά μαθησιακά στυλ κάθε μαθητή.

Οι τομείς εφαρμογής της ηλεκτρονικής μάθησης δεν περιορίζονται μόνο στα εκπαιδευτικά ιδρύματα αλλά επεκτείνονται σε επιχειρήσεις και οργανισμούς όπου αποτελεί σημαντικό παράγοντα μετάδοσης της γνώσης και αναβάθμισης των μελών αυτών. Τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης μπορούν να αποθηκεύσουν εύκολα τεράστιο όγκο πληροφοριών ενώ δίνουν στον χρήστη χρήσιμα εργαλεία για οργάνωση του τρόπου εκπαίδευσης του καθώς και χρήσιμα εργαλεία για καλύτερη επεξήγηση των θεμάτων που παρουσιάζονται.

Μία από τις βασικότερες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν τα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης είναι η ικανότητά τους να συστήνουν κατάλληλο υλικό εκπαίδευσης στον κάθε χρήστη ξεχωριστά ώστε να πετύχει τους στόχους του στον καλύτερο δυνατό χρόνο μιας και η αναζήτηση πληροφοριών στο διαδίκτυο όλοι γνωρίζουμε πόσο εύκολα μπορεί να μπερδέψει κάποιον παρά να τον διευκολύνει.

Τα διαδικτυακά μαθήματα τα οποία προσφέρονται ασύγχρονα, η εκπαίδευση με υποστήριξη υπολογιστή όπως και το εικονικό πανεπιστήμιο αντιπροσωπεύουν σε μεγαλύτερο ποσοστό σήμερα την ηλεκτρονική μάθηση παγκοσμίως. Τα πιο συνηθισμένα περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης καθοδηγούν βήμα προς βήμα τον εκπαιδευόμενο στην απόκτηση

γνώσης μέσα από ένα προκαθορισμένο τρόπο εκπαίδευσης ο οποίος είναι ίδιος για όλους τους εκπαιδευόμενους.

Οποιαδήποτε αλληλεπίδραση είναι ίδια για όλους όσους παρακολουθούν το μάθημα ανεξαρτήτως επιπέδου. Στην ουσία τα συστήματα αυτά είναι κλειστά συστήματα χωρίς να λαμβάνουν υπόψιν τους το προφίλ του εκπαιδευόμενου. Για παράδειγμα ακόμα και η γεωγραφική περιοχή ενός εκπαιδευόμενου η οποία μπορεί εύκολα να προσδιοριστεί, θα μπορούσε να μεταβάλλει τον τρόπο εκπαίδευσης.

Ο σχεδιασμός ενός ηλεκτρονικού συστήματος μάθησης θα πρέπει να ενσωματώνει τι βέλτιστες πρακτικές οι οποίες προσδιορίζονται από τις τεχνολογικές εξελίξεις και να δίνει τη δυνατότητα στον εκπαιδευόμενο να μπορέσει να αφομοιώσει την πληροφορία που υπόσχεται να του μεταδώσει.

Η τεχνητή νοημοσύνη μέσω των συστημάτων συστάσεων μπορεί να βοηθήσει θετικά προς αυτή την κατεύθυνση. Επίσης το γεγονός ότι ένα ηλεκτρονικό σύστημα μάθησης μπορεί να αποθηκεύει έναν τεράστιο όγκο πληροφορίας και να τον εξάγει εύκολα προκειμένου να τροφοδοτήσει εξωτερικά συστήματα αποτελεί έναν παράγοντα ο οποίος εάν εκμεταλλευτεί σωστά μπορεί να βελτιώσει ποιοτικά την εκπαίδευση.

3.3.1 Προκλήσεις Ηλεκτρονικής Μάθησης

Η άνοδος της διαδικτυακής μάθησης έχει επιταχυνθεί σημαντικά λόγω της γρήγορης εξάπλωσης του Διαδικτύου και της παγκοσμιοποίησης. Αυτή η εξέλιξη έχει οδηγήσει πολλά εκπαιδευτικά ιδρύματα, ειδικά αυτά της τριτοβάθμιας εκπαίδευσης, να μεταστραφούν προς τη διαδικτυακή μάθηση ως εναλλακτική λύση στην παραδοσιακή διά ζώσης διδασκαλία. Σύμφωνα με τον Mart[9], ιδρύματα παγκοσμίως επενδύουν στην ανάπτυξη υποδομών που θα επιτρέψουν την εφαρμογή της εξ αποστάσεως εκπαίδευσης. Η επιτυχία της διαδικτυακής εκπαίδευσης εξαρτάται από την αποδοχή της από όλα τα εμπλεκόμενα μέρη, όπως μαθητές, καθηγητές, διοικητικό προσωπικό, γονείς και τα αντίστοιχα υπουργεία Παιδείας. Στην έρευνα των Shearer[10], που αναλύει τις αντιλήψεις και τα κίνητρα των μαθητών προς την ηλεκτρονική μάθηση, τονίζεται η ανάγκη για τους σχεδιαστές των εκπαιδευτικών προγραμμάτων και τους υπεύθυνους πολιτικής να κατανοήσουν τις προοπτικές των μαθητών. Αυτό θα τους επιτρέψει να αναπτύξουν μεθόδους διδασκαλίας με επίκεντρο τον μαθητή, αυξάνοντας την ικανοποίηση και την εμπλοκή των μαθητών στη μαθησιακή διαδικασία.

Η ηλεκτρονική μάθηση, παρόλο που προσφέρει σημαντικά οφέλη όπως ευελιξία, πρόσβαση σε πληθώρα πληροφοριών και εξατομίκευση της εκπαίδευσης, αντιμετωπίζει επίσης αρκετές προκλήσεις:

1.Έλλειψη Άμεσης Αλληλεπίδρασης: Η απουσία φυσικής παρουσίας στην ίδια αίθουσα μειώνει τις ευκαιρίες για άμεση αλληλεπίδραση μεταξύ εκπαιδευτών και μαθητών, καθώς και μεταξύ των ίδιων των μαθητών.

2.Αυτοπειθαρχία και Οργάνωση: Οι μαθητές πρέπει να έχουν υψηλό επίπεδο αυτοπειθαρχίας και οργάνωσης για να παραμείνουν επικεντρωμένοι και να ολοκληρώσουν τα μαθήματα χωρίς την άμεση επίβλεψη ενός εκπαιδευτή.

3.Τεχνολογικά Εμπόδια: Η πρόσβαση σε αξιόπιστο ίντερνετ και η διαθεσιμότητα κατάλληλου εξοπλισμού μπορεί να αποτελέσουν σημαντικά εμπόδια για ορισμένους μαθητές.

4.Ποιότητα Υλικού και Περιεχομένου: Η διασφάλιση της ποιότητας και της επικαιρότητας του εκπαιδευτικού υλικού στο διαδίκτυο μπορεί να είναι προκλητική, καθώς υπάρχει μεγάλος όγκος πληροφοριών με διαφορετικά επίπεδα ακρίβειας και ποιότητας.

5.Αξιολόγηση και Ακεραιότητα: Η αξιολόγηση της απόδοσης των μαθητών και η διασφάλιση της ακαδημαϊκής ακεραιότητας μέσω ηλεκτρονικής μάθησης απαιτεί ειδικές προσεγγίσεις για να αποτραπούν οι απάτες και οι παραβιάσεις.

6.Ψυχολογικές Προκλήσεις: Η αίσθηση απομόνωσης και η έλλειψη κοινωνικής αλληλεπίδρασης μπορεί να επηρεάσει αρνητικά την ψυχολογία και την απόδοση των μαθητών.

7.Προσβασιμότητα και Περιεκτικότητα: Η διασφάλιση ότι η ηλεκτρονική μάθηση είναι προσβάσιμη και περιεκτική για όλους, ανεξάρτητα από τυχόν φυσικά ή νοητικά εμπόδια, αποτελεί σημαντική πρόκληση.

Η αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων απαιτεί συνεχή ανάπτυξη και προσαρμογή των τεχνολογικών εργαλείων, παιδαγωγικών μεθόδων και υποστηρικτικών δομών για να καταστεί η ηλεκτρονική μάθηση πιο αποτελεσματική, προσιτή και ευχάριστη για όλους.

Τα υφιστάμενα διαδικτυακά εκπαιδευτικά συστήματα συχνά κατακλύζονται από έναν όγκο εκπαιδευτικού υλικού που δεν είναι πάντα οργανωμένος με τρόπο που να λαμβάνει υπόψη τις μοναδικές ανάγκες, προτιμήσεις και συνήθειες μάθησης κάθε φοιτητή. Αντ' αυτού, οι φοιτητές καλούνται να προσαρμοστούν στο σύστημα, αντί για το σύστημα να προσαρμόζεται στις ανάγκες τους, κάτι που οδηγεί σε προβλήματα προσαρμοστικότητας και αποτελεσματικότητας.

Η βασική πρόκληση για τα διαδικτυακά εκπαιδευτικά συστήματα είναι η δυνατότητα προσφοράς εξατομικευμένου υλικού που να ανταποκρίνεται στις ανάγκες κάθε χρήστη, εξοικονομώντας χρόνο από την αναζήτηση πληροφοριών και εξασφαλίζοντας ότι ο μαθησιακός δρόμος είναι προσαρμοσμένος στις διαφορετικές ικανότητες και ανάγκες των ατόμων. Από την πλευρά των φοιτητών, επικρατούν παράπονα για την έλλειψη ευελιξίας, διαμοιρασμού γνώσης, εξειδίκευσης κατά απαίτηση, έγκαιρης βοήθειας και καθοδήγησης από τους διδάσκοντες. Αντίστοιχα, οι εκπαιδευτικοί αντιμετωπίζουν το μειονέκτημα της

χρονοβόρας παραγωγής υλικού και την ανάγκη για περαιτέρω εξοικείωση με τεχνολογικά εργαλεία.

Η χρήση των συστημάτων ηλεκτρονικής μάθησης και η εξέλιξη αυτών καθιστά απαραίτητη την προσαρμογή των εκπαιδευτικών στρατηγικών ώστε να εξασφαλιστεί η ισότιμη πρόσβαση και η επίτευξη υψηλών μαθησιακών αποτελεσμάτων τόσο για τους φοιτητές που συμμετέχουν εξ αποστάσεως όσο και για εκείνους που βρίσκονται στο φυσικό χώρο της αίθουσας.

Επίσης το εκπαιδευτικό προσωπικό πρέπει να ενσωματώσει καινοτόμες διδακτικές τεχνικές και να χρησιμοποιήσει τεχνολογικά εργαλεία που ενισχύουν την αλληλεπίδραση και την εμπλοκή όλων των φοιτητών, ενθαρρύνοντας έτσι μια πιο συμπεριληπτική και ποιοτική μάθηση.

Στο πλαίσιο της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας, αναπτύχθηκε ένα λογισμικό που προσφέρει μια πρωτοποριακή λύση στον τομέα της ηλεκτρονικής μάθησης, καθώς επιτρέπει την ενσωμάτωση και επαναχρησιμοποίηση του υπάρχοντος εκπαιδευτικού υλικού, αξιοποιώντας το στο μέγιστο δυνατό βαθμό. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της διασύνδεσης του λογισμικού με το API ενός ηλεκτρονικού συστήματος μάθησης. Έτσι επιτρέπεται και επιτυγχάνεται η ανταλλαγή δεδομένων τα οποία εισάγονται στη βάση δεδομένων του για περαιτέρω επεξεργασία.

Μέσω του λογισμικού αυτού και όπως θα παρουσιαστεί και στις επόμενες σελίδες θέτονται οι βάσεις για μια πιο δυναμική και αποδοτική διαδικασία μάθησης μέσω της εφαρμογής ενός συστήματος συστάσεων το οποίο λαμβάνει υπόψιν του τη γνωσιακή κατάσταση του φοιτητή και του δημιουργεί εξατομικευμένα τεστ με τα οποία μπορεί να δει το επίπεδο των γνώσεών του ενώ στο τέλος της διαδικασίας να του προτείνει περιεχόμενο το οποίο θα μπορεί να διαβάσει προκειμένου να βελτιώσει τις επιδόσεις του.

Η δυνατότητα αυτή ενισχύει σημαντικά την αποτελεσματικότητα των διαδικτυακών εκπαιδευτικών προγραμμάτων, καθώς επιτρέπει την ταχεία ενσωμάτωση και αξιοποίηση του υπάρχοντος εκπαιδευτικού υλικού χωρίς την ανάγκη για επιπλέον παραγωγή νέου περιεχομένου. Επιπλέον η προσαρμογή του περιεχομένου στις συγκεκριμένες ανάγκες και προτιμήσεις του εκάστοτε φοιτητή γίνεται πιο εύκολη, καθώς το λογισμικό μπορεί να επεξεργαστεί τα δεδομένα βάσει προκαθορισμένων κριτηρίων, επιτρέποντας έτσι τη δημιουργία ενός πιο εξατομικευμένου και αποτελεσματικού μαθησιακού περιβάλλοντος.

3.3.2 Προσαρμοστικά Συστήματα Ηλεκτρονικής Μάθησης (*Adaptive Learning Systems*)

Ένα σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης θα πρέπει να ενσωματώνει τα χαρακτηριστικά της αλληλεπιδραστικότητας και της προσαρμοστικότητας.

Η αλληλεπιδραστικότητα θα εξασφαλίζει στον βαθμό που μπορεί την απουσία του δασκάλου και ότι το κενό που προκαλεί η απουσία του θα μπορεί να καλυφθεί μέσω του συστήματος όταν μαθαίνει κάποιος στο δικό του χώρο και επιπλέον ότι θα βιώσει την ενεργή και συνεργατική μάθηση.

Η προσαρμοστικότητα είναι το δεύτερο σημαντικό χαρακτηριστικό μιας πλατφόρμας ηλεκτρονικής μάθησης. Μία πλατφόρμα ηλεκτρονικής μάθησης προσπελάζεται από διαφορετικούς χρήστες με διαφορετικά χαρακτηριστικά, γνώσεις, εμπειρίες, δεξιότητες, προτιμήσεις και ανάγκες. Επίσης η μάθηση παραμένει πάντα μία προσωπική υπόθεση.

Η προσαρμοστικότητα έχει τρεις διαστάσεις-επίπεδα: **α) στατική προσαρμοστικότητα (adaptability), β) δυναμική προσαρμοστικότητα (adaptivity), γ) προσαρμοστικότητα από το χρήστη (tailorability).**

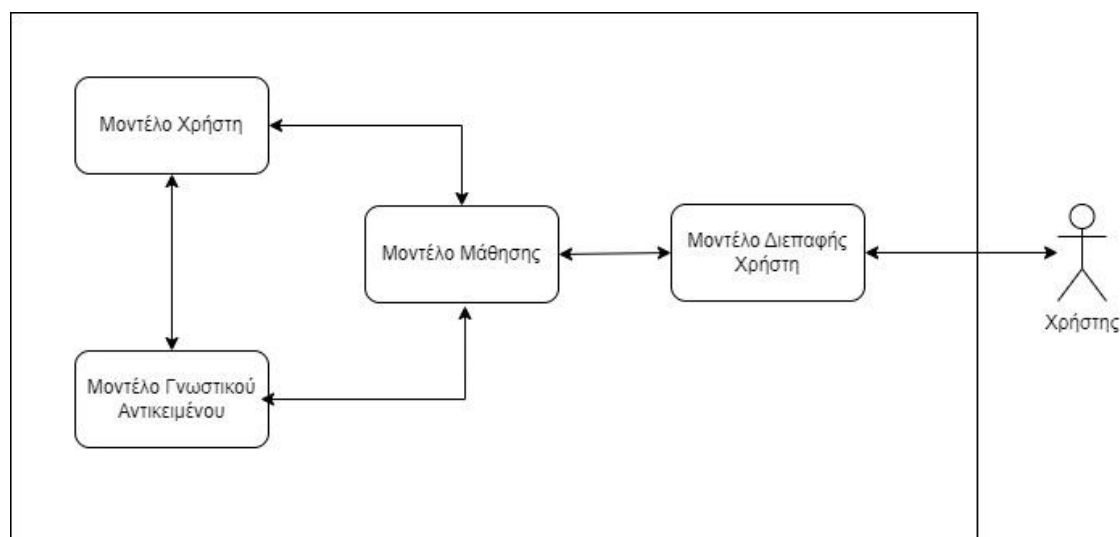
Στις δύο πρώτες περιπτώσεις το μαθησιακό περιβάλλον προσαρμόζεται αυτόματα από το σύστημα. Στη στατική προσαρμοστικότητα το σύστημα τροποποιεί το μαθησιακό περιβάλλον μια φορά πριν την έναρξη της εκπαιδευτικής διαδικασίας ενώ κατά τη δυναμική προσαρμοστικότητα το σύστημα τροποποιείται και κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας, βασιζόμενο σε στοιχεία του χρήστη που ενδεχομένως να μεταβάλλονται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας. Τέλος στην Τρίτη περίπτωση τα μαθησιακά συστήματα τροποποιούνται ελεύθερα από τον χρήστη.

Τα προσαρμοστικά εκπαιδευτικά συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης επωφελούνται σημαντικά από τις τεχνολογίες μηχανικής μάθησης, καθώς αυτές παρέχουν τη δυνατότητα για ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων και την αυτοματοποιημένη προσαρμογή του μαθησιακού περιεχομένου στις ανάγκες και τις προτιμήσεις του κάθε εκπαιδευόμενου. Μέσω της μηχανικής μάθησης, τα συστήματα μπορούν να αναγνωρίζουν μοτίβα στην απόδοση των μαθητών, να προβλέπουν δυσκολίες στην κατανόηση συγκεκριμένων εννοιών και να προσφέρουν εξατομικευμένες παρεμβάσεις και πόρους για τη βελτίωση της μάθησης. Αυτός ο δυναμικός χαρακτήρας της μηχανικής μάθησης επιτρέπει τη δημιουργία ενός ζωντανού αλληλεπιδραστικού μαθησιακού περιβάλλοντος που προσαρμόζεται στην πρόοδο και τις αλλαγές στις μαθησιακές ανάγκες των εκπαιδευόμενων, καθιστώντας την ηλεκτρονική μάθηση πιο προσωπική, αποτελεσματική και εμπλουτισμένη.

Τα προσαρμοστικά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα αποκλίνουν σημαντικά από τα παραδοσιακά σε πολλά επίπεδα. Ενώ στο παραδοσιακό μοντέλο επικρατεί η εικόνα ενός εκπαιδευτή που

διδάσκει πολλούς εκπαιδευόμενους, στα προσαρμοστικά περιβάλλοντα η διδασκαλία είναι πιο εξατομικευμένη, με τη δυνατότητα ένας ή περισσότεροι εκπαιδευτές να επικεντρώνονται στην εκπαίδευση ενός μόνο εκπαιδευόμενου.

Στο παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζεται μία απλή δομή ενός προσαρμοστικού συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης.



Εικόνα 7 Δομή Προσαρμοστικού Συστήματος Ηλεκτρονικής Μάθησης

Η εικόνα που παρέχετε φαίνεται να απεικονίζει τη δομή ενός προσαρμοστικού συστήματος ηλεκτρονικής μάθησης μέσω ενός διαγράμματος ροής. Στο διάγραμμα παρουσιάζονται τρία βασικά μοντέλα:

1. **Μοντέλο Χρήστη (User Model):** Αυτό περιγράφει τα δεδομένα και τις παραμέτρους που σχετίζονται με τον χρήστη, πιθανότατα περιλαμβάνοντας τα μαθησιακά τους στυλ, τις προτιμήσεις και τις προηγούμενες γνώσεις. Αυτό το μοντέλο είναι κεντρικό στην προσαρμογή του συστήματος.
2. **Μοντέλο Μάθησης (Learning Model):** Σχετίζεται με την εκπαιδευτική διαδικασία και περιλαμβάνει τις στρατηγικές και τις μεθόδους που χρησιμοποιεί το σύστημα για να παρέχει το περιεχόμενο. Αυτό μπορεί να σημαίνει τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα παρουσιάζει τα μαθήματα, τις αξιολογήσεις ή άλλες μαθησιακές δραστηριότητες.
3. **Μοντέλο Γνωστικού Περιεχομένου (Domain Model):** Αναφέρεται στα διαθέσιμα εκπαιδευτικά υλικά και πόρους που μπορούν να προσαρμοστούν βάσει των αναγκών του χρήστη. Περιγράφει τις μεθόδους και τις τακτικές που θα χρησιμοποιήσει το σύστημα για να διδάξει το υλικό στον χρήστη, πώς θα παρουσιάσει το υλικό και πώς θα προσαρμόσει τη διδασκαλία στις απαντήσεις και τις ενέργειες του χρήστη.

Η κεντρική ιδέα είναι ότι το μοντέλο διδασκαλίας συνδέεται και επηρεάζεται τόσο από το μοντέλο του χρήστη όσο και από το μοντέλο του γνωστικού αντικειμένου. Αυτό επιτρέπει στο σύστημα να παρέχει μια δυναμική και εξατομικευμένη εμπειρία μάθησης. Από την άλλη πλευρά, το μοντέλο διδασκαλίας ενδέχεται να επηρεάζει και το μοντέλο μάθησης.

Αυτά τα μοντέλα αλληλεπιδρούν μεταξύ τους ώστε να δημιουργηθεί το "Μοντέλο Διεπαφής Χρήστη", το οποίο είναι μια δυναμική διαδικασία που αξιοποιεί τις πληροφορίες από τα υπόλοιπα μοντέλα για να προσαρμόσει την εκπαίδευση στον εκάστοτε χρήστη. Αυτή η προσαρμοστική λειτουργία είναι κεντρική στα συστήματα ηλεκτρονικής μάθησης που επιδιώκουν να προσφέρουν μια προσωποποιημένη και αποδοτική εκπαιδευτική εμπειρία.

Τέλος ο Χρήστης στη δεξιά πλευρά της εικόνας αλληλεπιδρά με το σύστημα, δηλαδή τον τελικό αποδέκτη της προσαρμοσμένης εκπαιδευτικής διαδικασίας.

Είναι αδιαμφισβήτητο ότι η προσαρμογή της λειτουργίας ενός εκπαιδευτικού συστήματος μπορεί να βασιστεί σε μια σειρά διαφορετικών πληροφοριών. Η διαδικασία επιλογής των πιο κατάλληλων από αυτές τις πληροφορίες αποτελεί ένα κρίσιμο θέμα. Αυτές οι πληροφορίες δεν πρέπει να είναι ούτε περιορισμένες σε ποσότητα ή ποιότητα, καθώς αυτό θα οδηγήσει σε μια ελλιπή και αναποτελεσματική προσαρμοστικότητα του συστήματος, αλλά ούτε και υπερβολικά πολλές, καθώς αυτό θα καταστήσει τη λειτουργία του συστήματος υπερβολικά βαριά και δύσκολη στη διαχείριση.

Επιπλέον, στα προσαρμοστικά συστήματα, ο εκπαιδευόμενος αναλαμβάνει πιο ενεργό ρόλο στη μάθηση, αποκτώντας περισσότερο τον ρόλο του καθοδηγητή της δικής του εκπαίδευσης. Αντίθετα με τα παραδοσιακά περιβάλλοντα όπου οι ανάγκες του "μέσου χρήστη" είναι στο επίκεντρο, τα προσαρμοστικά συστήματα τονίζουν τη σημασία της πλήρους εξατομίκευσης της μάθησης, αναγνωρίζοντας ότι κάθε εκπαιδευόμενος έχει μοναδικές ανάγκες και απαιτήσεις.

Στο ίδιο πλαίσιο, η εφαρμογή των τεχνολογιών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να καταστήσει τα προσαρμοστικά εκπαιδευτικά συστήματα ακόμα πιο δυναμικά και ευέλικτα. Μέσω της ανάλυσης των αλληλεπιδράσεων του χρήστη με το σύστημα, των απαντήσεων σε ασκήσεις και των αποτελεσμάτων των αξιολογήσεων, το σύστημα μπορεί να προσαρμόσει τον ρυθμό και το επίπεδο δυσκολίας της ύλης, να προτείνει εξατομικευμένο πρόσθετο υλικό ή να κατευθύνει τον μαθητή σε εναλλακτικές μαθησιακές διαδρομές που ταιριάζουν καλύτερα στον τρόπο μάθησής του. Έτσι, τα προσαρμοστικά συστήματα μπορούν να παρέχουν μια βαθιά προσωπική εκπαιδευτική εμπειρία που αναγνωρίζει και αξιοποιεί την ποικιλομορφία των εκπαιδευόμενων, ενθαρρύνοντας την αυτοδιεύθυνση, την αυτονομία και την αυτοενδυνάμωση στη μάθηση. Αυτή η ευελιξία είναι ουσιαστική για την επιτυχία στη σύγχρονη εκπαιδευτική πράξη, όπου ο ρόλος του εκπαιδευτικού μετατρέπεται σε έναν πιο

καθοδηγητικό και υποστηρικτικό, αντικατοπτρίζοντας την αξία της δια βίου μάθησης και της συνεχούς ανανέωσης της γνώσης.

3.3.3 LEARNING MANAGEMENT SYSTEMS - LMS

Ένα Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης (LMS) αποτελεί ένα λογισμικό βασισμένο το οποίο χρησιμοποιείται για τον προγραμματισμό, την εφαρμογή και την διαχείριση των διδακτικών διαδικασιών και υποστηρίζει την εκπαίδευση εξ αποστάσεως. Μέσω αυτού του συστήματος διευκολύνεται η αυτόματη εγγραφή των χρηστών και η παρακολούθηση της προόδου τους στα διάφορα μαθήματα. Όλες οι δραστηριότητες των χρηστών καταγράφονται και είναι προσβάσιμες από τους διαχειριστές της πλατφόρμας και τους διδάσκοντες. Στις πληροφορίες που παρακολουθούνται περιλαμβάνονται η εγγραφή σε μαθήματα, η συμμετοχή και η πρόοδος σε κάθε μάθημα, το ποσοστό ολοκλήρωσης της ύλης, τα αποτελέσματα των αξιολογήσεων, οι βαθμοί, καθώς και οι συμβολές σε ομαδικές συζητήσεις και σε ζωντανές συνομιλίες ανάμεσα στους χρήστες.

Κύριος στόχος ενός Συστήματος Διαχείρισης Μάθησης (LMS) είναι να διευκολύνει τους χρήστες στην αξιοποίηση των κατάλληλων υπηρεσιών και να ενισχύσει την ανταλλαγή γνώσης. Ένας από τους πρωταρχικούς λόγους για τη χρήση ενός LMS στη διαδικασία μάθησης είναι η ικανότητα κεντρικής αποθήκευσης και διαχείρισης μεγάλων όγκων διδακτικού υλικού και πληροφοριών, που καλύπτουν όλο το φάσμα της εκπαιδευτικής εμπειρίας, συμπεριλαμβανομένων της διάδοσης, της επικοινωνίας και της αξιολόγησης της γνώσης, όλα συγκεντρωμένα σε μία διαδικτυακά προσβάσιμη πλατφόρμα. Επιπρόσθετα, το LMS απλοποιεί την πρόσβαση στα μαθήματα, διασφαλίζοντας παράλληλα την προστασία του περιεχομένου μέσω της αυθεντικοποίησης των χρηστών με τα κατάλληλα διαπιστευτήρια.

Ένα Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης (LMS) προσφέρει μια ευρεία γκάμα λειτουργιών, με τις πιο κρίσιμες να είναι οι εξής:

1. Οργάνωση της διαδικασίας εγγραφής στα διαθέσιμα μαθήματα, καθώς και η δημιουργία και διαχείριση ομάδων χρηστών και των δικαιωμάτων πρόσβασής τους στο εκπαιδευτικό υλικό.
2. Ανάρτηση και διαχείριση πληροφοριών σχετικά με το εκπαιδευτικό πρόγραμμα ή το περιεχόμενο των σπουδών (curriculum).
3. Διάθεση και διαχείριση του εκπαιδευτικού υλικού προς τους μαθητές.
4. Δημιουργία και ενημέρωση ημερολογίου με τα γεγονότα και τις δραστηριότητες που αφορούν τη μαθησιακή διαδικασία.
5. Επιτρέπει την αμφίδρομη επικοινωνία ανάμεσα στους συμμετέχοντες της διαδικασίας μάθησης, δηλαδή τους σπουδαστές και τους διδάσκοντες, μέσω εργαλείων όπως

φόρουμ συζητήσεων, άμεσης ανταλλαγής μηνυμάτων και ηλεκτρονικού ταχυδρομείου.

6. Σχεδιασμός, ανάρτηση και αξιολόγηση online ασκήσεων, διαγωνισμάτων και εργασιών, καθώς και η παραγωγή σχετικών στατιστικών δεδομένων και αναφορών.
7. Παρακολούθηση της ενεργού συμμετοχής των σπουδαστών σε όλες τις εκπαιδευτικές δραστηριότητες, επιτρέποντας μια ολοκληρωμένη εικόνα της μάθησής τους.

Ένα Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης (LMS) αποτελεί την καρδιά ενός συστήματος τηλεεκπαίδευσης, το οποίο απαιτεί συνεχή εμπλουτισμό με νέα και συμβατά εργαλεία για να αναβαθμίσει την ποιότητα και την αποτελεσματικότητα της διδασκαλίας. Με αυτή την προοπτική, οι αναπτυξιακές ομάδες των LMS δουλεύουν αδιάκοπα για να ενσωματώσουν καινοτόμα χαρακτηριστικά, ενίοτε και εκτός του τυπικού πλαισίου των LMS, προκειμένου να ενισχύσουν τη δυναμική και την ευελιξία του τηλεεκπαιδευτικού συστήματος. Τέτοιες καινοτομίες μπορεί να περιλαμβάνουν προηγμένα εργαλεία διαχείρισης περιεχομένου, αναλυτικά εργαλεία επικοινωνίας και συνεργασίας, καθώς και συστήματα έξυπνης ανάλυσης δεδομένων, ενισχύοντας έτσι τη συνολική εμπειρία τηλεεκπαίδευσης.

Κάθε εκπαιδευτική πηγή διαθέτει μοναδικά χαρακτηριστικά όσον αφορά τον τρόπο ανάδειξης των δεδομένων, τη δομή και τη μορφολογία του περιεχομένου της. Η δημιουργία μιας πλατφόρμας για την ανάδειξη εκπαιδευτικού υλικού συναντά ως κύρια πρόκληση την ανάγκη διαμόρφωσης ενός προφίλ χρήστη που απαιτεί διαρκή ενημέρωση. Αυτό είναι απαραίτητο για να αντικατοπτρίζονται οι εξελισσόμενες προτιμήσεις, τα ενδιαφέροντα και οι αναγκαιότητες του χρήστη, ώστε η πλατφόρμα να παραμένει πάντα σχετική και αποτελεσματική.

Στην κατηγορία των Συστημάτων Διαχείρισης Μάθησης (LMS) έχουν αναπτυχθεί συστήματα όπως το Blackboard, το Moodle, που είναι ένας διαδικτυακός εκπαιδευτικός τύπος, και το Canvas. Αυτά τα συστήματα θεωρούνται από τα πιο σημαντικά και ευρέως αναγνωρισμένα πλατφόρματα για τη διαχείριση, εγγραφή και ανάπτυξη εκπαιδευτικών προγραμμάτων, όπως επίσης για την παροχή διαδικτυακών αιθουσών διδασκαλίας και την κατανομή εκπαιδευτικού υλικού.

Καθώς καταλήγουμε σε αυτή την ενότητα για τα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (LMS), είναι σημαντικό να αναγνωρίσουμε την κεντρική τους θέση στην εκπαίδευση. Τα LMS έχουν μεταμορφώσει τον τρόπο που διδάσκουμε και μαθαίνουμε, προσφέροντας μια ευέλικτη, προσβάσιμη και συνδεδεμένη πλατφόρμα για την ανταλλαγή γνώσης και πληροφοριών. Με την συνεχή ανάπτυξη και ενσωμάτωση νέων τεχνολογιών, τα LMS είναι προορισμένα να εδραιώσουν ακόμη περισσότερο το ρόλο τους ως η γέφυρα προς μια πιο διαδραστική, προσωποποιημένη και αποδοτική μάθηση.

3.3.4 CONTENT MANAGEMENT SYSTEMS – CMS

Το Σύστημα Διαχείρισης Περιεχομένου (CMS) αποτελεί ένα εργαλείο κρίσιμης σημασίας για την επεξεργασία και διαχείριση δεδομένων σε τυπικές διαδικτυακές εφαρμογές, με παραδείγματα όπως το Wordpress, το Joomla και το Drupal.

Προσφέρει σε κάθε χρήστη τη δυνατότητα να δημιουργεί, να τροποποιεί, να δημοσιεύει και να διαχειρίζεται περιεχόμενο μέσα από ένα οπτικό περιβάλλον χρήσης, χωρίς την ανάγκη για προγραμματιστικές ή άλλες τεχνικές γνώσεις.

Ενσωματώνει ένα αποθετήριο δεδομένων που περιβάλλεται από εργαλεία συγγραφής και διαχείρισης, με στόχο την απλοποίηση της δημιουργίας και διαχείρισης διαδικτυακού περιεχομένου.

Ως βασικό εργαλείο για τη δημιουργία ιστοσελίδων, προβολή και διανομή περιεχομένου, τα CMS βρίσκουν ευρεία χρήση από διαδικτυακές εφημερίδες, υποστηρίζοντας την επαναχρησιμοποίηση περιεχομένου.

Η ενσωμάτωση ενός Συστήματος Διαχείρισης Περιεχομένου (CMS) σε ένα σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης μπορεί να αποτελέσει έναν πολύτιμο πόρο για την ενίσχυση της διδακτικής διαδικασίας και της μαθησιακής εμπειρίας. Ένα CMS μπορεί να ενσωματωθεί με ένα σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης μέσω API (Application Programming Interface) ή μέσω προσαρμοσμένων προσθηκών και ενσωματώσεων που επιτρέπουν την αλληλεπίδραση μεταξύ των δύο συστημάτων.

Μέσω αυτής της ενσωμάτωσης, ένα CMS μπορεί να βοηθήσει στα εξής:

1. **Διαχείριση και Οργάνωση Περιεχομένου:** Επιτρέπει την κεντρική διαχείριση και οργάνωση του περιεχομένου, κάτι που είναι κρίσιμο για τη διατήρηση ενός οργανωμένου και προσβάσιμου εκπαιδευτικού υλικού.
2. **Ευελιξία στη Δημιουργία Περιεχομένου:** Διευκολύνει τους διδάσκοντες στην εύκολη δημιουργία, επεξεργασία και δημοσίευση περιεχομένου χωρίς την ανάγκη για τεχνικές γνώσεις προγραμματισμού, μειώνοντας τον χρόνο που απαιτείται για την προετοιμασία μαθημάτων.
3. **Αύξηση της Διαδραστικότητας και Εμπλοκής:** Επιτρέπει την ενσωμάτωση πολυμεσικού περιεχομένου (βίντεο, εικόνες, αρχεία ήχου) και διαδραστικών στοιχείων (quiz, ασκήσεις), προσφέροντας μια πιο πλούσια και ενδιαφέρουσα μάθηση.
4. **Ευκολία στην Αναζήτηση και Πρόσβαση:** Διασφαλίζει την εύκολη αναζήτηση και πρόσβαση στο εκπαιδευτικό υλικό, βελτιώνοντας την ευχρηστία και την εμπειρία του χρήστη.

5. **Προσαρμογή και Επαναχρησιμοποίηση Περιεχομένου:** Υποστηρίζει την προσαρμογή και επαναχρησιμοποίηση του περιεχομένου για διαφορετικά μαθήματα ή σεναρία, καθιστώντας την διαχείριση του περιεχομένου πιο αποδοτική.
6. **Αυτοματοποιημένη Ανατροφοδότηση και Αξιολόγηση:** Ενσωματώνοντας εργαλεία για αυτοματοποιημένες αξιολογήσεις και ανατροφοδοτήσεις, μπορεί να βοηθήσει στην ταχύτερη και αποτελεσματικότερη αξιολόγηση των μαθητών.

Η ενσωμάτωση CMS σε ένα σύστημα ηλεκτρονικής μάθησης προσφέρει μια ολοκληρωμένη και ευέλικτη προσέγγιση στη διαχείριση του περιεχομένου, ενισχύοντας την ποιότητα και την αποδοτικότητα της εκπαιδευτικής διαδικασίας.

Παρά τη γενική τους χρήση και την προσαρμοστικότητα, δεν είναι σχεδιασμένα να ανταποκρίνονται στις συγκεκριμένες απαιτήσεις της εκπαιδευτικής διαδικασίας, ρόλος που αναλαμβάνεται από τα Συστήματα Διαχείρισης Μαθημάτων, τα οποία παρέχουν μια εξειδικευμένη πλατφόρμα για την εκπαίδευση και περιγράφονται παρακάτω.

3.3.5 VIRTUAL LEARNING ENVIRONMENTS - VLE

Τα Συστήματα Διαχείρισης Μαθημάτων (Course Management Systems) αποτελούν μία κατηγορία των συστημάτων διαχείρισης περιεχομένου που αναπτύχθηκαν παραπάνω. Παρέχουν μια ολοκληρωμένη λύση για την ψηφιακή εκπαίδευση, συνδυάζοντας την ευκολία διαχείρισης περιεχομένου το οποίο μπορεί να συμπεριλαμβάνει κάθε μορφή οπτικοακουστικού υλικού. Η ανάρτηση του υλικού τις περισσότερες φορές γίνεται χωρίς να απαιτείται καμία επιπρόσθετη επεξεργασία.

Τα συστήματα διαχείρισης μαθημάτων (CMS) αποτελούν κρίσιμα εργαλεία στον τομέα της ηλεκτρονικής μάθησης, παρέχοντας ένα πλήρες σύνολο λειτουργιών για την οργάνωση, τη διαχείριση και τη διανομή του εκπαιδευτικού υλικού. Επιπλέον, ενσωματώνουν εργαλεία για την αξιολόγηση των μαθητών, προσφέροντας μια ολοκληρωμένη λύση για την υποστήριξη της διδακτικής και μαθησιακής διαδικασίας. Μεταξύ των βασικών λειτουργιών που προσφέρουν τα CMS είναι:

- Αναρτήσεις εκπαιδευτικού υλικού διαδικτυακά
- Πρόσβαση και κοινοποίηση του υλικού από χρήστες
- Επαλήθευση και εξουσιοδότηση για πρόσβαση στις πληροφορίες
- Απλοποιημένη διαδικασία για αποθήκευση και εύρεση πληροφοριών
- Ενδεχόμενο για την αξιολόγηση των χρηστών
- Δημιουργία φόρουμ για διάλογο και ανταλλαγή σημειώσεων σχετικά με το μάθημα

Η μηχανική μάθηση έχει τη δυνατότητα να επαναστατήσει στον τρόπο που σχεδιάζουμε και εφαρμόζουμε τα Virtual Learning Environments (VLEs), προσφέροντας μια πιο

προσωποποιημένη, διαδραστική και αποτελεσματική εκπαιδευτική εμπειρία. Ας εξετάσουμε πιο αναλυτικά πώς η μηχανική μάθηση μπορεί να συνδυαστεί με τα VLEs για τη βελτίωση της διδασκαλίας και της μάθησης:

1. Προσαρμογή του περιεχομένου:

Η μηχανική μάθηση μπορεί να αξιοποιηθεί για την ανάλυση των μαθησιακών προτιμήσεων και της προόδου των μαθητών, επιτρέποντας την προσαρμογή του εκπαιδευτικού υλικού στις ανάγκες και τα ενδιαφέροντα κάθε εκπαιδευόμενου. Αυτή η διαδικασία διασφαλίζει ότι οι μαθητές λαμβάνουν υλικό που είναι πιο σχετικό και ενδιαφέρον για αυτούς, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα και την εμπειρία της μάθησης.

2. Διαδραστική μάθηση και προσομοίωση:

Η ενσωμάτωση μοντέλων μηχανικής μάθησης στα VLEs μπορεί να βελτιώσει την συνολική εμπειρία της εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, μέσω της ανάλυσης των αντιδράσεων και των απαντήσεων των μαθητών, τα συστήματα μπορούν να προσαρμόζουν δυναμικά τη δυσκολία των προβλημάτων ή να προτείνουν προσομοιώσεις που ενισχύουν την κατανόηση σύνθετων εννοιών.

3. Αξιολόγηση και ανατροφοδότηση

Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να αναλύσουν τις απαντήσεις των μαθητών και να παρέχουν άμεση, αντικειμενική ανατροφοδότηση, επιτρέποντας την ταχεία προσαρμογή των μαθησιακών στρατηγικών. Επιπλέον, η συνεχής ανάλυση της προόδου των μαθητών μπορεί να αναδείξει περιοχές που απαιτούν περαιτέρω ενίσχυση ή επανάληψη.

4. Προβλέψεις και προειδοποιήσεις

Μοντέλα μηχανικής μάθησης μπορούν να προβλέψουν την πιθανή επίδοση των μαθητών βάσει της τρέχουσας συμπεριφοράς και της προόδου τους, επιτρέποντας την έγκαιρη παρέμβαση από τους εκπαιδευτικούς για την αποφυγή αποτυχίας ή την ενίσχυση της μάθησης.

5. Προσωποποιημένη Μάθηση

Με τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης, τα VLEs μπορούν να προσφέρουν προσωποποιημένη μάθηση, προσαρμοσμένη στις ατομικές ανάγκες, το επίπεδο δεξιοτήτων και τις προτιμήσεις κάθε μαθητή, καθιστώντας τη μάθηση πιο αποτελεσματική και ευχάριστη.

Συνοψίζοντας, η συνεργασία μεταξύ μηχανικής μάθησης και Virtual Learning Environments ανοίγει νέους δρόμους για τη βελτίωση της ποιότητας και της αποδοτικότητας της εκπαίδευσης. Μέσω της εφαρμογής τεχνολογιών μηχανικής μάθησης, τα VLEs μπορούν να προσαρμοστούν, να διαδραστικοποιηθούν και να προσωποποιηθούν σε βαθμό που ήταν αδιανόητος μέχρι πρόσφατα, ενισχύοντας σημαντικά την μαθησιακή εμπειρία.

3.4 Συστήματα συστάσεων

Τα Συστήματα Συστάσεων (RS) αναδεικνύονται σε έναν από τους πλέον κρίσιμους μοχλούς της Μηχανικής Μάθησης στη σύγχρονη εποχή, εφαρμοζόμενα εκτεταμένα σε διάφορους τομείς με σημαντικότερο εκείνο του ηλεκτρονικού εμπορίου. Στον τομέα αυτό, τα RS έχουν ως βασικό στόχο την προώθηση προϊόντων και την αύξηση των πωλήσεων, προσφέροντας εξατομικευμένες συστάσεις που ανταποκρίνονται στα ενδιαφέροντα και τις προτιμήσεις των χρηστών. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται από τα RS προέρχονται κυρίως από τις αναζητήσεις των χρηστών στις μηχανές αναζήτησης και το ιστορικό των αγορών τους, παρέχοντας μια βάση για τη δημιουργία εξατομικευμένων προτάσεων. Σημαντικές πλατφόρμες όπως οι Google, Netflix, Spotify και Amazon εκμεταλλεύονται αυτά τα δεδομένα για να παρέχουν προσωποποιημένες συστάσεις στους χρήστες τους.

Στην εποχή της ψηφιακής υπερπληροφόρησης, τα Συστήματα Συστάσεων (RS) έχουν αναδειχθεί σε έναν πολύτιμο σύμμαχο για τους χρήστες που αναζητούν να πλοηγηθούν μέσα στον όγκο των διαθέσιμων πληροφοριών. Αυτά τα συστήματα, εκμεταλλευόμενα τις δυνατότητες της Μηχανικής Μάθησης, προσφέρουν μια στοχευμένη λύση στο πρόβλημα της υπερφόρτωσης πληροφοριών, παρέχοντας εξατομικευμένες προτάσεις βάσει των προηγούμενων ενεργειών, των προτιμήσεων και των αναγκών των χρηστών.

Τα RS αναλύουν τα δεδομένα που προκύπτουν από τις αναζητήσεις, τις αγορές και άλλες πληροφορίες σχετικά με τους χρήστες, χρησιμοποιώντας αυτές τις πληροφορίες για τη δημιουργία εξατομικευμένων συστάσεων. Οι προτάσεις αυτές δεν αποσκοπούν μόνο στην παρουσίαση προϊόντων ή περιεχομένου που ενδιαφέρουν τον χρήστη, αλλά και στην ανακάλυψη νέων αντικειμένων τα οποία ο χρήστης δεν έχει ακόμα εξερευνήσει.

Η διαδικασία ανατροφοδότησης παίζει κρίσιμο ρόλο στη βελτίωση της ακρίβειας των προτάσεων. Οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να αποδεχτούν ή να απορρίψουν τις προτάσεις και να παρέχουν άμεση ή έμμεση ανατροφοδότηση, βοηθώντας έτσι το σύστημα να "μαθαίνει" από τις προτιμήσεις τους και να βελτιώνει την αποδοτικότητά του. Αυτή η διαδικασία εξασφαλίζει ότι το RS μπορεί να προσαρμόζεται διαρκώς και να παρέχει όλο και πιο ακριβείς και σχετικές προτάσεις στους χρήστες.

Στην παρούσα εργασία εξετάζεται η εφαρμογή των συστημάτων συστάσεων στην εκπαίδευση. Μέσα από την εφαρμογή και σύγκριση των διαφορετικών τεχνικών, η εργασία αποδεικνύει την ικανότητα των Συστημάτων Συστάσεων να προσφέρουν εξατομικευμένες συστάσεις στους χρήστες, βελτιώνοντας την εμπειρία χρήσης και την αποδοτικότητα τους.

Συνοψίζοντας, τα Συστήματα Συστάσεων αποτελούν μια ζωτικής σημασίας τεχνολογία για την αντιμετώπιση της υπερφόρτωσης πληροφοριών, προσφέροντας στους χρήστες εξατομικευμένες προτάσεις που βελτιστοποιούν την εμπειρία τους στο διαδίκτυο. Μέσω της

συνεχούς ανάλυσης των δεδομένων και της διαδικασίας ανατροφοδότησης, τα RS εξελίσσονται συνεχώς, παρέχοντας πιο ακριβείς και προσωποποιημένες συστάσεις, ενισχύοντας έτσι την αλληλεπίδραση μεταξύ χρηστών και ψηφιακού περιεχομένου.

3.4.1 Ορισμός

Τα Συστήματα Συστάσεων[2] (Recommender Systems, RS) είναι εργαλεία και τεχνικές λογισμικού που παρέχουν προτάσεις για αντικείμενα που μπορεί να είναι χρήσιμα σε έναν χρήστη [10]. Οι προτάσεις που παρέχονται μπορούν να αφορούν αντικείμενα παραπλήσια προς αγορά, ταινίες προς παρακολούθηση, online μαθήματα όπου ο χρήστης καλείτε να επιλέξει εκπαιδευτικά αντικείμενα μέσα από ένα εύρος επιλογών.

Ο όρος "αντικείμενο" αναφέρεται στο στοιχείο που τα Συστήματα Συστάσεων (RS) προτείνουν στους ενδιαφερόμενους χρήστες. Κάθε RS έχει ως επίκεντρο έναν ορισμένο τύπο αντικειμένου, όπως μπορεί να είναι οι ταινίες ή η μουσική, και βάσει της αρχιτεκτονικής του, της διεπαφής χρήστη και της κύριας μεθοδολογίας που εφαρμόζει για τη διαμόρφωση των συστάσεων, διαμορφώνεται κατάλληλα ώστε να προσφέρει στοχευμένες και αποδοτικές συστάσεις σχετικές με αυτήν την κατηγορία αντικειμένων.

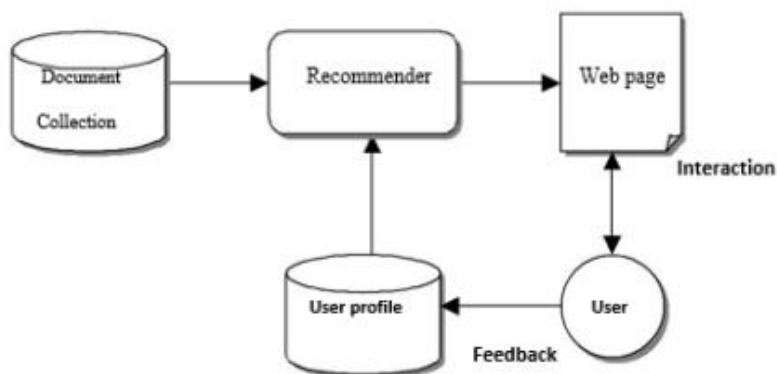
Ένα Σύστημα Συστάσεων (ΣΣ) οφείλει να έχει τη δυνατότητα να παρέχει στοχευμένες προτάσεις βασισμένες στις προηγούμενες προτιμήσεις είτε του ίδιου του χρήστη είτε άλλων χρηστών με παρόμοιες ανάγκες, συμβάλλοντας έτσι στην αποσυμφόρηση από την υπερβολική πληροφόρηση και παρέχοντας εξατομικευμένη πρόσβαση σε συγκεκριμένες πληροφορίες ενός ειδικού τομέα. Η βασική αποστολή του ΣΣ είναι η προσφορά συστάσεων που ανταποκρίνονται πραγματικά στις προσωπικές προτιμήσεις και επιλογές του κάθε χρήστη, επιδιώκοντας την παροχή ποιοτικών συστάσεων, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου το πλήθος των διαθέσιμων πληροφοριών είναι υπερβολικά μεγάλο. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της ανάπτυξης διαφόρων τύπων ΣΣ, οι οποίοι εφαρμόζουν ποικίλες μεθοδολογίες και χρησιμοποιούν μια ευρεία γκάμα αλγορίθμων για τη δημιουργία των επιθυμητών συστάσεων.

Τα Συστήματα Συστάσεων χρησιμοποιούν αρκετές τεχνικές από την επιστήμη της εξόρυξης δεδομένων για προ-επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων.

Κάθε σύστημα συστάσεων λειτουργεί βάσει μιας συγκεκριμένης διαδικασίας για να παράγει τις συστάσεις του. Στην αρχή, το σύστημα διαχειρίζεται τα εισερχόμενα δεδομένα με σκοπό την παραγωγή των τελικών αποτελεσμάτων. Αυτά τα δεδομένα εισόδου και τα αποτελέσματα που προκύπτουν μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρία διακριτά είδη πηγών:

- Δεδομένα χρήστη
- Δεδομένα αντικειμένου
- Πιθανές αλληλεπιδράσεις ενός χρήστη με το αντικείμενο

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ένα παράδειγμα μιας γενικής αρχιτεκτονικής ενός συστήματος συστάσεων.



Εικόνα 8 Παράδειγμα αρχιτεκτονικής Συστήματος Συστάσεων

Κάθε ερώτημα του χρήστη δρομολογείται στο σύστημα συστάσεων και σε μία βάση δεδομένων από την οποία παράγεται μία λίστα προτάσεων. Για την παραγωγή συστάσεων λαμβάνονται υπόψιν διάφορα ποιοτικά στοιχεία όπως για παράδειγμα τα δημογραφικά στοιχεία ενός χρήστη. Τα δημογραφικά στοιχεία του χρήστη, όπως φύλο και ηλικία, σε συνδυασμό με πληροφορίες που αφορούν τις προτιμήσεις του, συγκροτούν το λεγόμενο "προφίλ χρήστη". Επιπλέον, τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν κάθε αντικείμενο διαμορφώνουν ένα "προφίλ αντικειμένου" ή "περιεχόμενο". Η συλλογή των πληροφοριών για τον χρήστη μπορεί να πραγματοποιηθεί με δύο τρόπους: άμεσα (explicitly) ή έμμεσα (implicitly). Η άμεση καταγραφή σημαίνει ότι ο χρήστης παρέχει εκούσια τις πληροφορίες στο σύστημα, όπως για παράδειγμα τα δημογραφικά στοιχεία κατά την εγγραφή σε μια ιστοσελίδα. Αντιθέτως, η έμμεση καταγραφή αναφέρεται στην αυτόματη συλλογή δεδομένων από το σύστημα καθώς ο χρήστης ενδιαφέρεται για διαφορετικές δραστηριότητες, χωρίς να σκοπεύει εξαρχής να παράσχει αυτές τις πληροφορίες. Η ανάγκη για εκπαιδευτικά συστήματα συστάσεων έχει αναδειχθεί έντονα στην εκπαίδευση, κυρίως λόγω της ραγδαίας αύξησης του διαθέσιμου ψηφιακού εκπαιδευτικού περιεχομένου και της εξάπλωσης της ηλεκτρονικής μάθησης (e-learning). Η υπερφόρτωση πληροφορίας που αντιμετωπίζουν οι μαθητές και οι εκπαιδευτικοί σήμερα καθιστά δύσκολη την εύρεση και την επιλογή του πιο κατάλληλου και εξατομικευμένου περιεχομένου για κάθε μαθητή. Εκπαιδευτικά συστήματα συστάσεων μπορούν να παρέχουν λύσεις σε αυτή την πρόκληση, καθώς προσφέρουν προσαρμοσμένες συστάσεις περιεχομένου με βάση τα ενδιαφέροντα, τις προηγούμενες γνώσεις και τις ανάγκες μάθησης των μαθητών.

Από την άλλη πλευρά, η δυναμική των εκπαιδευτικών συστημάτων συστάσεων δεν περιορίζεται μόνο στην αποτελεσματική διαχείριση του περιεχομένου. Ενθαρρύνουν επίσης την ενεργητική συμμετοχή των μαθητών στη μαθησιακή διαδικασία, καθώς τους επιτρέπεται

να ανακαλύπτουν νέα εκπαιδευτικά υλικά και πόρους που ίσως δεν θα είχαν βρει μόνοι τους. Αυτό οδηγεί σε μια πιο πλούσια και διευρυμένη εκπαιδευτική εμπειρία, αυξάνοντας την προσωπική και ακαδημαϊκή ανάπτυξη των μαθητών. Επιπλέον, η εισαγωγή τέτοιων συστημάτων μπορεί να βοηθήσει τους εκπαιδευτικούς να παρακολουθούν και να αξιολογούν την πρόοδο των μαθητών τους με πιο αποτελεσματικό τρόπο, προσφέροντας ταυτόχρονα μια εξατομικευμένη προσέγγιση στην εκπαίδευση.

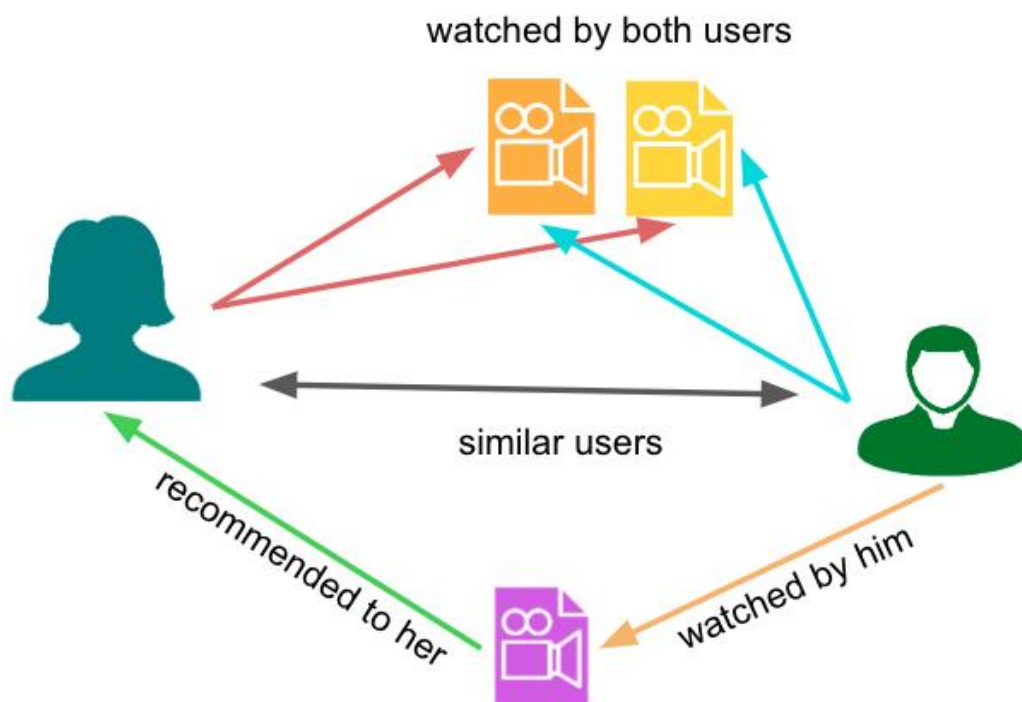
Η ενσωμάτωση της Μηχανικής Μάθησης και της Τεχνητής Νοημοσύνης στα εκπαιδευτικά συστήματα συστάσεων ανοίγει νέους δρόμους για τη βελτίωση της ποιότητας και της αποτελεσματικότητας της μάθησης. Μέσω της συνεχούς ανάλυσης των δεδομένων μάθησης, αυτά τα συστήματα μπορούν να προσφέρουν βαθύτερες επιγνώσεις σχετικά με τις διαδικασίες μάθησης και να προωθήσουν πιο αποδοτικές και προσαρμοσμένες εκπαιδευτικές στρατηγικές. Κατ' αυτόν τον τρόπο, τα εκπαιδευτικά συστήματα συστάσεων μετατρέπονται σε ένα ζωτικό εργαλείο για την υποστήριξη της δια βίου μάθησης και της συνεχούς ακαδημαϊκής ανάπτυξης. Τα συστήματα συστάσεων λειτουργούν ως μέθοδοι φιλτραρίσματος, στοχεύοντας στην επεξεργασία και αξιοποίηση διάφορων ειδών πληροφοριών. Αυτά μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε πέντε βασικές κατηγορίες, οι οποίες θα αναλυθούν περαιτέρω στις επόμενες ενότητες.

3.4.2 Συνεργατικό Φιλτράρισμα (Collaborative Filtering)

Το συνεργατικό φιλτράρισμα αποτελεί μια κυρίαρχη τεχνική στα συστήματα συστάσεων, η οποία βασίζεται τις προβλέψεις και τις συστάσεις της στις αξιολογήσεις και στις προτιμήσεις που έχουν καταχωρηθεί από άλλους χρήστες στο ίδιο σύστημα. Η βασική υπόθεση της μεθόδου αυτής είναι πως οι γνώμες των άλλων χρηστών μπορούν να συγκεντρωθούν και να οργανωθούν με τρόπο που θα παρέχει μία λογική υπόθεση για την προτίμηση του ενεργού χρήστη.

Οι τεχνικές που αναπτύχθηκαν στο πλαίσιο του συνεργατικού φιλτραρίσματος στοχεύουν στην πρόβλεψη της πιθανής βαθμολογίας που ένας χρήστης θα έδινε σε ένα αντικείμενο, με βάση τις προηγούμενες βαθμολογίες του ίδιου ή άλλων παρόμοιων χρηστών, και στη συνέχεια παράγουν συστάσεις κατατάσσοντας τα αντικείμενα σύμφωνα με αυτές τις προβλεπόμενες βαθμολογίες.

Πιο συγκεκριμένα, για κάθε χρήστη βρίσκεται ένα σύνολο πλησιέστερων χρηστών, που ονομάζονται «γείτονες», με τους οποίους βάσει υπολογισμών υπάρχει ισχυρότερος συσχετισμός. Έτσι υπάρχει δυνατότητα πρόβλεψης αποτελεσμάτων για άγνωστα στοιχεία χρησιμοποιώντας συνδυασμό αποτελεσμάτων που είναι γνωστά από τους πλησιέστερους «γείτονες».



Εικόνα 9 Πως λειτουργούν τα συνεργατικά συστήματα συστάσεων

Αυτή η διαδικασία, που συχνά αναφέρεται ως συνεργατικό φιλτράρισμα βάσει χρήστη, χρησιμοποιείται ευρέως για τη δημιουργία προσωποποιημένων συστάσεων, εξασφαλίζοντας μια πιο άμεση και εξατομικευμένη εμπειρία για τον χρήστη.

Το συνεργατικό φιλτράρισμα υπερτερεί έναντι του φιλτραρίσματος με βάση το περιεχόμενο, καθώς προσφέρει συστάσεις βασισμένες στις βαθμολογίες που έχουν δοθεί στα αντικείμενα, αντί του περιεχομένου τους. Αυτό επιτρέπει στο σύστημα να προτείνει αντικείμενα που διαφέρουν σημαντικά από εκείνα που ο χρήστης έχει ήδη αξιολογήσει, διευρύνοντας το φάσμα των προτάσεων και βελτιώνοντας την εμπειρία του χρήστη. Η ενσωμάτωση των απόψεων άλλων χρηστών στη διαδικασία των συστάσεων επιτρέπει την ανακάλυψη νέων αντικειμένων που διαφορετικά ίσως να μην είχαν εντοπιστεί από τον χρήστη.

Ωστόσο, αυτή η μέθοδος φέρει μαζί της και ορισμένα προβλήματα, όπως το "πρόβλημα της ψυχρής εκκίνησης", όπου νέα αντικείμενα δεν μπορούν να συσταθούν εύκολα στους χρήστες επειδή δεν υπάρχουν αρκετές προηγούμενες βαθμολογίες για να βασιστούν οι προβλέψεις. Επίσης, η μέθοδος μπορεί να αντιμετωπίσει δυσκολίες στην προσαρμογή σε αλλαγές των προτιμήσεων των χρηστών, καθώς βασίζεται κυρίως στο ιστορικό αξιολογήσεων.

Παρά τις προκλήσεις, το συνεργατικό φιλτράρισμα παραμένει μια δημοφιλής και εξαιρετικά αποτελεσματική τεχνική στην παροχή προσωποποιημένων συστάσεων. Η δυνατότητα να ανακαλύπτει και να προτείνει αντικείμενα που έχουν αρέσει σε παρόμοιους χρήστες,

προσφέρει μια βαθιά και ουσιαστική εμπειρία εξερεύνησης, καθιστώντας το ένα αναντικατάστατο εργαλείο στον τομέα των συστημάτων συστάσεων.

Όσο περισσότερες αξιολογήσεις συγκεντρώνονται για ένα συγκεκριμένο αντικείμενο, τόσο βελτιώνεται η ακρίβεια και η ποιότητα των συστάσεων που παρέχει το σύστημα. Αυτός ο συνεχής εμπλουτισμός της βάσης δεδομένων με νέες αξιολογήσεις καθιστά το σύστημα συνεργατικού φιλτραρίσματος όλο και πιο αξιόπιστο με την πάροδο του χρόνου, επιτρέποντας την παροχή συστάσεων που αντικατοπτρίζουν πιο στενά τις πραγματικές προτιμήσεις και ενδιαφέροντα των χρηστών.

Επιπλέον, η δυναμική φύση των συστημάτων συνεργατικού φιλτραρίσματος σημαίνει ότι αυτά ανταποκρίνονται στις μεταβαλλόμενες τάσεις και προτιμήσεις των χρηστών, παρέχοντας πάντα τις πιο ενημερωμένες και σχετικές συστάσεις. Αυτό το χαρακτηριστικό καθιστά τα συστήματα συνεργατικού φιλτραρίσματος ιδιαίτερα πολύτιμα σε περιβάλλοντα όπου οι προτιμήσεις των χρηστών εξελίσσονται συνεχώς, εξασφαλίζοντας ότι το σύστημα παραμένει πάντα σχετικό και αποτελεσματικό.

Το πρόβλημα της αραιότητας των δεδομένων στα συστήματα συνεργατικού φιλτραρίσματος αναδεικνύει τις προκλήσεις στην παροχή ακριβών και σχετικών συστάσεων όταν υπάρχει ένας μεγάλος όγκος πληροφοριών αλλά σχετικά λίγοι χρήστες έχουν προβεί σε αξιολογήσεις. Αυτή η αραιότητα συνεπάγεται ότι πολλά αντικείμενα δεν έχουν λάβει εκτιμήσεις, κάτι που δυσκολεύει το σύστημα να εντοπίσει σημαντικές ομοιότητες μεταξύ χρηστών και να παράγει αξιόπιστες συστάσεις.

Ένα ακόμα πρόβλημα προκύπτει από το γεγονός ότι ένας χρήστης είναι πιθανό να έχει ασυνήθιστες προτιμήσεις σε σχέση με τον υπόλοιπο πληθυσμό. Σε αυτή την περίπτωση υπάρχει ο κίνδυνος να λάβουμε ως αποτέλεσμα μη επαρκείς συστάσεις, καθώς θα είναι ιδιαίτερα μικρός ο αριθμός των χρηστών που παρουσιάζουν ομοιότητες.

Για την αντιμετώπιση των παραπάνω προβλημάτων, μπορούν να εξεταστούν διάφορες προσεγγίσεις, όπως η ενίσχυση του συστήματος με περισσότερες πληροφορίες μέσω ενεργούς συλλογής δεδομένων ή η χρήση υβριδικών μοντέλων που συνδυάζουν συνεργατικό φιλτράρισμα με άλλες τεχνικές, όπως φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο ή τη δημογραφική προσέγγιση. Έτσι, τα συστήματα μπορούν να βελτιώσουν την ικανότητά τους να παράγουν συστάσεις που είναι πιο σχετικές και προσωποποιημένες, ακόμη και σε περιπτώσεις αραιότητας δεδομένων ή ασυνήθιστων προτιμήσεων χρηστών.

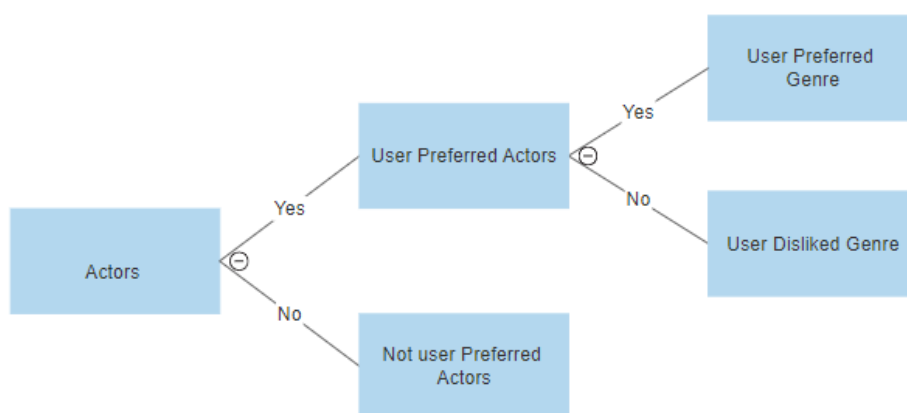
3.4.3 Φιλτράρισμα με Βάση το Περιεχόμενο (Content-Based Filtering)

Προτάσεις που στηρίζονται στην ανάλυση του περιεχομένου των αντικειμένων που έχει προτιμήσει ο χρήστης στο παρελθόν. Οι αξιολογήσεις που παρέχονται από τους χρήστες

αφορούν αποκλειστικά την προσωπική τους άποψη και δεν εξαρτώνται από τις απόψεις άλλων χρηστών. Το επίκεντρο αυτής της διαδικασίας είναι το αντικείμενο καθαυτό, δηλαδή τα διακριτά χαρακτηριστικά που το καθορίζουν και το διαφοροποιούν από άλλα αντικείμενα. Κάθε αντικείμενο έχει τη δική του μοναδική ταυτότητα, βασισμένη σε διαφορετικά στοιχεία που το περιγράφουν[2].

Για παράδειγμα, σε έναν δισδιάστατο πίνακα που περιέχει χρήστες και αντικείμενα, τα αντικείμενα μπορεί να είναι ταινίες που ενδιαφέρουν τον χρήστη, ενώ τα χαρακτηριστικά που τις περιγράφουν μπορεί να περιλαμβάνουν συγκεκριμένους ηθοποιούς, σκηνοθέτες, είδη ταινιών, τη θεματολογία τους και άλλα στοιχεία.

Η διαδικασία δημιουργίας συστάσεων αντλεί από τεχνικές ανάκτησης πληροφοριών για την εξαγωγή και ανάλυση του περιεχομένου των εγγράφων. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την προσαρμοσμένη αναγνώριση των αναγκών του χρήστη με βάση τις προτιμήσεις του και την παροχή συστάσεων που είναι εξατομικευμένες και σχετικές με το ενδιαφέρον του περιεχομένου. Αυτός ο μηχανισμός επικεντρώνεται στην ανάλυση και την κατανόηση των διαφόρων χαρακτηριστικών του περιεχομένου, παρέχοντας μια βάση για την προσφορά συστάσεων που ανταποκρίνονται στις ειδικές αναζητήσεις και τα ενδιαφέροντα των χρηστών.



Εικόνα 10 Παράδειγμα ενός Content Based Recommender System

Οι σύγχρονες τεχνικές φιλτραρίσματος με επίκεντρο το περιεχόμενο αναπτύχθηκαν για να προσφέρουν στους χρήστες συστάσεις αντικειμένων που περιλαμβάνουν διάφορες μορφές πληροφοριών, όπως κείμενα, ιστοσελίδες ή ειδησεογραφικό υλικό. Αυτή η προσέγγιση εισάγει μια πιο εξελιγμένη μέθοδο αναζήτησης και ανάκτησης πληροφοριών, η οποία είναι κατευθυνόμενη από τα διαμορφωμένα προφίλ των χρηστών[3,4]. Τα εν λόγω προφίλ συλλέγουν και αποθηκεύουν τις προτιμήσεις, τις πληροφοριακές ανάγκες και άλλα σημαντικά

στοιχεία που αφορούν τους χρήστες, παρέχοντας μια πιο προσωποποιημένη εμπειρία αναζήτησης και ανακάλυψης περιεχομένου.

Οι περιορισμοί που συναντώνται στα συστήματα συστάσεων που βασίζονται στην ανάλυση περιεχομένου περιλαμβάνουν δυσκολίες στην ακριβή αξιολόγηση πολυμεσικού υλικού όπως βίντεο και φωτογραφίες. Αυτό συμβαίνει επειδή η επεξεργασία και η κατανόηση του περιεχομένου τους απαιτεί πολύπλοκους αλγορίθμους ανάλυσης, οι οποίοι μπορεί να μην είναι πάντα ακριβείς ή να μην προσφέρουν τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Επιπρόσθετα, όταν πρόκειται για κείμενα με παρόμοια χαρακτηριστικά, τα συστήματα αυτά μπορεί να αδυνατούν να διακρίνουν ποιο από αυτά είναι πιο σχετικό ή χρήσιμο για τον χρήστη, καθώς βασίζονται κυρίως στην ανάλυση των χαρακτηριστικών του περιεχομένου και όχι σε πιο πολύπλοκες διαστάσεις των προτιμήσεων του χρήστη.

Συστήματα συστάσεων που βασίζονται στην ανάλυση περιεχομένου συχνά επικεντρώνονται στην εύρεση πληροφοριών που σχετίζονται άμεσα με τα ενδιαφέροντα του χρήστη, όπως αυτά έχουν καταγραφεί στο προφίλ του. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να οδηγήσει σε περιορισμένα αποτελέσματα εάν ο χρήστης αναζητήσει κάτι εκτός του συνηθισμένου προφίλ του, καθώς το σύστημα τείνει να προτείνει περιεχόμενο στενά συνδεδεμένο με τις προηγούμενες προτιμήσεις του. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το ζήτημα, έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι που εισάγουν ένα στοιχείο τυχαιότητας στις προτάσεις, επιτρέποντας στο σύστημα να προσφέρει πιο ποικίλες και ενδιαφέρουσες επιλογές.

Το φαινόμενο της "ψυχρής εκκίνησης" (cold start) αποτελεί μία σημαντική πρόκληση για τα συστήματα συστάσεων, ιδιαίτερα όταν αφορά νέους χρήστες χωρίς ιστορικό προτιμήσεων ή αλληλεπιδράσεων. Η έλλειψη δεδομένων περιορίζει σημαντικά την ικανότητα του συστήματος να παρέχει προσωποποιημένες και σχετικές συστάσεις. Αυτό οδηγεί σε μια γενικευμένη προσέγγιση συστάσεων που μπορεί να μην ανταποκρίνεται στις πραγματικές ανάγκες ή τα ενδιαφέροντα του νέου χρήστη. Στρατηγικές όπως η εισαγωγή γενικών συστάσεων βασισμένων σε δημοφιλείς επιλογές ή η χρήση δημογραφικών δεδομένων για να προσδιοριστούν πιθανές προτιμήσεις, μπορούν να βοηθήσουν στην αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος. Ωστόσο, η συνεχής συλλογή και ανάλυση δεδομένων από τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών είναι κρίσιμη για τη βελτίωση της ακρίβειας των συστάσεων καθώς το προφίλ του χρήστη εμπλουτίζεται με νέα δεδομένα.

Η τεχνική του συνεργατικού φιλτραρίσματος εξυπηρετεί το χρήστη που αναφέρει «δείξτε μου κι άλλα περισσότερα, όπως αυτά που μου είχαν αρέσει στο παρελθόν»

3.4.4 Δημογραφικό Φιλτράρισμα (Demographic Filtering)

Χρησιμοποιεί δημογραφικά στοιχεία των χρηστών για τη δημιουργία στοχευμένων συστάσεων. Οι δημογραφικές προσεγγίσεις στα συστήματα συστάσεων αξιοποιούν τα

δεδομένα που περιγράφουν τα χαρακτηριστικά των χρηστών για να κατανοήσουν τις προτιμήσεις τους και να προτείνουν σχετικά αντικείμενα ή υπηρεσίες. Μέσω της ανάλυσης δημογραφικών πληροφοριών, όπως η ηλικία, το φύλο και ο τρόπος ζωής, τα συστήματα αυτά επιχειρούν να δημιουργήσουν γενικευμένα προφίλ χρηστών, τα οποία βοηθούν στην πρόβλεψη των ενδιαφερόντων τους. Αυτή η προσέγγιση, παρόλο που είναι απλούστερη σε σχέση με άλλες τεχνικές φιλτραρίσματος, προσφέρει μια σταθερή βάση για την κατανόηση των βασικών τάσεων στις προτιμήσεις των χρηστών[3].

Τα συστήματα που εφαρμόζουν αλγόριθμους με βάση τα δημογραφικά στοιχεία προβλέπουν ότι μια δεδομένη επιλογή θα προσελκύσει το ενδιαφέρον ενός χρήστη σε μια αντίστοιχη έκταση με το πόσο αυτή η επιλογή έχει προσελκύσει χρήστες με συγκρίσιμα δημογραφικά χαρακτηριστικά. Αυτή η προσέγγιση αξιοποιεί την υπόθεση ότι οι χρήστες με παρόμοια δημογραφικά στοιχεία έχουν την τάση να εκδηλώνουν παρόμοια ενδιαφέροντα και προτιμήσεις, επιτρέποντας έτσι τη δημιουργία προσαρμοσμένων συστάσεων που είναι πιθανό να συναντήσουν την αποδοχή τους.

Το δημογραφικό φιλτράρισμα παρέχει ένα σημαντικό πλεονέκτημα: την ανεξαρτησία από το ιστορικό αξιολογήσεων του χρήστη. Αυτό επιτρέπει στο σύστημα να παρέχει συστάσεις ακόμα και σε νέους χρήστες ή σε χρήστες που δεν έχουν ακόμη αλληλεπιδράσει επαρκώς με το σύστημα για να δημιουργηθεί ένα ολοκληρωμένο ιστορικό αξιολογήσεων. Ενώ λειτουργεί με παρόμοιο τρόπο με το συνεργατικό φιλτράρισμα, δηλαδή δημιουργώντας συσχετίσεις και προτάσεις με βάση την ομοιότητα μεταξύ των χρηστών, αυτή η μέθοδος διαφέρει καθώς βασίζεται σε δημογραφικά και άλλα σχετικά δεδομένα πέρα από τις προηγούμενες αξιολογήσεις. Αυτό επιτρέπει την ανάπτυξη πιο γενικευμένων και ποικιλομορφικών συστάσεων που μπορεί να μην είχαν εντοπιστεί μόνο μέσω της ανάλυσης των αξιολογήσεων, προσφέροντας έτσι μια πιο πλούσια και διαφοροποιημένη εμπειρία στους χρήστες.

Ωστόσο, τα δημογραφικά συστήματα φιλτραρίσματος αντιμετωπίζουν σημαντικά εμπόδια, καθώς οι γενικεύσεις που προκύπτουν μπορεί να μην ανταποκρίνονται ακριβώς στις προσωπικές ανάγκες και τις μεταβαλλόμενες προτιμήσεις κάθε χρήστη. Επιπλέον, η στατική φύση των δημογραφικών προφίλ δυσχεραίνει την προσαρμογή των συστάσεων σε περίπτωση αλλαγών στον τρόπο ζωής ή στις προτιμήσεις των χρηστών[4].

Ένα σημαντικό εμπόδιο στην επιτυχία των μεθόδων εύρεσης προτεινόμενων επιλογών, ιδιαίτερα αυτών που βασίζονται σε δημογραφικά δεδομένα, είναι η απροθυμία πολλών χρηστών, και ειδικά των ηλικιωμένων, να κοινοποιήσουν τα προσωπικά τους στοιχεία στο διαδίκτυο. Αυτό οδηγεί σε ελλιπή δεδομένα για τους αλγόριθμους, καθιστώντας τα αποτελέσματα των προτάσεων λιγότερο αξιόπιστα. Επιπλέον, ένας άλλος λόγος για την έλλειψη δημογραφικών δεδομένων είναι η απροθυμία των χρηστών να συμπληρώσουν εκτενή ερωτηματολόγια, τα οποία θεωρούν ότι δεν θα τους ωφελήσουν.

Ως απάντηση σε αυτό το πρόβλημα, έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι που επιτρέπουν στους χρήστες να παρέχουν μια προσωπική σελίδα ως πηγή δεδομένων. Από αυτήν την πηγή, οι αλγόριθμοι μπορούν να εξάγουν πολύτιμα δεδομένα βασισμένα στη γλώσσα που χρησιμοποιείται, τις εκφράσεις, τα ενδιαφέροντα και άλλα χαρακτηριστικά. Αυτή η προσέγγιση παρέχει μια εναλλακτική λύση για τη συλλογή δεδομένων, που δεν απαιτεί από τους χρήστες να εισάγουν ευαίσθητες πληροφορίες ή να αφιερώσουν χρόνο στη συμπλήρωση ερωτηματολογίων.

Παρά τα μειονεκτήματα αυτά, οι δημογραφικές πληροφορίες παραμένουν ένα σημαντικό εργαλείο, ιδιαίτερα όταν συνδυάζονται με άλλες μεθόδους συστάσεων, όπως το συνεργατικό φιλτράρισμα ή το φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο, ενισχύοντας την ακρίβεια και την προσωποποίηση των προτάσεων.

3.4.5 Φιλτράρισμα με Βάση τη Γνώση (Knowledge-Based Filtering)

Τα μοντέλα συστάσεων που βασίζονται στη γνώση, και ειδικότερα εκείνα που χρησιμοποιούν οντολογίες, αποτελούν μία προηγμένη προσέγγιση στον τομέα των εκπαιδευτικών συστημάτων ηλεκτρονικής μάθησης. Η χρήση της οντολογίας, μιας επίσημης αναπαράστασης της γνώσης μέσω ορισμένων έννοιων, οντοτήτων και των σχέσεων τους, επιτρέπει την ακριβή περιγραφή και ταξινόμηση του εκπαιδευτικού περιεχομένου και των απαιτήσεων των χρηστών. Αυτή η μέθοδος προσφέρει μια σταθερή βάση για την ανάπτυξη εξατομικευμένων συστημάτων συστάσεων που μπορούν να προσφέρουν περιεχόμενο που ανταποκρίνεται ακριβώς στις εκπαιδευτικές ανάγκες και προτιμήσεις κάθε μαθητή[2,3].

Επιπλέον, η εφαρμογή της οντολογίας στην ηλεκτρονική μάθηση επιτρέπει τη διαχείριση πολύπλοκων και δυναμικών σχέσεων μεταξύ των μαθησιακών αντικειμένων, καθώς και την ευέλικτη αναπροσαρμογή των συστάσεων με βάση τις μεταβαλλόμενες απαιτήσεις και το επίπεδο γνώσης του μαθητή. Η δυνατότητα εμπλουτισμού της οντολογίας με νέες έννοιες και σχέσεις, όπως απαιτείται, προσφέρει μια μοναδική ευελιξία για τη διαρκή βελτίωση και επέκταση του συστήματος συστάσεων, καθιστώντας το ιδιαίτερα αποτελεσματικό στον τομέα της εκπαίδευσης.

Η γνώση που μπορεί να διαθέτουν τα συστήματα αυτά χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες και ανάλογα με το ποια διαθέτει το κάθε σύστημα κάνει τις ανάλογες ενέργειες. Οι τρεις κατηγορίες είναι:

- **Γνώση για τα αντικείμενα:** Το σύστημα απαιτείται να έχει λεπτομέρειες για το κάθε αντικείμενο που περιέχει προκειμένου να είναι ικανό να πραγματοποιήσει τις απαραίτητες συγκρίσεις και στη συνέχεια να κάνει τις απαραίτητες συστάσεις ενός προϊόντος αλλά και για όλα τα υπόλοιπα προϊόντα τα οποία ανήκουν στην ίδια κατηγορία με αυτό.

- **Γνώση του τρόπου με τον οποίο καλύπτονται οι ανάγκες:** Το σύστημα πρέπει να γνωρίζει ποια προϊόντα μπορούν να καλύψουν τις ανάγκες των χρηστών και να κάνει την αντιστοίχιση με τα διαθέσιμα προϊόντα που υπάρχουν.
- **Γνώση για τους χρήστες:** Για την αποτελεσματική λειτουργία ενός συστήματος συστάσεων, είναι κρίσιμη η συλλογή και η επεξεργασία λεπτομερών πληροφοριών σχετικά με κάθε χρήστη. Αυτό συμβάλλει στη δημιουργία ενός εξατομικευμένου προφίλ για κάθε χρήστη, το οποίο είναι θεμελιώδες για την παραγωγή ακριβών και σχετικών συστάσεων. Τα δεδομένα που απαιτούνται περιλαμβάνουν τις προτιμήσεις του χρήστη, την ιστορία περιήγησης, τις αξιολογήσεις προϊόντων, καθώς και δημογραφικές πληροφορίες όπως ηλικία, φύλο και ενδιαφέροντα. Η ανάλυση αυτών των δεδομένων επιτρέπει στο σύστημα να κατανοεί καλύτερα τις ανάγκες και τις προτιμήσεις του χρήστη, οδηγώντας σε πιο στοχευμένες και προσωποποιημένες συστάσεις.

Τέλος, οι μέθοδοι συστάσεων που βασίζονται στην οντολογία στην ηλεκτρονική μάθηση υπόσχονται μια πιο προσωποποιημένη και αποτελεσματική εκπαιδευτική εμπειρία. Η ικανότητα να αναγνωρίζεται και να συσχετίζεται η ποικιλομορφία των μαθησιακών αντικειμένων με τις ανάγκες και τις προτιμήσεις των μαθητών, χωρίς τον περιορισμό των προβλημάτων ψυχρής εκκίνησης ή σπανιότητας δεδομένων, ανοίγει νέους δρόμους για την ενίσχυση της εκπαίδευσης μέσω της τεχνολογίας.

Τα συστήματα συστάσεων που βασίζονται στη γνώση προσφέρουν ένα σημαντικό πλεονέκτημα στην αντιμετώπιση της ψυχρής εκκίνησης, ένα πρόβλημα που είναι συνήθως δύσκολο να υπερπηδηθεί από τα συστήματα που βασίζονται στη συνεργασία. Αυτό διότι τα συστήματα που βασίζονται στη γνώση δεν εξαρτώνται από τις αξιολογήσεις ή την αλληλεπίδραση άλλων χρηστών για να παράγουν συστάσεις, αλλά αντίθετα λειτουργούν με βάση προκαθορισμένες δομές γνώσης, όπως οντολογίες, που περιγράφουν τα αντικείμενα και τις σχέσεις τους με τις ανάγκες των χρηστών.

Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει στα συστήματα βασισμένα στη γνώση να προσαρμόζονται γρήγορα στις αλλαγές των προτιμήσεων των χρηστών, καθώς οι πληροφορίες για τους χρήστες και τις ανάγκες τους μπορούν να ανανεώνονται διαρκώς. Είτε μέσω της άμεσης εισαγωγής δεδομένων από τους χρήστες είτε μέσω της έμμεσης ανάλυσης της συμπεριφοράς και των αλληλεπιδράσεων τους με το σύστημα, τα συστήματα αυτά μπορούν να διατηρούν μια ενημερωμένη και ακριβή βάση για την παραγωγή συστάσεων.

Επιπλέον, η δυνατότητα των συστημάτων βασισμένων στη γνώση να παρέχουν αξιόπιστες προτάσεις ανεξάρτητα από τον όγκο των διαθέσιμων αξιολογήσεων των χρηστών καθιστά τη μεθοδολογία αυτή ιδιαίτερα πολύτιμη σε περιβάλλοντα όπου η αλληλεπίδραση των χρηστών είναι περιορισμένη ή όταν η συλλογή πληροφοριών από τους χρήστες είναι δύσκολη. Η

ικανότητα να παρέχονται προσαρμοσμένες και σχετικές συστάσεις με βάση τις ανάγκες και τις προτιμήσεις κάθε χρήστη, χωρίς την ανάγκη για μαζικές αξιολογήσεις, ενισχύει την αποτελεσματικότητα και την προσωπική σχέση των χρηστών με το σύστημα.

Μέσω της συνεχούς ενημέρωσης και της δυναμικής προσαρμογής της γνώσης, τα συστήματα αυτά μπορούν να προσφέρουν εκπαιδευτικούς πόρους που είναι εξατομικευμένοι.

3.4.6 Υβριδικό Φιλτράρισμα (Hybrid Filtering)

Τα υβριδικά συστήματα συστάσεων συνδυάζουν τεχνικές από διαφορετικές προσεγγίσεις για να αξιοποιήσουν τα οφέλη και να μειώσουν τους περιορισμούς κάθε μεθόδου. Μία τέτοια υβριδική προσέγγιση είναι η εφαρμογή και των δύο μεθόδων ξεχωριστά και η συνένωση των προβλέψεών τους σε μία τελική σύσταση, ενισχύοντας την ακρίβεια του συστήματος. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με γραμμικούς συνδυασμούς ή συστήματα ψηφοφορίας, επιτρέποντας μία πιο ισορροπημένη και ευέλικτη προσέγγιση[11].

Ενσωματώνοντας χαρακτηριστικά με βάση το περιεχόμενο σε συνεργατικά μοντέλα, επιτρέπει τη δημιουργία προφίλ βασισμένων στις προτιμήσεις των χρηστών, αξιοποιώντας τις ομοιότητες μεταξύ των χρηστών για την ακριβέστερη πρόβλεψη των προτιμήσεών τους. Αυτή η μέθοδος μπορεί να ξεπεράσει προκλήσεις όπως τα προβλήματα ελάχιστων αναφορών που σχετίζονται με αμιγώς συνεργατικές προσεγγίσεις.

Από την άλλη πλευρά, η ενσωμάτωση συνεργατικών χαρακτηριστικών σε μοντέλα που βασίζονται στο περιεχόμενο προσφέρει μια εναλλακτική προσέγγιση, όπου η λανθάνουσα σημασιολογική ανάλυση μπορεί να βελτιώσει την απόδοση των προβλέψεων, επιτρέποντας μια πιο προσωποποιημένη εμπειρία για τον χρήστη.

Τέλος, η ανάπτυξη ενός ενιαίου μοντέλου που ενσωματώνει τα χαρακτηριστικά και των δύο προσεγγίσεων προσφέρει μία πιο ολοκληρωμένη λύση, επιτρέποντας την αποδοτική εκμετάλλευση των δεδομένων και των προτιμήσεων των χρηστών για την παραγωγή πιο σχετικών και ακριβών συστάσεων. Η υβριδική προσέγγιση, με την ευελιξία και την ικανότητα να προσαρμόζεται σε διάφορες προκλήσεις, έχει αποδειχθεί πολύ αποτελεσματική στη βελτίωση της ακρίβειας των συστημάτων συστάσεων..

3.5 Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη της εφαρμογής

Στην ενότητα αυτή θα αναφερθούν τα εργαλεία και οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη της εφαρμογής. Η επιλογή των συγκεκριμένων τεχνολογιών έγινε για τους εξής λόγους:

1. Είναι open source και δεν υπάρχει κανένα θέμα αδειών χρήσης
2. Υπάρχει άριστη τεχνική τεκμηρίωση
3. Υπάρχει ενεργή online κοινότητα για υποστήριξη
4. Είναι ενεργές τεχνολογίες και εξελίσσονται – αναβαθμίζονται σε τακτά χρονικά διαστήματα

Ένας άλλος λόγος που επιλέχθηκαν οι τεχνολογίες αυτές είναι για να αποτελέσουν παράδειγμα για την δημιουργία μελλοντικών εφαρμογών μηχανικής μάθησης του ιδρύματος.

3.5.1 LARAVEL

Το Laravel[15] είναι ένα από τα πιο δημοφιλή PHP frameworks για την ανάπτυξη διαδικτυακών εφαρμογών. Χάρη στην αρχιτεκτονική του MVC (Model-View-Controller), το Laravel παρέχει μια καθαρή και οργανωμένη δομή για τον κώδικα, διευκολύνοντας την ανάπτυξη και συντήρηση σύνθετων εφαρμογών.

Το Model-view-controller (σε συντομογραφία αναφέρεται ως MVC) είναι ένα μοντέλο αρχιτεκτονικής λογισμικού το οποίο χρησιμοποιείται για τη δημιουργία περιβαλλόντων αλληλεπίδρασης χρήστη. Στο μοντέλο αυτό η εφαρμογή διαιρείται σε τρία διασυνδεδεμένα μέρη ώστε να διαχωριστεί η παρουσίαση της πληροφορίας στον χρήστη από την μορφή που έχει αποθηκευτεί στο σύστημα. Το κύριο μέρος του μοντέλου είναι το αντικείμενο Model το οποίο διαχειρίζεται την ανάκτηση/αποθήκευση των δεδομένων στο σύστημα. Το αντικείμενο View χρησιμοποιείται μόνο για να παρουσιάζεται η πληροφορία στον χρήστη (π.χ. με γραφικό τρόπο). Το τρίτο μέρος είναι ο Controller ο οποίος δέχεται την είσοδο και στέλνει εντολές στο αντικείμενο Model και στο View.

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του Laravel είναι η εκτενής υποστήριξη για την ενσωμάτωση εξωτερικών πακέτων, επιτρέποντας στους προγραμματιστές να επεκτείνουν εύκολα τις δυνατότητες των εφαρμογών τους. Η αυτόματη κλήση κλάσεων και η ικανότητα συνεργασίας με πληθώρα έτοιμων βιβλιοθηκών και frameworks είναι ακόμη δύο από τα δυνατά σημεία του Laravel.

Το Eloquent ORM προσφέρει μια απλή και ισχυρή μέθοδο για την εργασία με σχεσιακές βάσεις δεδομένων, ενώ το Blade, το σύστημα προβολών του Laravel, επιτρέπει την ευκολία στην

ενσωμάτωση PHP[14] κώδικα σε HTML, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα και την ευκολία στη συντήρηση του κώδικα.

Η αντιστροφή του ελέγχου (IoC) και η δυνατότητα διαχείρισης εξαρτήσεων μέσω του service container είναι επίσης σημαντικά χαρακτηριστικά που προσφέρει το Laravel, προσθέτοντας ευελιξία και δυνατότητες επέκτασης στην ανάπτυξη εφαρμογών.

Επιπλέον, το Laravel διαθέτει ενσωματωμένα συστήματα για σελιδοποίηση, ταυτοποίηση, δρομολόγηση, κρυπτογράφηση δεδομένων, καθώς και για τη διαχείριση βάσεων δεδομένων μέσω migrations, προσφέροντας μια πλήρη σουίτα εργαλείων για την ανάπτυξη μοντέρνων διαδικτυακών εφαρμογών.

Η δομή της εφαρμογής Laravel είναι οργανωμένη σε καθορισμένους καταλόγους για κάθε είδος αρχείου και λειτουργίας, διευκολύνοντας την πλοήγηση και την κατανόηση της δομής του project. Η χρήση του Composer για τη διαχείριση εξαρτήσεων και τα αρχεία composer.json και composer.lock επιτρέπουν την απρόσκοπτη εγκατάσταση και ενημέρωση των βιβλιοθηκών, εξασφαλίζοντας τη συνέπεια και την αξιοπιστία της εφαρμογής.

Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της διπλωματικής αναπτύχθηκε σε Laravel το οποίο επιλέχθηκε για τα παραπάνω χαρακτηριστικά του καθώς επίσης και για την ευελιξία του στο να συνεργάζεται με εξωτερικά συστήματα.

3.5.2 LIVEWIRE

Η Livewire[19] είναι ένα σύνθετο εργαλείο για τη δημιουργία διαδραστικών διεπαφών στη Laravel, χρησιμοποιώντας PHP και την κλασική σύνταξη της Laravel. Προσφέρει μια ευέλικτη και αποτελεσματική λύση για την ανάπτυξη διαδραστικών εφαρμογών web, μειώνοντας σημαντικά την ανάγκη για σύνθετη και δύσκολη JavaScript. Μέσω της Livewire, οι προγραμματιστές μπορούν να κατασκευάζουν δυναμικά στοιχεία UI όπως φόρμες που ανταποκρίνονται σε real-time, πίνακες δεδομένων, και άλλα σύνθετα στοιχεία χωρίς να εγκαταλείπουν την άνεση της PHP.

Η αρχή λειτουργίας της Livewire βασίζεται στην ιδέα της δημιουργίας components που ενσωματώνουν τόσο την λογική (PHP) όσο και την παρουσίαση (HTML). Αυτό επιτρέπει στους προγραμματιστές να χειρίζονται περίπλοκες λειτουργίες διεπαφών με ελάχιστο κώδικα και χωρίς την ανάγκη για AJAX calls ή γνώση JS frameworks. Οι συνιστώσες του Livewire μπορούν να διαχειριστούν καταστάσεις, να εκτελούν ασύγχρονες λειτουργίες και να ανταποκρίνονται σε ενέργειες του χρήστη, ακριβώς όπως θα περιμένατε από μια JavaScript εφαρμογή, αλλά με την απλότητα και τη δύναμη της PHP.

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα της Livewire είναι η ικανότητα να παρέχει μια ομαλή εμπειρία χρήστη χωρίς την ανάγκη για σελιδοποιήσεις ή reloads, μετατρέποντας ουσιαστικά την εφαρμογή σε ένα single-page application (SPA) με ελάχιστη προσπάθεια. Η υποστήριξη από τη Laravel γίνεται σε μεγάλο βαθμό, κάτι που σημαίνει ότι οι προγραμματιστές μπορούν να χρησιμοποιούν όλες τις γνωστές δυνατότητες και τεχνικές του Laravel για την ανάπτυξη των Livewire εφαρμογών.

Η κοινότητα του Livewire είναι ενεργή και συνεχώς αυξανόμενη, με πλήθος πόρων, tutorials και παραδείγματα διαθέσιμα για να βοηθήσουν τους νέους χρήστες να ξεκινήσουν. Η υποστήριξη από την κοινότητα και η ευκολία ενσωμάτωσης με το Laravel καθιστούν τη Livewire μια ιδανική επιλογή για την ανάπτυξη πλούσιων, διαδραστικών web εφαρμογών με απλότητα και αποδοτικότητα.

3.5.3 FILAMENT

Το Filament[17] είναι ένα σχετικά νέο, αλλά γρήγορα αναπτυσσόμενο, διαχειριστικό περιβάλλον (admin panel) και εργαλείο δημιουργίας διεπαφών χρήστη για το Laravel framework. Σχεδιασμένο με την φιλοσοφία του Laravel, το Filament επιτρέπει στους προγραμματιστές να δημιουργούν πλούσιες διαδικτυακές εφαρμογές τους με μικρότερη προσπάθεια και κώδικα. Χρησιμοποιώντας το Filament, οι προγραμματιστές μπορούν να προσθέσουν σύνθετες λειτουργίες διαχείρισης στις εφαρμογές τους, όπως φόρμες, λίστες, γραφήματα και πολλά άλλα, χωρίς να χρειάζεται να γράψουν περίπλοκο κώδικα από την αρχή.

Ένας από τους βασικούς στόχους του Filament είναι η ευκολία χρήσης και η ευελιξία. Με την υποστήριξη της TALL stack (Tailwind CSS, Alpine.js, Laravel, Livewire), το Filament προσφέρει μια σύγχρονη και ανταποκρινόμενη διεπαφή χρήστη που είναι εύκολο να προσαρμοστεί στις ανάγκες κάθε εφαρμογής. Οι προγραμματιστές μπορούν να εκμεταλλευτούν την ισχυρή συνδυαστική λειτουργία του Livewire και του Alpine.js για τη δημιουργία δυναμικών διεπαφών χωρίς να χρειαστεί να φορτώσουν περιττή JavaScript ή να χρησιμοποιήσουν περίπλοκες διαδικασίες AJAX.

Το Filament προσφέρει επίσης μια εκτεταμένη συλλογή από προκαθορισμένα στοιχεία UI και widgets που καθιστούν τη δημιουργία διαχειριστικών πινάκων απλή και άμεση. Από φόρμες και λίστες έως γραφήματα και πίνακες, το Filament εξοπλίζει τους προγραμματιστές με ό,τι χρειάζονται για να δημιουργήσουν πλήρως λειτουργικούς διαχειριστικούς πίνακες χωρίς τον κόπο της ανάπτυξης από την αρχή. Η δυνατότητα εύκολης επέκτασης και προσαρμογής των υπάρχοντων στοιχείων δίνει την ευελιξία να προσαρμοστεί το Filament σε οποιαδήποτε ανάγκη της εφαρμογής.

Τέλος, η κοινότητα πίσω από το Filament είναι δραστήρια και συνεχώς αυξάνεται, με πολλούς προγραμματιστές να συμβάλλουν στην ανάπτυξη και την βελτίωση του εργαλείου. Υπάρχει

έναν πλούτο πόρων, οδηγιών και παραδειγμάτων διαθέσιμων για να βοηθήσουν τους νέους χρήστες να ξεκινήσουν και να εκμεταλλευτούν πλήρως τις δυνατότητες του Filament. Η ενσωμάτωση με Laravel και η υποστήριξη από την κοινότητα κάνουν το Filament μια ελκυστική επιλογή για την ανάπτυξη διαχειριστικών διεπαφών στο οικοσύστημα της Laravel.

4

Δεδομένα

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει μία περιγραφή των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την συγκεκριμένη εφαρμογή και πώς αυτά μετατράπηκαν σε κατάλληλη μορφή δηλαδή σε ένα συγκεκριμένο dataset το οποίο μπορούσε να είναι επεξεργάσιμο τόσο από την εφαρμογή μας όσο και από το μοντέλο της μηχανικής μάθησης.

4.1 Συγκέντρωση Δεδομένων

Τα δεδομένα με τα οποία δουλέψαμε προέρχονται από τα αποτελέσματα των εξετάσεων του μαθήματος **Οργάνωση και Αρχιτεκτονική Υπολογιστικών Συστημάτων** του τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων.

Η εξέταση του μαθήματος έχει γίνει τα τελευταία εξάμηνα μέσα από την πλατφόρμα ηλεκτρονικής μάθησης moodle η οποία αποτελεί την βασική πλατφόρμα του ιδρύματος.

Η εξαγωγή των αποτελεσμάτων μας έδωσε ένα σύνολο ημη-δομημένων δεδομένων τα οποία έπρεπε να οργανωθούν προκειμένου να μπορέσουν να συσχετισθούν μεταξύ τους και να δημιουργήσουν εν τέλει μία βάση δεδομένων.

Τα δεδομένα τα οποία έχουμε θα μπορούσαμε να τα χωρίσουμε στις εξής κατηγορίες:

- **Ερωτήσεις (Questions)** : Περιλαμβάνεται το αρχείο με την τράπεζα των ερωτήσεων του μαθήματος. Στο αρχείο αυτό έχουμε το question_id, την ερώτηση, τη θεματική ενότητα που ανήκει και το κεφάλαιο από το οποίο αντλήθηκε. Οι πληροφορίες αυτές θα χρησιμοποιηθούν αργότερα για την εξαγωγή συμπερασμάτων και συστάσεων.

	A	B	C	D
1	Question id	Questions	Conceptname	Chapter
2	1	[0.4/4] Cache direct mapped	Cache mapping	4.3
3	2	[0.4/4] Cache set associative 2	Cache mapping	4.3
4	3	[0.4/4] Chip	Microelectronics	1.2
5	4	[0.4/4] CISC_RISC επηρεάζουν CPI	Processor performance	2.4
6	5	[0.4/4] Εσωτερική δομή CPU	CPU structure	1.1
7	6	[0.4/4] Κεφ1 CISC_RISC	ARM architecture	1.6
8	7	[0.4/4] Κεφ1 IaaS (α)	Cloud computing	1.7

Εικόνα 11 Δεδομένα αρχείου Ερωτήσεων

- **Μαθησιακά Αντικείμενα (Concepts) :** Περιλαμβάνεται το αρχείο με τα θεματικές ενότητες στις οποίες ανήκουν τα θέματα τα οποία εξετάζονται οι φοιτητές.

	A	B
1	Concept id	Concept name
2	1	Cache mapping
3	2	Microelectronics
4	3	Processor performance
5	4	CPU structure
6	5	ARM architecture
7	6	Cloud computing

Εικόνα 12 Θεματικές Ενότητες Μαθήματος

- **Αρχεία Εξετάσεων :** Περιλαμβάνονται τα αρχεία με τις ερωτήσεις που δόθηκαν σε κάθε εξέταση με τις απαντήσεις των φοιτητών. Σε κάθε αρχείο εξέτασης έχουμε την πληροφορία για το εάν απάντησε σωστά ή λάθος στην ερώτηση. Οι ερωτήσεις ενδέχεται να έχουν και αρνητική βαθμολογία.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	AS	AT	AU	AV	AW	AX	AY	AZ	BA	BB	BC	BD	BE	BF	BG	BH	BI	BJ	BK	BL	BM	BN	BO	BP	BQ	BR	BS	BT	BU	BV	BW	BX	BY	BZ	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CJ	CK	CL	CM	CN	CO	CP	CQ	CR	CS	CT	CU	CV	CW	CX	CY	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG</
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	------

4.2 Κατασκευή Dataset

Από τα παραπάνω αρχεία προκειμένου να δημιουργήσουμε ένα επεξεργάσιμο dataset υλοποιήθηκε ένα python script το οποίο έκανε την απαραίτητη αντιστοίχιση στις τιμές όπου απαιτούνταν. Για την ανάγνωση του excel χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη openpyxl που επιτρέπει την ανάγνωση και την εγγραφή αρχείων Excel και φυσικά η βιβλιοθήκη pandas η οποία μας δίνει αρκετά εργαλεία για την διαχείριση των δεδομένων όπως φιλτράρισμα, ταξινόμηση και αντιστοίχιση.

Μετά το pre-processing το τελικό dataset που προέκυψε έχει τις εξής στήλες:

- **UserId** (ή studentID) – ανωνυμοποιημένο, βασίζεται στο username στα αρχεία των εξετάσεων
- **QuestionID** – Ο μοναδικός κωδικός ID της ερώτησης
- **QuestionTitle** – Ο τίτλος της ερώτησης
- **Chapter** – Το κεφάλαιο στο οποίο αναφέρεται η ερώτηση
- **ConceptID** – Το concept id που αντιστοιχεί στην ερώτηση με το κανονικό id
- **ConceptName** – Το μαθησιακό αντικείμενο στο οποίο ανήκει η συγκεκριμένη ερώτηση
- **Response** – Εδώ αποθηκεύουμε την απάντηση που έδωσε ο φοιτητής στην συγκεκριμένη ερώτηση. Οι τιμές που δέχεται είναι 1 αν ο βαθμός είναι μεγαλύτερος του μηδενός, 0 εάν ο βαθμός είναι μικρότερος του μηδενός και κενό εάν ο φοιτητής δεν απάντησε στην ερώτηση αυτή.
- **EndTimestamp** – η χρονική στιγμή που ο φοιτητής απάντησε την ερώτηση. Το συγκεκριμένο πεδίο το χρειαζόμαστε προκειμένου να υπάρχει η ακολουθία των ερωτήσεων και μπορεί να μας δείξει τις περιπτώσεις εξέλιξης δηλαδή εάν ο φοιτητής συμμετείχε σε παραπάνω από μία εξεταστικές περιόδους.

Παρακάτω ακολουθεί ένα παράδειγμα για το πώς θα δείχνει το τελικό dataset σύμφωνα με τις παραπάνω πληροφορίες.

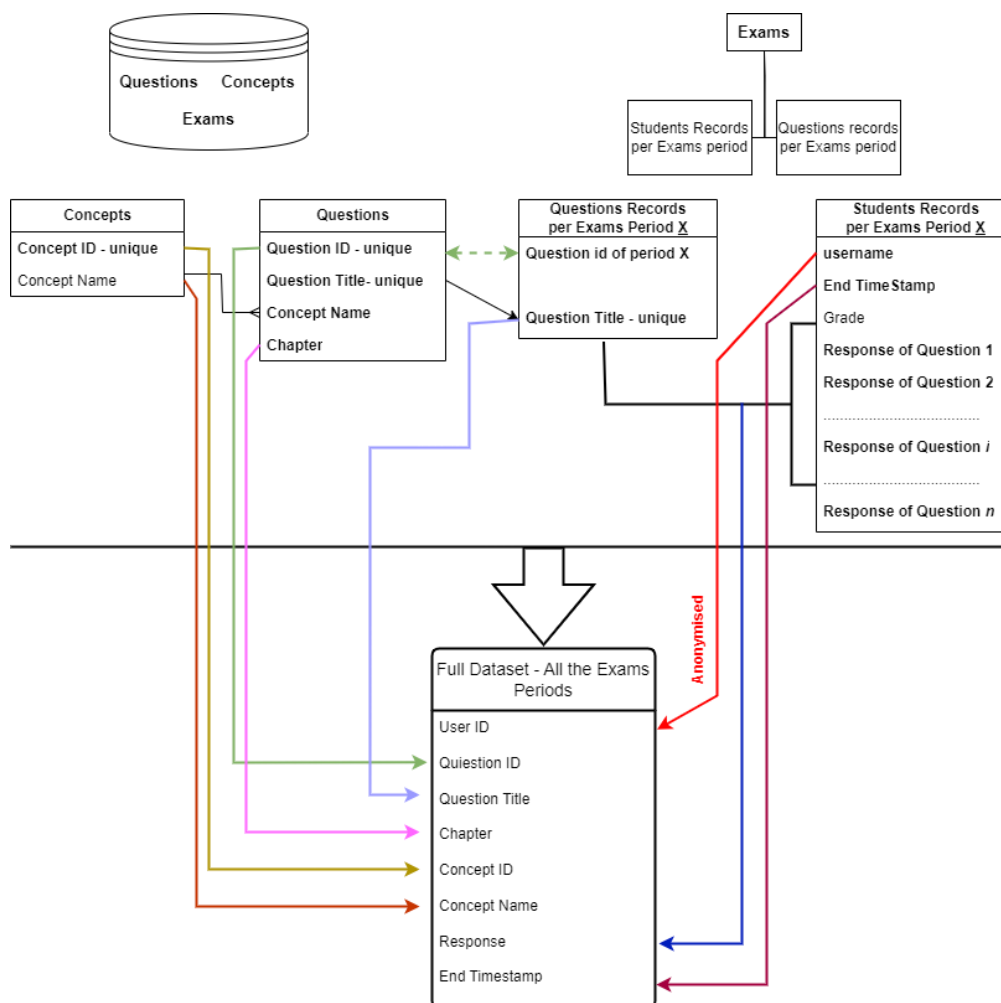
StudentId	QuestionId	QuestionTitle	Chapter	ConceptId	ConceptName	Response	EndTimestamp
10	1	[0.4/4] Cache direct mapped	4.3	1	Cache mapping	1	16 June 2021 12:16 PM
10	5	[0.4/4] Εσωτερική δομή CPU	1.1	4	CPU structure	0	16 June 2021 12:24 PM
10	8	[0.4/4] Κεφ1 IaaS (β)	1.7	6	Cloud computing		16 June 2021 12:43 PM
11	20	[0.4/4] Κεφ1 Τρανζίστορ (1)	1.3	7	History	0	16 June 2021 12:33 PM
11	23	[0.4/4] Κεφ1 Τρίτη γενιά υπολογιστών (β)	1.3	7	History	0	16 June 2021 12:41 PM
11	14	[0.4/4] Κεφ1 Γενιές υπολογιστών (2)	1.3	7	History	1	16 June 2021 12:44 PM
11	5	[0.4/4] Εσωτερική δομή CPU	1.1	4	CPU structure	1	16 June 2021 12:45 PM

Ορισμένα πεδία λόγω του γεγονότος ότι τα δεδομένα που λήφθηκαν έγιναν εξαγωγή από το moodle αντιστοιγήθηκαν μεταξύ τους μέσω λεκτικής πληροφορίας και όχι μέσω κάποιου μοναδικού κωδικού.

Ο κώδικας που παράγει το dataset μπορεί να δέχεται τα αρχεία που εξάγονται από το moodle και στην ουσία να παράγει τα τελικά αρχεία τα οποία είναι στην μορφή εκείνη που μπορεί να γίνει απευθείας εισαγωγή στην βάση δεδομένων η δομή της οποίας περιγράφεται στην επόμενη ενότητα.

4.3 Σχεδιασμός και Κατασκευή Βάσης Δεδομένων

Η βάση δεδομένων κατασκευάστηκε σε mysql. Η δομή της βάσης όπως προκύπτει από το dataset που έχουμε αλλά και τις ανάγκες της εφαρμογής απεικονίζεται στο παρακάτω σχεδιάγραμμα:



Εικόνα 15 Αρχιτεκτονική Βάσης Δεδομένων

Η βάση δεδομένων που προέκυψε είναι η εξής :

Concepts: id, name, created_at, updated_at

Questions: id, concept_id, title, description, chapter, created_at, updated_at

Students: id, group, name, username, email, email_verified, password, remember_token, created_at, updated_at

Test_answers: id, test_id, question_id, question_answer, created_at, updated_at

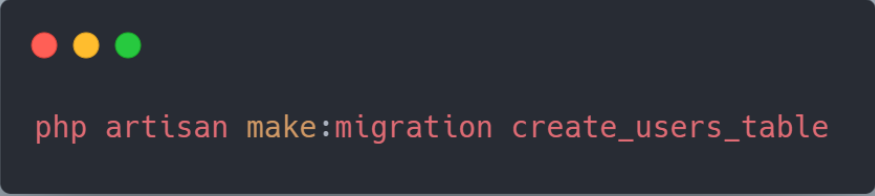
Test_results: id, test_id, question_id, probability, created_at, updated_at

Tests: `id`, `student_id`, `created_at`, `updated_at`

Στην Laravel η δημιουργία της βάσης δεδομένων γίνεται μέσα από το σύστημα των migrations που διαθέτει.

Τα migrations στην Laravel είναι ένας τρόπος διαχείρισης της δομής της βάσης δεδομένων της εφαρμογής. Αποτελούν μέρος του ορισμού της σχεδίασης της βάσης δεδομένων σε κώδικα PHP, επιτρέποντας τη δημιουργία, την τροποποίηση και να διαγράψεις πίνακες βάσης δεδομένων με μια πιο δομημένη και ελεγχόμενη διαδικασία. Αυτό επιτρέπει την εύκολη μεταφορά, διαχείριση και εφαρμογή αλλαγών στη δομή της βάσης δεδομένων μεταξύ διαφορετικών περιβαλλόντων ανάπτυξης.

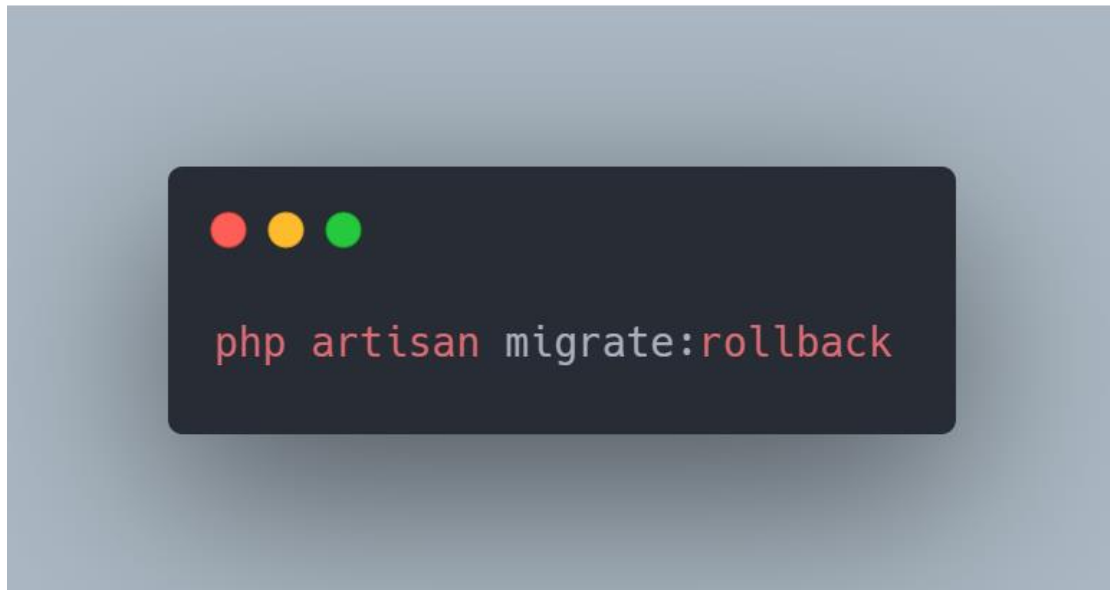
Η δημιουργία ενός migration γίνεται μέσα από την γραμμή εντολών και από το εργαλείο artisan της Laravel. Έτσι για παράδειγμα για την δημιουργία ενός πίνακα που θα ονομάζεται users μπορούμε να τρέξουμε το παρακάτω migration:



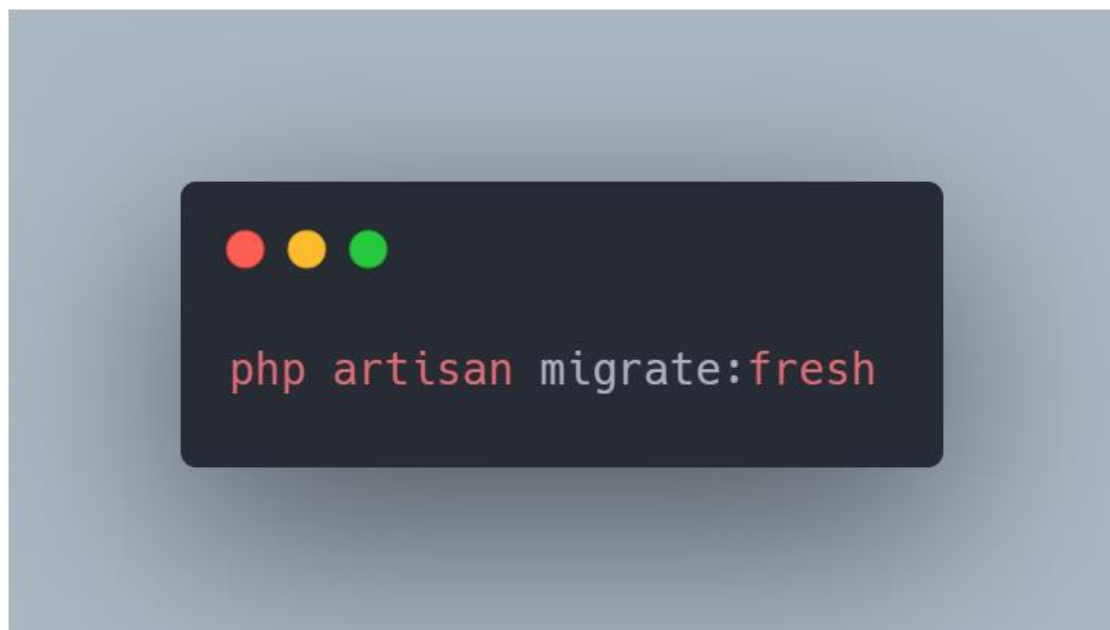
```
php artisan make:migration create_users_table
```

Αυτό θα δημιουργήσει ένα νέο αρχείο migration στον κατάλογο database/migrations με ένα timestamp στο όνομά του για να καθορίζει τη σειρά εκτέλεσης.

Εάν θέλουμε να αναιρέσουμε τις αλλαγές που έγιναν με ένα ή περισσότερα migrations, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την παρακάτω εντολή :

A terminal window with a dark background and three colored window control buttons (red, yellow, green) at the top left. The text 'php artisan migrate:rollback' is displayed in a light-colored monospace font.

Εάν θέλουμε να αναιρέσουμε όλα τα migrations τότε μπορούμε να τρέξουμε την παρακάτω εντολή η οποία θα επαναφέρει την βάση στην αρχική της μορφή:

A terminal window with a dark background and three colored window control buttons (red, yellow, green) at the top left. The text 'php artisan migrate:fresh' is displayed in a light-colored monospace font.

4.4 Εισαγωγή Δεδομένων

Η διαδικασία της εισαγωγής των δεδομένων στην εφαρμογή που αναπτύχθηκε έγινε μέσω της υλοποίησης κώδικα ο οποίος αναλαμβάνει τη διαδικασία αυτή.

Συγκεκριμένα στην Laravel η διαδικασία αυτή υλοποιείται από τους database seeders.

Οι Database Seeders στη Laravel είναι κλάσεις που επιτρέπουν την εύκολη προσθήκη δεδομένων στη βάση δεδομένων σου για δοκιμαστικούς σκοπούς ή για αρχική ρύθμιση της

εφαρμογής σου. Αυτά τα δεδομένα μπορεί να περιλαμβάνουν τα αρχικά στοιχεία ρυθμίσεων που η εφαρμογή χρειάζεται για να λειτουργήσει ή δεδομένα δοκιμής για να δοκιμάσεις την εφαρμογή σου κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης.

Για την δική μας εφαρμογή αναπτύξαμε δύο database seeders οι οποίοι ενημερώνουν με τα δεδομένα του dataset τους πίνακες questions και concepts.

4.4.1 *ConceptSeeder*

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ο κώδικας του Seeder για τα concepts. Στον seeder αυτό με την βοήθεια του πακέτου simpleExcel το οποίο μπορεί να διαβάσει ένα αρχείο excel εισάγουμε από το dataset τα concepts στη βάση.



```
<?php

namespace Database\Seeders;

use App\Models\Concept;
use Illuminate\Database\Seeder;
use Spatie\SimpleExcel\SimpleExcelReader;

class ConceptSeeder extends Seeder
{
    /**
     * Run the database seeds.
     */
    public function run(): void
    {
        // Read the Excel file and create a new concept for each
        $excelFile = database_path('data/concepts.xlsx');

        $rows = SimpleExcelReader::create($excelFile)->getRows();
        $rows->each(function (array $row) {
            Concept::create([
                'id' => $row['Concept_id'],
                'name' => $row['Concept_name'],
            ]);
        });
    }
}
```

Επίσης αξίζει να σημειώσουμε πόσο ευανάγνωστος είναι ο κώδικας που γράφουμε στο Laravel Framework.

4.4.2 *QuestionSeeder*

Ο Seeder αυτός κάνει την πιο βαριά δουλειά μιας και εισάγει τα υπόλοιπα δεδομένα του dataset. Η υλοποίησή του μοιάζει με την υλοποίηση του προηγούμενου με τις εξής διαφορές:

```
$concepts = Concept::all()
            ->pluck('id', 'name')
            ->toArray();

// Read the Excel file and create a new question for each row
$excelFile = database_path('data/questions.xlsx');

$rows = SimpleExcelReader::create($excelFile)->getRows();
$rows->each(function (array $row) use ($concepts) {
    Question::create([
        'id'           => $row['Question_id'],
        'concept_id'  => $concepts[$row['Concept_name']],
        'title'       => $row['Questions'],
        'chapter'     => $row['Chapter'],
    ]);
});
```

Στο παραπάνω κομμάτι κώδικα παρατηρούμε ότι φορτώνουμε όλα τα concepts και στη συνέχεια σε κάθε ερώτηση την οποία διαβάζουμε από το excel κάνουμε την απαραίτητη αντιστοίχιση. Επειδή όπως προαναφέραμε για τα concepts δεν έχουμε κάποιο μοναδικό id μεταξύ των δύο dataset η αντιστοίχιση γίνεται μέσω του concept name.

Επίσης εδώ να σημειώσουμε πώς η Laravel περιλαμβάνει δικούς της μηχανισμούς ασφαλείας για ακεραιότητα των δεδομένων και διασφάλιση πώς δεν πρόκειται να γίνει κάποια κακόβουλη προσπάθεια.

Στην παρακάτω εικόνα παρατίθεται ο κώδικας με τον οποίο γίνονται εισαγωγή οι ερωτήσεις στην βάση δεδομένων.

```
$questions = Question::all()
    ->keyBy('title');

// Read the XML file and update the question with the description and the possible answers
$xmlFile = database_path('data/question_answers.xml');

$xml = new XMLReader;
$xml->open($xmlFile);

// Loop through the XML elements
while ($xml->read()) {
    if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'question' && $xml->
    >getAttribute('type') === 'multichoice') {
        $name = '';
        $description = '';
        $answers = [];

        while ($xml->read()) {
            if ($xml->nodeType === XMLReader::END_ELEMENT && $xml->name === 'question') {
                $question = $questions->get($name);

                // Update the question with the description and the possible answers
                $question->description = $description;
                $question->save();
                $question->answers()->createMany($answers);

                break;
            }
        }

        // Name
        if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'name') {
            while ($xml->read()) {
                if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'text') {
                    $name = $xml->readString();

                    continue 2;
                }
            }
        }

        // Text
        if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'questiontext') {
            while ($xml->read()) {
                if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'text') {
                    $description = $xml->readString();

                    continue 2;
                }
            }
        }

        // Answers
        if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'answer') {
            $fraction = $xml->getAttribute('fraction');
            while ($xml->read()) {
                if ($xml->nodeType === XMLReader::ELEMENT && $xml->name === 'text') {
                    $answers[] = [
                        'title' => $xml->readString(),
                        'fraction' => (int) $fraction,
                    ];

                    continue 2;
                }
            }
        }
    }
}
```

Η εισαγωγή των δεδομένων ανεξαρτήτως μεγέθους του αρχείου γίνεται σε λίγα δευτερόλεπτα.

5

Ανάπτυξη Λογισμικού

Εδώ θα περιγράψουμε το κύριο κομμάτι της διπλωματικής μας, που είναι στην ουσία η ανάπτυξη μεθόδων και αλγορίθμων για την επίλυση του προβλήματος που ορίσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

5.1 Περιγραφή εφαρμογής

Η εφαρμογή αποτελείται από δύο σημεία. Το πρώτο σημείο είναι το περιβάλλον του διαχειριστή ο οποίος μπορεί να βλέπει πληροφορίες για τα εξεταζόμενα μαθήματα, τις ερωτήσεις και τις θεματικές ενότητες. Επίσης μπορεί να βλέπει τους φοιτητές της πλατφόρμας καθώς επίσης και την απόδοσή τους.

Η δεύτερη ενότητα της εφαρμογής είναι το σημείο σύνδεσης του φοιτητή σε αυτήν. Ο φοιτητής αφού συνδεθεί με τους κωδικούς του στην εφαρμογή μπορεί να λάβει μέρος σε μία εξέταση ενός μαθήματος.

Το τεστ δημιουργείται δυναμικά και οι ερωτήσεις εμφανίζονται ανάλογα με τις απαντήσεις που δίνει στην κάθε προηγούμενη ερώτηση.

Στο τέλος των δέκα ερωτήσεων κάνουμε μία τελευταία κλήση στο API και μας επιστρέφονται οι θεματικές ενότητες τις οποίες συστήνουμε στον φοιτητή να διαβάσει προκειμένου να ενισχύσει τις γνώσεις του στο συγκεκριμένο μάθημα.

Τέλος ο φοιτητής έχει δύο προσπάθειες για την συγκεκριμένη εξέταση. Ο λόγος που ορίσαμε τον αριθμό των προσπαθειών σε δύο είναι αφενός γιατί το πλήθος των διαθέσιμων ερωτήσεων είναι συγκεκριμένο και πεπερασμένο επομένως εάν το πλήθος των προσπαθειών ήταν μεγαλύτερο από ένα σημείο και μετά θα απαντούσε στις ίδιες ερωτήσεις και αφετέρου θέλουμε να δούμε την βελτίωσή του μεταξύ των δύο εξετάσεων.

5.2 Ενσωμάτωση μοντέλου μηχανικής μάθησης

Η εφαρμογή που έχει αναπτυχθεί συνδέεται με ένα API το οποίο είναι υλοποιημένο σε flask και στην ουσία μας επιτρέπει την αμφίδρομη επικοινωνία με το μοντέλο της μηχανικής μάθησης που έχει υλοποιηθεί.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ο κώδικας στο flask[20] ο οποίος μας επιστρέφει την επόμενη ερώτηση που θα υποβάλλουμε στον φοιτητή και θα εξαρτηθεί από το ποια ήταν η προηγούμενη ερώτηση και τι απάντηση έδωσε

```
@app.route('/nextq', methods=['POST'])
def next_question():
    """Receives a list by POST method and responds with another
    list."""
    question_list_str = request.form['qlist']
    response_list_str = request.form['rlist']
    question_list_data = string_to_list(question_list_str)
    response_list_data = string_to_list(response_list_str)
    print(question_list_data, response_list_data)
    next_q = question_list_data[0] * 2 # Change this!
    return str(next_q)
```

Στην επόμενη εικόνα βλέπουμε τον κώδικα ο οποίος μας επιστρέφει σε μορφή JSON τις συστάσεις για τον συγκεκριμένο φοιτητή ανάλογα με τις ερωτήσεις που απάντησε και φυσικά το πόσες από αυτές ήταν σωστές και πόσες λάθος.

```
@app.route('/recommend', methods=['POST'])
def recommend():
    """Receives a list by POST method and responds with another
    list."""
    question_list_str = request.form['qlist']
    response_list_str = request.form['rlist']
    question_list_data = string_to_list(question_list_str)
    response_list_data = string_to_list(response_list_str)
    print(question_list_data, response_list_data)
    kc_list = [item * 2 for item in question_list_data] # Change this!
    prob_list = [0.5] * len(kc_list) # Change this!
    return jsonify({"kc":kc_list, "prob":prob_list})
    return jsonify({"kc": kc_list, "prob": prob_list})
```

Το API αποτελεί ένα από τα πιο σημαντικά στοιχεία της εφαρμογής καθώς δίνει τη δυνατότητα αξιοποίησης του μοντέλου της μηχανικής μάθησης μέσω της εφαρμογής που έχει αναπτυχθεί.

Επίσης δίνει τη δυνατότητα στους χρήστες σε περίπτωση που το επιθυμούν να αναπτύξουν τις δικές τους εφαρμογές οι οποίες να κάνουν χρήση των λειτουργιών του API.

Στον παρακάτω πίνακα βλέπουμε τα διαθέσιμα endpoints και την μέθοδο με την οποία μπορούμε να τα καλέσουμε :

Method	API Endpoint
POST	http://195.251.122.101:5000/nextq
POST	http://195.251.122.101:5000/recommend

Μέσα από την εφαρμογή Postman μπορούμε να κάνουμε δοκιμαστικές κλήσεις στο API και να ελέγξουμε την ορθή λειτουργία του. Στην παρακάτω εικόνα βλέπουμε τις απαντήσεις που παίρνουμε κάνοντας δύο διαδοχικές κλήσεις στα αντίστοιχα endpoints.

Και τα δύο endpoints δέχονται σαν παραμέτρους δύο πίνακες όπου ο πρώτος περιλαμβάνει τα ids των ερωτήσεων ενώ ο δεύτερος πίνακας περιλαμβάνει εάν οι απαντήσεις του είναι σωστές ή λάθος.

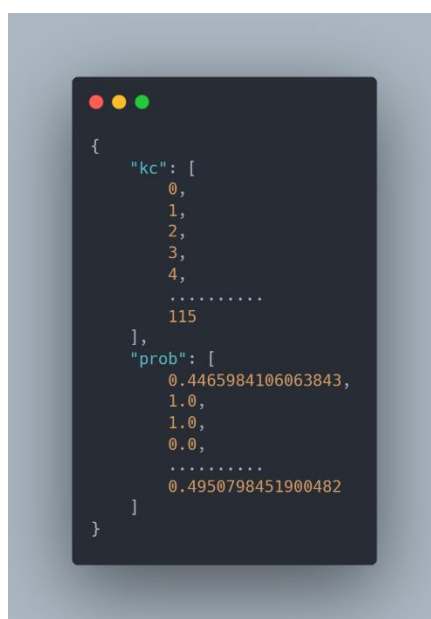
POST <http://195.251.122.101:5000/nextq>

Μας επιστρέφει το id της επόμενης ερώτησης την οποία θα υποβάλουμε στον φοιτητή.

POST <http://195.251.122.101:5000/recommend>

Μας επιστρέφει σε μορφή json όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα την λίστα των διαθέσιμων ερωτήσεων καθώς και την πιθανότητα να απαντήσει σωστά σε αυτές. Για να λειτουργήσει χρειάζεται να στείλουμε δέκα ερωτήσεις και δέκα απαντήσεις αντίστοιχα.

Η πλατφόρμα στη συνέχεια ταξινομεί σε αύξουσα σειρά τις τιμές αυτές μιας και θέλουμε να προτείνουμε στο φοιτητή να διαβάσει τα σημεία στα οποία είναι αδύναμος.



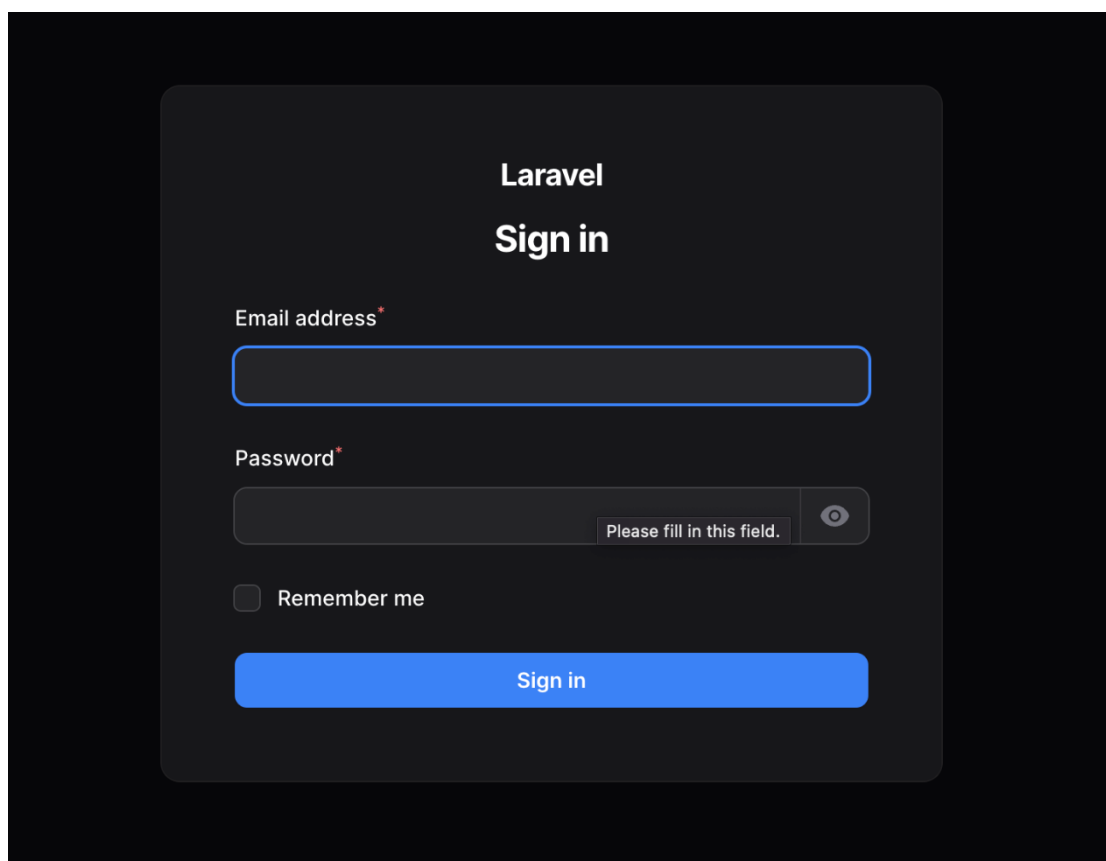
5.3 Διαχειριστικό Περιβάλλον της Εφαρμογής

Σε αυτή την ενότητα θα περιγράψουμε το διαχειριστικό περιβάλλον της εφαρμογής βήμα προς βήμα. Ως url ενδεικτικά θα χρησιμοποιηθεί το <http://dk-practice.test>. Επίσης όπου απαιτείται θα παραθέτουμε κομμάτια κώδικα ή εντολές. Ο κώδικας της εφαρμογής θα βρίσκεται στο github της σχολής και θα είναι προσπελάσιμος προς όλους.

Το διαχειριστικό περιβάλλον υλοποιήθηκε σε Laravel[15] κάνοντας χρήση του πακέτου Filament[17] το οποίο όπως αναφέραμε μας βοηθάει να υλοποιούμε πίνακες διαχείρισης εύκολα και γρήγορα.

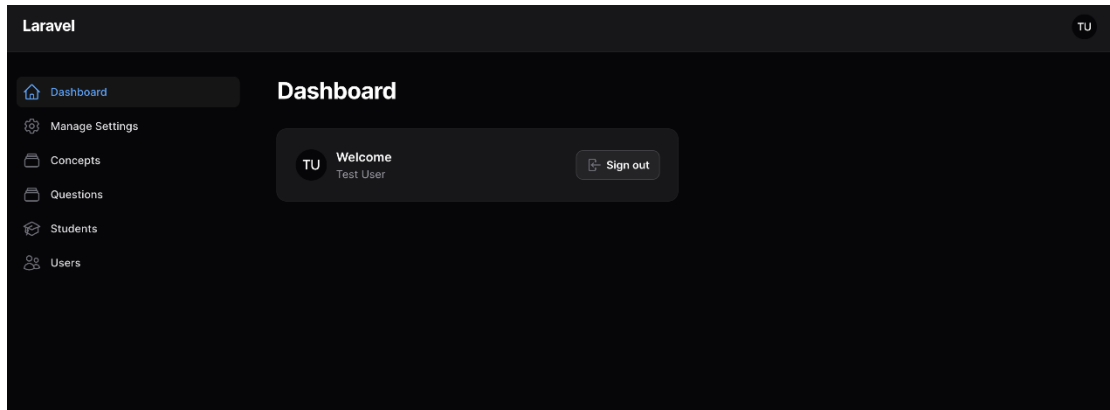
Ο διαχειριστής συνδέεται στην εφαρμογή μέσα από την παρακάτω διαδρομή

<http://dk-practice.test/admin>



Εικόνα 16 Σύνδεση Διαχειριστή στην εφαρμογή

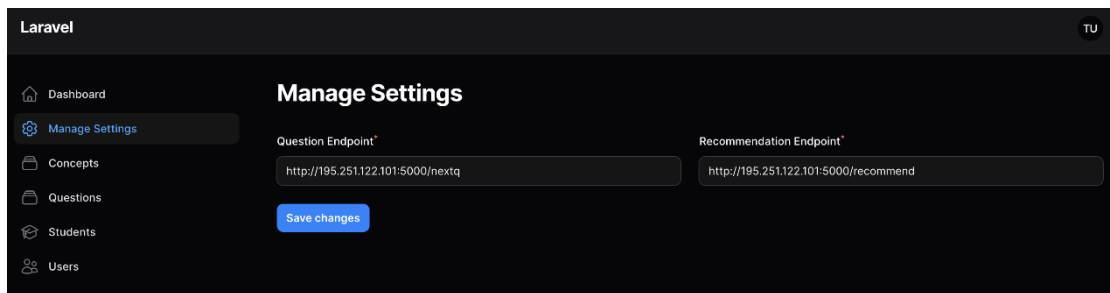
Αφού συμπληρώσουμε τα στοιχεία σύνδεσης μεταφερόμαστε στην κεντρική σελίδα της εφαρμογής στην οποία βλέπουμε τις διαθέσιμες επιλογές που έχουμε όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 17 Κεντρική Σελίδα Διαχείρισης

Ένα από τα πλεονεκτήματα του filament και της Laravel είναι πώς το κεντρικό περιβάλλον διαχείρισης είναι χτισμένο με components τα οποία μπορούμε εύκολα να εμφανίσουμε στην αρχική σελίδα και να δώσουμε στον χρήστη την πληροφορία που επιθυμούμε.

Ο χρήστης κάνοντας κλικ στην επιλογή **Manage Settings** μεταβαίνει στην παρακάτω ενότητα στην οποία μπορεί να διαχειριστεί καθολικά τις ρυθμίσεις της εφαρμογής.



Εικόνα 18 Διαχείριση Ρυθμίσεων Εφαρμογής

Η διαχείριση των ρυθμίσεων της εφαρμογής γίνεται μέσα από το πακέτο Spatie Settings. Η εντολή εγκατάστασής του είναι μέσω του composer όπως άλλωστε ισχύει και για τα υπόλοιπα πακέτα. Συγκεκριμένα:



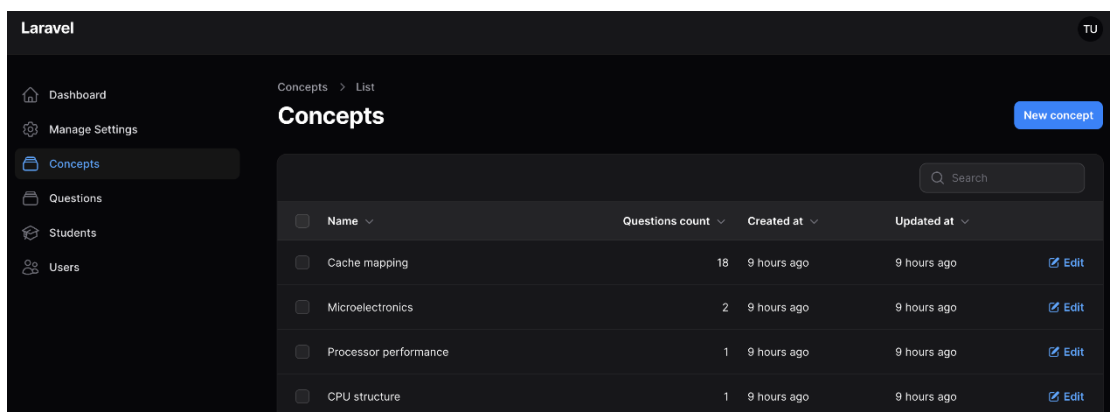
Το πακέτο αυτό μας δίνει τη δυνατότητα μέσω command line να δημιουργούμε ρυθμίσεις οι οποίες έχουν καθολική εμβέλεια και μπορούν να είναι προσπελάσιμες από όλη την εφαρμογή.

Παρακάτω φαίνονται οι εντολές που πρέπει να δώσουμε για την δημιουργία ρυθμίσεων στην εφαρμογή μας. Μπορούμε να δημιουργήσουμε όσες ρυθμίσεις θέλουμε και να τις ταξινομήσουμε σε γκρουπ ανάλογα με την χρήση τους.

```
php artisan make:setting GeneralSettings --group=general
php artisan make:settings GeneralSettings
php artisan migrate
```

Από το παραπάνω αυτό απλό πακέτο βλέπουμε τη δυναμικότητα της Laravel η οποία ακόμα και για τις πιο απλές λειτουργίες παρέχει λύσεις οι οποίες είναι δοκιμασμένες ως προς τη λειτουργικότητά τους.

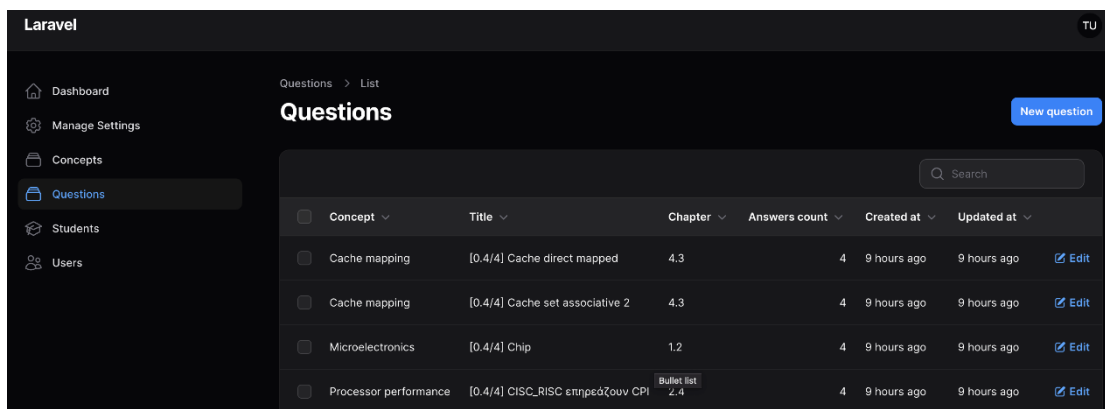
Κάνοντας κλικ στην επιλογή **Concepts** η εφαρμογή εμφανίζει τις αντίστοιχες θεματικές ενότητες των εξετάσεων όπως αυτές έχουν εισαχθεί παραπάνω από τον αντίστοιχο Seeder.



Εικόνα 19 Διαχείριση των Concepts

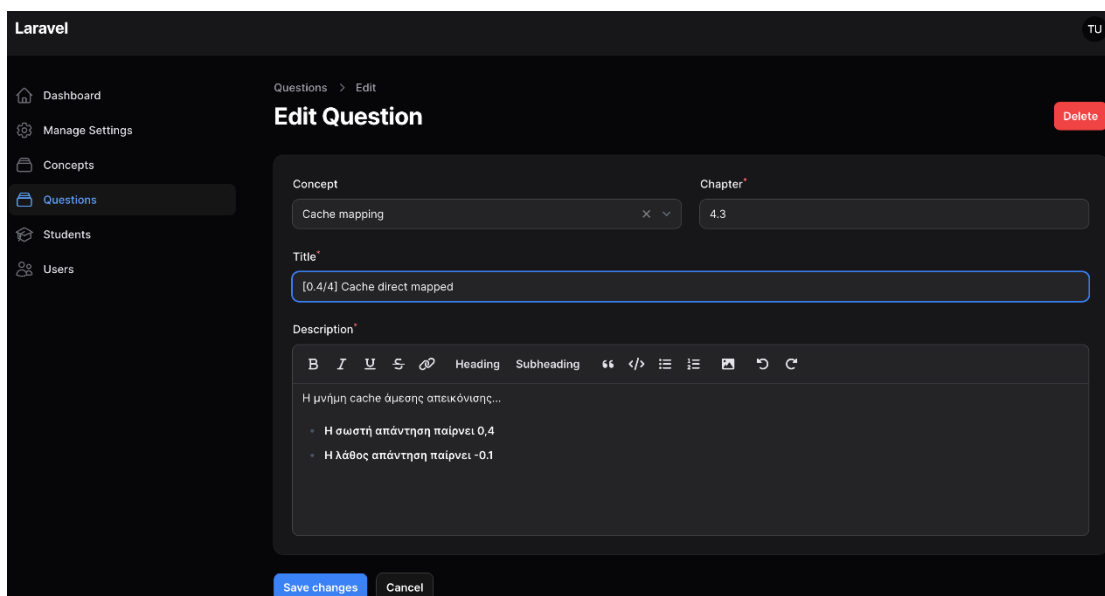
Ο διαχειριστής μπορεί να δει τα διαθέσιμα concepts , να επεξεργαστεί κάποιο από αυτά ή και να δημιουργήσει κάποιο καινούριο. Επίσης μπορεί να αναζητήσει κάποιο απλά πληκτρολογώντας κάποιον όρο αναζήτησης στο αντίστοιχο πεδίο.

Ο διαχειριστής κάνοντας κλικ στην επιλογή **Questions** βλέπει τις ερωτήσεις οι οποίες μπήκαν στην πλατφόρμα με τον αντίστοιχο seeder όπως περιγράφηκε παραπάνω.



Εικόνα 20 Διαχείριση των ερωτήσεων

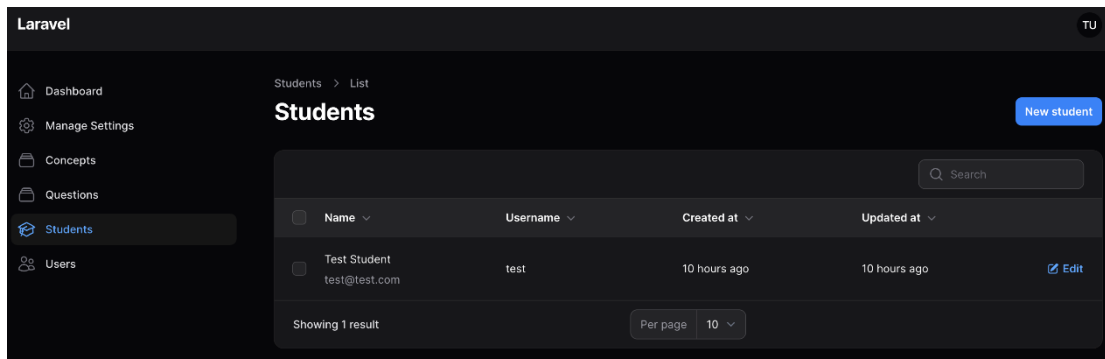
Κάνοντας κλικ στην επιλογή **Edit** που βρίσκεται δίπλα από κάθε μία ερώτηση μπορούμε να δούμε και να τροποποιήσουμε τα στοιχεία της όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 21 Επεξεργασία Ερώτησης

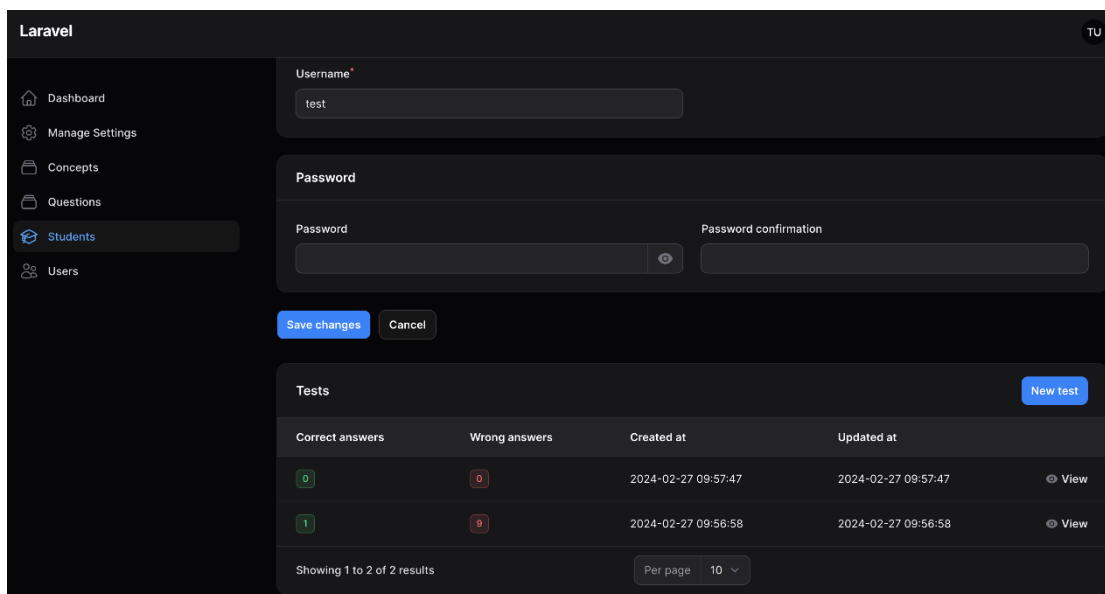
Η επεξεργασία μια ερώτησης πρέπει να γίνεται με προσοχή καθώς ενδέχεται να επηρεάσει τα αποτελέσματα των τεστ

Η επιλογή **Students** από το menu μας οδηγεί στην παρακάτω εικόνα στην οποία βλέπουμε μία λίστα με όλους τους φοιτητές της πλατφόρμας, τους οποίους μπορούμε αντίστοιχα όπως και παραπάνω να τους αναζητήσουμε.



Εικόνα 22 Διαχείριση Φοιτητών Εφαρμογής

Κάνοντας κλικ στην επιλογή **edit** βλέπουμε την καρτέλα του φοιτητή στην οποία από κάτω εμφανίζονται τα διαθέσιμα τεστ τα οποία έχει πραγματοποιήσει όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



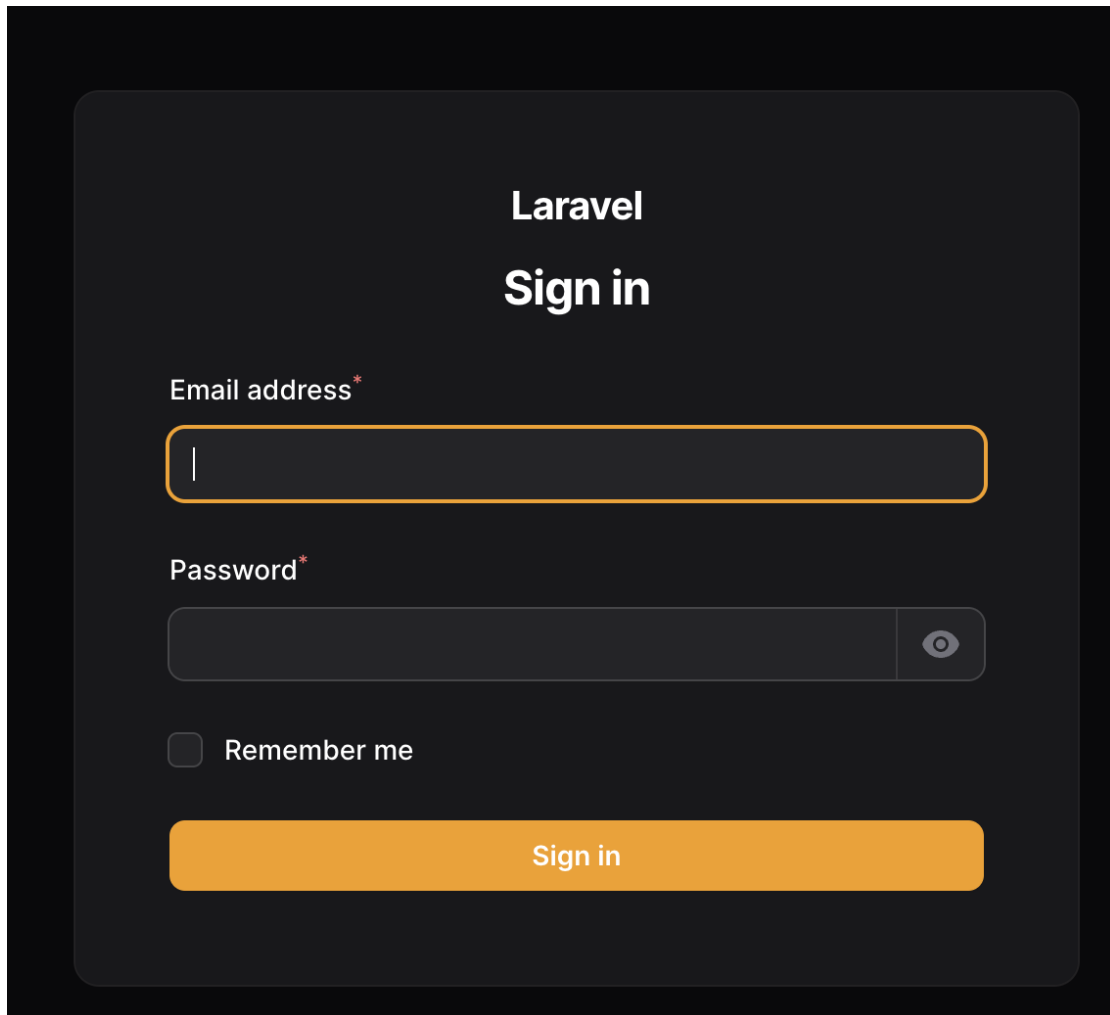
Εικόνα 23 Διαχείριση Καρτέλας Φοιτητή

Η τελευταία επιλογή που είναι διαθέσιμη για τον διαχειριστή είναι η διαχείριση των στοιχείων του προφίλ του. Αυτό μπορεί να πραγματοποιηθεί μέσα από την επιλογή **Users** όπου του εμφανίζεται αντίστοιχα η φόρμα με τα στοιχεία του λογαριασμού στην οποία μπορεί να ενημερώσει το email του και τον κωδικό του.

Ο φοιτητής εισέρχεται στην εφαρμογή πληκτρολογώντας την παρακάτω διεύθυνση:

<http://dk-practice.test/student/>

Αντίστοιχα με το διαχειριστικό περιβάλλον του εμφανίζεται η φόρμα για σύνδεση στην εφαρμογή στην οποία πρέπει να εισάγει το όνομα χρήστη και τον κωδικό του. Σε περίπτωση που υποστηρίζεται υπάρχει δυνατότητα διασύνδεσης με κάποιον μηχανισμό αυθεντικοποίησης του ιδρύματος όπως SSO.



Laravel
Sign in

Email address*

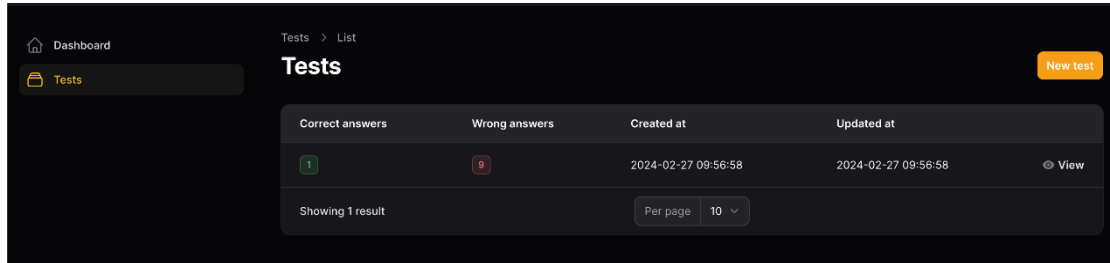
Password*

Remember me

Sign in

Εικόνα 24 Φόρμα Εισόδου Φοιτητή

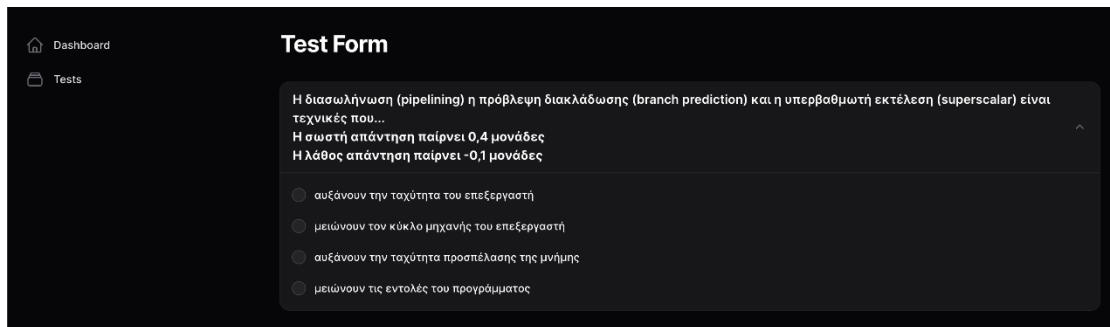
Ο φοιτητής αφού πληκτρολογήσει σωστά τα στοιχεία του μπορεί να κάνει κλικ στην ενότητα **Tests** και να ξεκινήσει να πραγματοποιεί μία από τις δύο εξετάσεις που όπως είπαμε παραπάνω, του επιτρέπει το σύστημα. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ο πίνακας των τεστ που έχει συμπληρώσει ο φοιτητής.



Correct answers	Wrong answers	Created at	Updated at	
1	9	2024-02-27 09:56:58	2024-02-27 09:56:58	View

Εικόνα 25 Εμφάνιση Διαθέσιμων Τεστ

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η φόρμα του τέστ και συγκεκριμένα μία ερώτηση με τις αντίστοιχες πιθανές απαντήσεις.



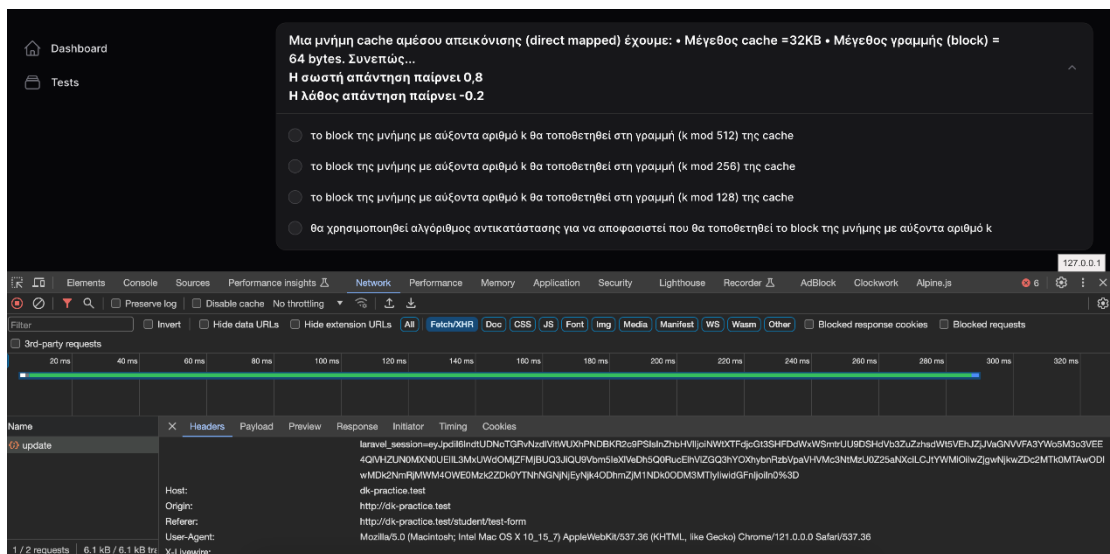
Η διασωλήνωση (pipelining) ή πρόβλεψη διακλάδωσης (branch prediction) και η υπερβαθμωτή εκτέλεση (superscalar) είναι τεχνικές που...

Η σωστή απάντηση παίρνει 0,4 μονάδες
Η λάθος απάντηση παίρνει -0,1 μονάδες

- αυξάνουν την ταχύτητα του επεξεργαστή
- μειώνουν τον κύκλο μηχανής του επεξεργαστή
- αυξάνουν την ταχύτητα προσπέλασης της μνήμης
- μειώνουν τις εντολές του προγράμματος

Εικόνα 26 Φόρμα Εξέτασης

Ο φοιτητής με το που επιλέξει μία απάντηση τότε η εφαρμογή στέλνει ένα request στο API και εμφανίζει την επόμενη ερώτηση που πρέπει να απαντήσει ο φοιτητής. Στην παρακάτω εικόνα μπορούμε να δούμε το request αυτό το οποίο γίνεται μέσα από τη livewire.



Μια μνήμη cache αμέσου απεικόνισης (direct mapped) έχουμε: • Μέγεθος cache =32KB • Μέγεθος γραμμής (block) = 64 bytes. Συνεπώς...

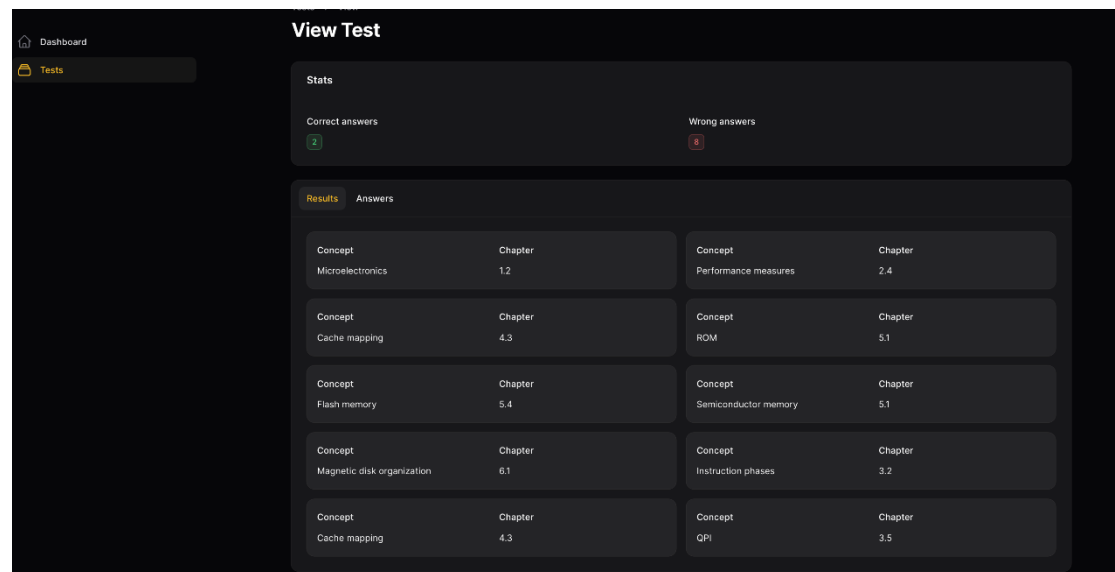
Η σωστή απάντηση παίρνει 0,8
Η λάθος απάντηση παίρνει -0,2

- το block της μνήμης με αυξόντα αριθμό k θα τοποθετηθεί στη γραμμή (k mod 512) της cache
- το block της μνήμης με αυξόντα αριθμό k θα τοποθετηθεί στη γραμμή (k mod 256) της cache
- το block της μνήμης με αυξόντα αριθμό k θα τοποθετηθεί στη γραμμή (k mod 128) της cache
- θα χρησιμοποιηθεί αλγόριθμος αντικατάστασης για να αποφασιστεί που θα τοποθετηθεί το block της μνήμης με αυξόντα αριθμό k

Network tab details:
Name: update
Host: dk-practice.test
Origin: http://dk-practice.test
Referer: http://dk-practice.test/student/test-form
User-Agent: Mozilla/5.0 (Macintosh; Intel Mac OS X 10_15_7) AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/121.0.0.0 Safari/537.36

Εικόνα 27 Αποστολή Request στο API

Ο φοιτητής αφού απαντήσει και τις δέκα ερωτήσεις μεταβαίνει στην τελευταία σελίδα της εφαρμογής στην οποία βλέπει τις προτάσεις που του κάνει το σύστημα συστάσεων το οποίο βρίσκεται στο API όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 28 Προτάσεις του Συστήματος Συστάσεων

Καταλήγοντας με την περιγραφή της εφαρμογής ο φοιτητής μπορεί να δει πόσες σωστές και πόσες λάθος απαντήσεις έδωσε καθώς και να δει τι απάντησε στο τεστ που του δόθηκε.

5.4 Οδηγίες Εγκατάστασης της Εφαρμογής

Για την εγκατάσταση της εφαρμογής χρειαζόμαστε έναν web server που να υποστηρίζει εκδόσεις PHP 8.X καθώς και μία βάση δεδομένων συμβατή με τη Laravel (προτείνεται η Mysql 5.7).

Στο αρχείο .env το οποίο αποτελεί το config file μιας Laravel εφαρμογή ορίζουμε αρχικά τις απαραίτητες παραμέτρους όπως τα στοιχεία σύνδεσης με τον database server.

Στη συνέχεια επειδή η εφαρμογή χρησιμοποιεί διαφορετικά πακέτα θα πρέπει να τρέξουμε την εντολή **composer install** η οποία θα διασφαλίσει πως τα πακέτα αυτά θα εγκατασταθούν στο περιβάλλον μας. Μετέπειτα θα πρέπει να δοθεί η εντολή **php artisan migrate:fresh --seed** η οποία θα διασφαλίσει ότι η βάση δεδομένων θα εγκατασταθεί και θα περαστούν τα απαραίτητα δεδομένα. Τέλος για το compile της css και την εγκατάσταση javascript βιβλιοθηκών απαιτείται η εκτέλεση της εντολής **npm run dev**.

Αν έχουμε ακολουθήσει τις παραπάνω λειτουργίες τότε η εφαρμογή θα εγκατασταθεί επιτυχώς στο σύστημά μας και θα είναι πλήρως λειτουργική.

6

Επίλογος

6.1 Σύνοψη και συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική επιχειρεί να δείξει τη συνεισφορά των Συστημάτων Συστάσεων στην εκπαίδευση και πώς μπορεί πρακτικά να εφαρμοστούν για την βελτίωση των γνώσεων των φοιτητών. Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε αν και σε πρώιμο στάδιο μπορεί να αποτελέσει έναν καλό οδηγό για την υλοποίηση παρόμοιων μελλοντικών εφαρμογών μηχανικής μάθησης. Επίσης η επιλογή των συγκεκριμένων τεχνολογιών και ο συνδυασμός αυτών μεταξύ τους μπορούν να μας δώσουν χρήσιμα συμπεράσματα για την βελτίωση της εκπαίδευσης αλλά και να αποτελέσουν από μόνα τους εκπαιδευτικό υλικό το οποίο θα ενισχύσει το πρακτικό υπόβαθρο των φοιτητών.

6.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Η εφαρμογή όπως αναφέρθηκε είναι σε πρώιμο στάδιο. Μελλοντικές της επεκτάσεις θα μπορούσε να ήταν η υλοποίηση μιας mobile εφαρμογής η οποία θα έδινε στους χρήστες τη δυνατότητα να εκτελούν τις παραπάνω λειτουργίες μέσα από τη συσκευή τους. Επίσης η δυνατότητα δυναμικής εισαγωγής μαθημάτων θα ήταν μία χρήσιμη λειτουργία όπως και η εκπαίδευση του μοντέλου με νέα δεδομένα.

Επιπλέον η υλοποίηση ενός γενικού API το οποίο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη τρίτων εφαρμογών και τέλος η υλοποίηση περισσότερων αναφορών για την εξαγωγή καλύτερων στατιστικών.

7

Βιβλιογραφία

- [1] Marina Delianidi, Konstantinos Diamantaras, Antonis Sidiropoulos, Georgios Evaggelidis. Educational Recommendation Systems Based on Machine Learning Methods: a Systematic Review
- [2] B. Soulef et. al. 2016. Personalized recommender system for e-Learning environment.
- [3] A. Thoufeeq et. al. 2018. A Personalized Learning Recommendation System Architecture for Learning Management System
- [4] The personalized recommendation algorithms in educational application1 Daibin Wei1 , Xiaomei Yu1,2,*, Qian Chu1 and Hong Wang1,2 1 Institute of Information and Engineer, Shandong Normal University, 2 Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Technology, Ji'nan 250358, Shandong, China *Corresponding author: yxm0708@126.com.
- [5] The System of Personalized Learning Resource Recommendation and Experimental Teaching Based on Collaborative Filtering Bin Sun; Hua Tan; Dongxiao Yang; Yu Zhang; Yefei Wu; Xinyu Jin 2022 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)
- [6] Μηχανική Μάθηση, Δημήτρης Μπότσης, Κωνσταντίνος Διαμαντάρας ISBN: 978-960-461-995-5, Εκδόσεις Κλειδάριθμος 2019
- [7] J. A. Anderson, An Introduction to Neural Networks, MIT Press, Cambridge (1995).
- [8] N. K. Bose and P. Liang, Neural Networks Fundamentals with Graphs, Algorithms and Applications, McGraw-Hill, New York (1996).
- [9] Mart, Ç.T. (2017). Student evaluations of teaching effectiveness in higher education. International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences

- [10] Resnick, P., Varian, H.R.: “Recommender systems”, *Communications of the ACM* 40(3), pp 56–58, 1997
- [11] Web-Based Recommendation System Architecture for Knowledge Reuse in MOOCs Ecosystems, Rodrigo Campos PPGI – UFRJ Federal University of Rio de Janeiro Rio de Janeiro, Brazil rodrigo.campos@ufrj.br
- [12] A Hybrid E-learning Recommendation Approach Based on Learners’ Influence Propagation Shanshan Wan, Zhendong Niu
- [13] Marina Delianidi, Konstantinos Diamantaras, Antonis Sidiropoulos, Georgios Evaggelidis. Educational Recommendation Systems Based on Machine Learning Methods: a Systematic Review
- [14] "PHP - Wikipedia", *En.wikipedia.org*, 2024. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/PHP#PHP_8
- [15] "Laravel - Wikipedia", *En.wikipedia.org*, 2024. [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Laravel>.
- [16] "Python (programming language) - Wikipedia", *En.wikipedia.org*, 2024. [Online].
- [17] "FilamentPhp", *filamentphp.com*, 2024. [Online].
- [18] Delianidi, M., & Diamantaras, K. (2023). KT-Bi-GRU: Student Performance Prediction with a Bi-Directional Recurrent Knowledge Tracing Neural Network. *Journal of Educational Data Mining*, 15(2), 1–21. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7808087>.
- [19] "Livewire", *Laravel-livewire.com*, 2024. [Online].
- [20] "Flask", *flask.palletsprojects.com*, 2024. [Online].