

Μηχανισμός προσαρμογής της μαθησιακής διαδικασίας στο Moodle: Αξιολόγηση και διερεύνηση τρόπων βελτίωσης

Καραγιάννης Ιωάννης

Εκπαιδευτικός ΠΕ86, ΔΠΕ Δυτικής Θεσσαλονίκης,
giankara@gmail.com

Σατρατζέμη Μάγια

Καθηγήτρια, Τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας,
maya@uom.edu.gr

Περίληψη

Παρόλο που το Moodle υποστηρίζει τη χρησιμοποίηση ποικίλων δραστηριοτήτων και διαθέτει εργαλεία που βοηθούν τον καθηγητή να οργανώσει το μάθημά του, διαθέτει ένα εγγενές μειονέκτημα. Το μειονέκτημα αυτό είναι ότι δεν λαμβάνει υπόψη τις ιδιαιτερότητες του εκπαιδευόμενου, όπως είναι το μαθησιακό ύψος (στυλ) και η προηγούμενη γνώση, παρουσιάζοντας το ίδιο ακριβώς μάθημα σε όλους τους εκπαιδευόμενους. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία η προσαρμογή της μαθησιακής διαδικασίας ανάλογα με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά ενός εκπαιδευόμενου βελτιώνει την επίδοσή του. Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η παρουσίαση των αποτελεσμάτων μιας διετούς αξιολόγησης ενός μηχανισμού προσαρμογής της μαθησιακής διαδικασίας ο οποίος ενσωματώθηκε στο Moodle και χρησιμοποιεί τεχνικές που βασίζονται τόσο στη γνώση όσο και στη συμπεριφορά του εκπαιδευόμενου, καθώς επίσης και η διερεύνηση τρόπων βελτίωσης του. Τα αποτελέσματα είναι ενθαρρυντικά καθώς δείχνουν ότι επηρεάζεται θετικά η απόδοση των φοιτητών που χρησιμοποίησαν το μηχανισμό.

Λέξεις κλειδιά: προσαρμοστικό εκπαιδευτικό σύστημα, μαθησιακό ύψος, σύστημα διαχείρισης μάθησης, αυτόματη ανίχνευση μαθήτπου, προσαρμοστική πλοήγηση.

Εισαγωγή

Παρόλο που η θεωρία των μαθησιακών στυλ έχει δεχθεί αρκετή κριτική σχετικά με την εγκυρότητα των μεθόδων που χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση τους αλλά και τη δυνατότητα παροχής εξατομικευμένου μαθήματος για κάθε διαφορετικό τύπο εκπαιδευόμενου, συνεχίζει να βρίσκεται στο επίκεντρο του ενδιαφέροντος των ερευνητών. Πληθώρα προσαρμοστικών εκπαιδευτικών συστημάτων έχουν αναπτυχθεί και χρησιμοποιηθεί σε διάφορα πανεπιστημιακά ιδρύματα ανά τον κόσμο. Τα συστήματα αυτά μπορούν να διαχωριστούν σε δύο κατηγορίες ανάλογα με το επίπεδο των προσωποποιημένων υπηρεσιών που παρέχουν. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχουν συστήματα που δεν λαμβάνουν υπόψη τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά ενός μαθητή όπως για παράδειγμα την προηγούμενη γνώση και το μαθησιακό του ύψος και παρέχουν το ίδιο ακριβώς εκπαιδευτικό υλικό σε όλους. Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν συστήματα που λαμβάνουν υπόψη τις παραπάνω διαφοροποιήσεις και προσπαθούν να προσαρμόσουν το εκπαιδευτικό υλικό και την παρουσίαση του σε αυτές. Η εξατομίκευση των λειτουργιών που παρέχουν τα συστήματα αυτά, συντελεί στην αύξηση της λειτουργικότητας και της απόδοσής τους (Brusilovsky, 1996).

Στην πρώτη κατηγορία κυρίαρχο ρόλο διαδραματίζουν τα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) (Learning Management Systems - LMS) τα οποία προσφέρουν αρκετά εργαλεία ώστε να βοηθήσουν τον καθηγητή στη δημιουργία και τη διαχείριση on-line μαθημάτων. Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν τα Προσαρμοστικά Εκπαιδευτικά Συστήματα Υπερμέσων (ΠΕΣΥ) (Adaptive Educational Hypermedia Systems - AEHS). Τα ΠΕΣΥ δημιουργούν

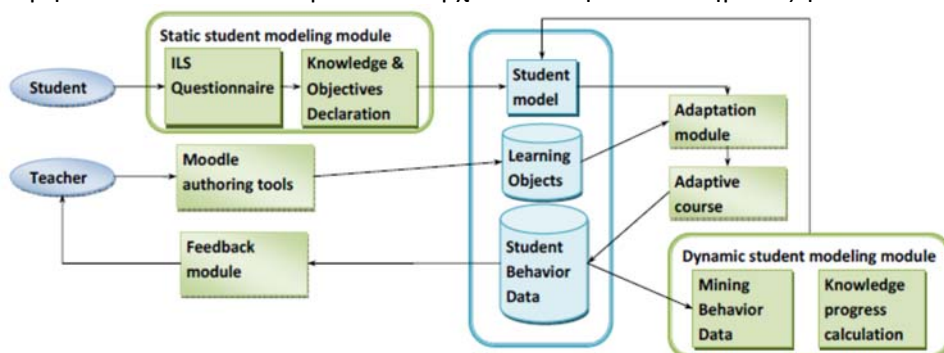
ένα μοντέλο εκπαιδευόμενου, το οποίο συνήθως ενημερώνεται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας. Στη συνέχεια, τα ΠΕΣΥ αξιοποιούν το μοντέλο εκπαιδευόμενου και χρησιμοποιώντας τις τεχνικές της προσαρμοστικής παρουσίασης και της προσαρμοστικής πλοήγησης προσπαθούν να προσαρμόσουν την εκπαιδευτική διαδικασία στις ιδιαιτερότητες και τις προτιμήσεις του κάθε μαθητή (Brusilovsky, 1999). Παρόλο που τα ΠΕΣΥ έχουν το συγκριτικό πλεονέκτημα της παροχής προσαρμοστικότητας σε σχέση με τα ΣΔΜ, έχουν και αυτά κάποιους σοβαρούς περιορισμούς (Graf, 2007).

Μέσα στο γενικό πλαίσιο που περιγράψαμε και με κύριο γνώμονα την εξάλειψη των όποιων προβλημάτων, αναπτύξαμε ένα μηχανισμό προσαρμογής της μαθησιακής διαδικασίας στο Moodle ο οποίος βασίζεται τόσο στη συμπεριφορά όσο και στη γνώση του εκπαιδευόμενου (Karagiannis & Satratzemi, 2018). Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η παρουσίαση βασικών στοιχείων της αρχιτεκτονικής του προτεινόμενου μηχανισμού καθώς και των αποτελεσμάτων μιας διετούς αξιολόγησής του. Επιπλέον παρουσιάζονται στοιχεία που προέκυψαν από τη διερεύνηση τρόπων βελτίωσης του προτεινόμενου μηχανισμού. Η εργασία ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των συμπερασμάτων.

Αρχιτεκτονική συστήματος

Η διαδικασία της κατασκευής αλλά και της ενημέρωσης του μοντέλου εκπαιδευόμενου μπορεί να γίνει με τεχνικές που βασίζονται στη γνώση ή στη συμπεριφορά του εκπαιδευόμενου (Kobsa et al., 2001). Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν συστήματα (Baldiris et al., 2008) που εστιάζουν στη γνώση και τους εκπαιδευτικούς στόχους των εκπαιδευόμενων προκειμένου να κατασκευαστεί το μοντέλο εκπαιδευόμενου. Αντίθετα στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν συστήματα (Graf, 2007) που χρησιμοποιούν τα δεδομένα της συμπεριφοράς του εκπαιδευόμενου όπως αυτή εκφράζεται για παράδειγμα από τις ενέργειες του, τη χρονική διάρκεια των ενεργειών αυτών αλλά και την πλοήγηση στο εκπαιδευτικό υλικό του συστήματος, προκειμένου να εξαγάγουν συμπεράσματα για το μαθησιακό του ύφος.

Προκειμένου να είναι εφικτή η κατά το δυνατόν πληρέστερη μοντελοποίηση του εκπαιδευόμενου αποφασίστηκε το μοντέλο εκπαιδευόμενου να βασίζεται τόσο στη γνώση όσο και στη συμπεριφορά του εκπαιδευόμενου (Karagiannis & Satratzemi, 2018). Μάλιστα, στο προτεινόμενο σύστημα ο υβριδικός χαρακτήρας διατηρείται τόσο στη μονάδα στατικής μοντελοποίησης εκπαιδευόμενου όσο και στη μονάδα δυναμικής μοντελοποίησης προκειμένου να επιτευχθεί η πληρέστερη αποτύπωση των μαθησιακών χαρακτηριστικών και προτιμήσεων των εκπαιδευόμενων. Η αρχιτεκτονική του συστήματος φαίνεται στο Σχήμα 1.



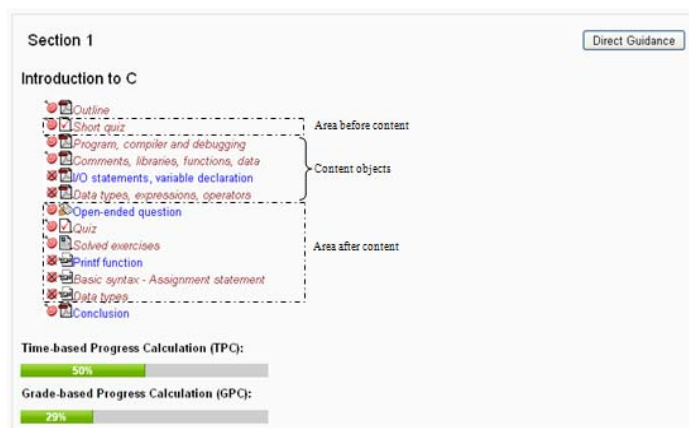
Σχήμα 1. Αρχιτεκτονική συστήματος

Συνοπτικά μπορούμε να αναφέρουμε ότι μετά την πρώτη είσοδο του εκπαιδευόμενου στο σύστημα, καλείται να απαντήσει στο ερωτηματολόγιο ILS (Felder & Soloman, 1997) καθώς επίσης και να δηλώσει, μέσω κατάλληλης φόρμας, τους εκπαιδευτικούς του στόχους για το συγκεκριμένο μάθημα. Το ερωτηματολόγιο ILS αποτελείται από 44 ερωτήσεις οι οποίες είναι ισομερώς μοιρασμένες στις 4 διαστάσεις του FSLSM. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχουν 11 ερωτήσεις που το περιεχόμενό τους συνδέεται με καθεμία από τις 4 διαστάσεις του FSLSM. Κάθε ερώτηση έχει δύο πιθανές απαντήσεις (α ή β) οι οποίες σχετίζονται με μία από τις δύο

κατηγορίες της συγκεκριμένης διάστασης του FSLSM. Για παράδειγμα, σε μία από τις ερωτήσεις του ILS ο εκπαιδευόμενος καλείται να απαντήσει αν μαθαίνει κάτι καλύτερα αν το δοκιμάσει (απάντηση α) ή αν το σκεφτεί διεξοδικά (απάντηση β). Στο συγκεκριμένο παράδειγμα η πρώτη απάντηση αποτελεί ένδειξη ενός ενεργητικού εκπαιδευόμενου ενώ η δεύτερη ενός στοχαστικού. Κάθε εκπαιδευόμενος έχει μία προσωπική προτίμηση για καθεμία από τις 4 διαστάσεις του μοντέλου και το συνολικό του μαθησιακό ύψος περιγράφεται από τέσσερις ακέραιες τιμές που κυμαίνονται στο διάστημα 0-11.

Μόλις ολοκληρωθούν οι συγκεκριμένες ενέργειες, το σύστημα δημιουργεί το μοντέλο εκπαιδευόμενου και παρέχεται πλέον η δυνατότητα της προσαρμογής του μαθήματος σύμφωνα με αυτό. Η μονάδα δυναμικής μοντελοποίησης εφαρμόζει τον αλγόριθμο των δέντρων απόφασης στα δεδομένα της συμπεριφοράς του εκπαιδευόμενου (χρονικές διάρκειες και αριθμός επισκέψεων στα μαθησιακά αντικείμενα) και ταυτόχρονα υπολογίζει το ποσοστό γνώσης του εκπαιδευόμενου, με βάση το χρόνο μελέτης του, προκειμένου να ενημερώσει το μοντέλο εκπαιδευόμενου. Στο Σχήμα 2 φαίνεται ένα στιγμιότυπο του προσαρμοσμένου μαθήματος.

Βασική σχεδιαστική μας επιλογή αποτέλεσε η βούληση να μην τροποποιηθεί καθόλου ο πυρήνας του Moodle, αλλά κάθε παρεχόμενη λειτουργία να υλοποιηθεί μέσω της ανάπτυξης ανεξάρτητων επεκτάσεων του Moodle τα οποία θα ενσωματωθούν σε αυτό με τη μορφή μπλοκ. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται η δυνατότητα αναβάθμισης του Moodle σε νεότερες εκδόσεις χωρίς να επηρεάζεται η αρχιτεκτονική του συστήματος μας. Σε διαφορετική περίπτωση θα έπρεπε κάθε φορά που αναβαθμίζεται το Moodle να ενσωματώνεται εκ νέου ο προτεινόμενος μηχανισμός χωρίς να αποκλείεται η πιθανότητα ύπαρξης δυσλειτουργιών. Προκειμένου λοιπόν να υλοποιηθούν οι παραπάνω λειτουργίες, αναπτύχθηκαν πέντε επεκτάσεις στο Moodle για την συμπλήρωση του ILS, τη δήλωση εκπαιδευτικών στόχων, την αυτόματη ανίχνευση του μαθήτητυπου, τη δήλωση των μεταδεδομένων των μαθησιακών αντικειμένων και την προσαρμογή του μαθήματος. Καθεμία από αυτές τις επεκτάσεις αναπτύχθηκε ως ανεξάρτητο μπλοκ του Moodle και η εγκατάστασή τους σε αυτό, πέρα από την προσφορά της συγκεκριμένης λειτουργίας, δημιουργεί και τους απαραίτητους πίνακες στη βάση δεδομένων του συστήματος.



Σχήμα 2. Στιγμιότυπο ενότητας στο Moodle

Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ότι για την εφαρμογή του αλγόριθμου των δέντρων απόφασης προτιμήθηκε η εγκατάσταση του Weka στον εξυπηρετητή (server) και η διασύνδεση του με το Moodle, έναντι της ανάπτυξης του συγκεκριμένου αλγορίθμου σε php και της ενσωμάτωσής του στο Moodle. Το Weka είναι ένα λογισμικό που αναπτύχθηκε και εξελίσσεται στο πανεπιστήμιο του Waikato στη Νέα Ζηλανδία και αποτελεί ελεύθερο λογισμικό κάτω από την άδεια GNU GPL. Είναι γραμμένο σε Java και αποτελείται από μια συλλογή από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης προσανατολισμένους για εργασίες σχετικές με την εξόρυξη δεδομένων (data mining). Οι αλγόριθμοι μπορούν είτε να εφαρμοστούν

άμεσα σε ένα σύνολο δεδομένων ή να κληθούν από οποιοδήποτε ανεξάρτητο πρόγραμμα γραμμένο σε Java. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την προεπεξεργασία των δεδομένων και την εφαρμογή ενός μεγάλου πλήθους αλγορίθμων κατηγοριοποίησης, συσταδοποίησης και εύρεσης κανόνων συσχέτισης σε αυτά.

Συμπερασματικά, το πλεονέκτημα της συγκεκριμένης σχεδιαστικής επιλογής είναι ότι παρέχει την δυνατότητα άμεσης εκτέλεσης οποιουδήποτε αλγόριθμου μπορεί να εκτελεστεί στο Weka χωρίς να απαιτείται η ανάπτυξη του σε ρηρ εκ του μηδενός. Μάλιστα, η συγκεκριμένη ευέλικτη λύση δεν γίνεται εις βάρος της απόδοσης του συστήματος καθώς, μπορεί να υστερεί λίγο σε ταχύτητα σε σχέση με την εκτέλεση ενός αλγόριθμου σε ρηρ, αλλά ο αλγόριθμος ανίχνευσης του μαθήτπου εκτελείται μόνο από το διδάσκοντα και όχι αρκετά συχνά, ελαχιστοποιώντας την επιβάρυνση του συστήματος.

Διερεύνηση τρόπων βελτίωσης του προτεινόμενου μηχανισμού

Παρόλο που έχουν χρησιμοποιηθεί πολλοί διαφορετικοί αλγόριθμοι (δένδρα αποφάσεων, νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι, δίκτυα Bayes) για την αυτόματη ανίχνευση του μαθήτπου, δεν υπάρχει ακόμη κάποια κοινά αποδεκτή λύση. Επιπλέον, καθώς όλοι οι αλγόριθμοι απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων της συμπεριφοράς του χρήστη, είναι δεδομένο ότι αυτός θα πρέπει να μελετήσει για κάποιο διάστημα το εκπαιδευτικό υλικό. Στην περίπτωση όμως που το διάστημα αυτό είναι μεγάλο τότε θα καθυστερήσει η δυνατότητα προσαρμογής της μαθησιακής διαδικασίας σύμφωνα με το μαθήτπου του, μειώνοντας το προσδοκώμενο όφελος από τη συγκεκριμένη διαδικασία. Ανατρέχοντας όμως στη βιβλιογραφία (Akbulut & Cardak, 2012; Feldman et al., 2015; Bernard et al., 2017; Newton & Miah, 2017), όλες οι έρευνες εστιάζουν στη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης του μαθήτπου χωρίς να εξετάζεται το πόσο γρήγορα μπορεί να επιτευχθεί η συγκεκριμένη πρόβλεψη.

Στο πλαίσιο λοιπόν της προαναφερθείσας ανάλυσης, αντικείμενο διερεύνησης αποτέλεσε η βελτίωση τόσο της ακρίβειας όσο και της ταχύτητας πρόβλεψης του μαθήτπου από τον προτεινόμενο μηχανισμό. Για το σκοπό αυτό εφαρμόστηκαν πέντε αλγόριθμοι εξόρυξης και συγκεκριμένα οι J48, Random Tree, Random Forest, Naïve Bayes και Bayesian Networks στα δεδομένα της συμπεριφοράς των εκπαιδευόμενων έτσι ώστε να αναδειχθούν πιθανοί τρόποι βελτίωσης της απόδοσης του προτεινόμενου μηχανισμού.

Αξιολόγηση του προτεινόμενου μηχανισμού

Προκειμένου να μπορούν να συγκριθούν τα πειραματικά αποτελέσματα των δύο αξιολογήσεων, αποφασίστηκε να μην μεταβληθεί ο τρόπος οργάνωσης της αξιολόγησης (επιλογή συμμετεχόντων, εργαλεία αξιολόγησης, μέθοδος και ανάλυσης δεδομένων).

Συμμετέχοντες

Στη διεξαγωγή της αξιολόγησης συμμετείχαν πρωτοετείς προπτυχιακοί φοιτητές του Τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής οι οποίοι παρακολουθούσαν το μάθημα του διαδικαστικού προγραμματισμού, το οποίο διδάσκεται στο πρώτο εξάμηνο. Οι συμμετέχοντες σχημάτισαν δύο ομάδες με βάση τον αριθμό μητρώου τους, την πειραματική ομάδα (experimental group) και την ομάδα ελέγχου (control group). Συνολικά στην πρώτη αξιολόγηση συμμετείχαν και έλαβαν μέρος στην εξέταση της προόδου 139 φοιτητές. Οι φοιτητές αυτοί μοιράστηκαν σχεδόν ισομερώς στις δύο ομάδες. Συγκεκριμένα η πειραματική ομάδα αποτελούνταν από 70 φοιτητές και η ομάδα ελέγχου από 69. Στη δεύτερη αξιολόγηση συμμετείχαν 96 φοιτητές οι οποίοι επίσης μοιράστηκαν ισομερώς.

Μέσα αξιολόγησης

Ως μέσα αξιολόγησης χρησιμοποιήθηκαν τα ερωτηματολόγια και οι βαθμοί των φοιτητών στην γραπτή εξέταση της προόδου του μαθήματος. Το ερωτηματολόγιο χρησιμοποιήθηκε για να αξιολογήσουν οι ίδιοι οι φοιτητές την εμπειρία τους από τη χρήση του προτεινόμενου συστήματος, κυρίως σε σχέση με την ευχρηστία του συστήματος και τον μηχανισμό προσαρμογής. Η αποτελεσματικότητα του προτεινόμενου μηχανισμού διερευνήθηκε αναλύοντας την απόδοση των φοιτητών στην εξέταση της προόδου.

Το ερωτηματολόγιο αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκε χωρίζεται σε δύο βασικές κατηγορίες οι οποίες περιλαμβάνουν ερωτήσεις σχετικές με την ευχρηστία και την ικανότητα ενθάρρυνσης του φοιτητή αντίστοιχα. Επιπλέον, υπάρχουν και κάποιες περισσότερο εξειδικευμένες ερωτήσεις σχετικές με την προσαρμοστική παρουσίαση του μαθήματος και τις μαθησιακές προτιμήσεις των φοιτητών. Η πλειοψηφία των ερωτήσεων είναι τύπου Likert με απαντήσεις που κυμαίνονται μεταξύ των τιμών 1 (διαφωνώ απόλυτα) και 5 (συμφωνώ απόλυτα). Προκειμένου να διερευνηθεί η εγκυρότητα του ερωτηματολογίου υπολογίστηκε η τιμή Cronbach alpha, η υψηλή τιμή της οποίας (>0.7) έδειξε ότι οι ερωτήσεις έχουν υψηλή εσωτερική συνοχή και ως εκ τούτου το ερωτηματολόγιο είναι έγκυρο.

Μεθοδολογία

Η αξιολόγηση του προτεινόμενου συστήματος διενεργήθηκε στο πλαίσιο διδασκαλίας του μαθήματος «Διαδικαστικός Προγραμματισμός» που διδάσκεται στο πρώτο εξάμηνο του τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής. Το συγκεκριμένο μάθημα έχει διάρκεια 13 εβδομάδων και κάθε εβδομάδα περιλαμβάνει μία δίωρη διάλεξη και ένα δίωρο εργαστηριακό μάθημα. Στο μέσο περίπου της διάρκειας του μαθήματος, οι φοιτητές συμμετέχουν σε γραπτή εξέταση προόδου, ο βαθμός της οποίας αποτελεί το 30% του τελικού βαθμού του μαθήματος. Η αξιολόγηση διεξάγεται κατά τις πρώτες έξι εβδομάδες του μαθήματος και μέχρι τη γραπτή εξέταση της προόδου. Κατά το χρονικό αυτό διάστημα, οι φοιτητές μελετούν υλικό από τις πέντε πρώτες ενότητες του μαθήματος οι οποίες περιλαμβάνουν βασικές έννοιες του διαδικαστικού προγραμματισμού. Και οι δύο ομάδες παρακολουθούν τις ίδιες διαλέξεις και τα ίδια εργαστηριακά μαθήματα, αλλά χρησιμοποιούν δύο διαφορετικά μαθήματα στο Moodle για να μελετήσουν, τα οποία όμως διαθέτουν το ίδιο ακριβώς εκπαιδευτικό υλικό. Η πειραματική ομάδα χρησιμοποίησε το μάθημα στο οποίο υλοποιείται ο προτεινόμενος μηχανισμός προσαρμογής, ενώ η ομάδα ελέγχου χρησιμοποίησε την απλή έκδοση του Moodle. Οι μέθοδοι συνεργατικής και αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου των φοιτητών εφαρμόστηκαν μόνο στην πειραματική ομάδα, προκειμένου να δημιουργηθεί το μοντέλο εκπαιδευόμενου και να προσαρμοστεί το μάθημα με βάση αυτό. Συμπερασματικά μπορούμε να πούμε ότι τα αποτελέσματα και η ανάλυση της αυτόματης ανίχνευσης των μαθήτυπων αφορούν μόνο την πειραματική ομάδα. Αφού ολοκληρωθεί η διδασκαλία των πέντε ενοτήτων του μαθήματος και προτού γίνει η εξέταση της προόδου, οι δύο ομάδες φοιτητών καλούνται να απαντήσουν στο ερωτηματολόγιο προκειμένου να αξιολογήσουν το μάθημα.

Οι ερευνητικοί στόχοι των δύο αξιολογήσεων μπορούν να χωριστούν σε δύο γενικές υποκατηγορίες αντικατοπτρίζοντας δύο διαφορετικά σημεία ενδιαφέροντος. Βασικός στόχος της πρώτης κατηγορίας ήταν η αξιολόγηση της μεθόδου αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου, δίνοντας έμφαση στην αναγκαιότητα εφαρμογής της και στην αποτελεσματικότητά της. Ο βασικός στόχος της δεύτερης κατηγορίας ήταν η αξιολόγηση του προτεινόμενου συστήματος και ειδικότερα του μηχανισμού προσαρμογής και της επίδρασης του στο μαθησιακό αποτέλεσμα. Τα ερευνητικά ερωτήματα τα οποία πραγματεύεται η παρούσα εργασία είναι τα εξής:

E1) Η προτεινόμενη μέθοδος αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου έχει μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται για το σκοπό αυτό;

E2) Μπορεί να επιτευχθεί η αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου σε σύντομο χρονικό διάστημα από την έναρξη της ενασχόλησης του με το μάθημα;

E3) Η χρήση του προτεινόμενου μηχανισμού προσαρμογής έχει αρνητική επίδραση στην ευχρηστία του Moodle;

E4) Ποιες είναι οι απόψεις των φοιτητών για το μηχανισμό προσαρμογής και την αποτελεσματικότητά του;

E5) Η χρήση του συστήματος βελτιώνει την επίδοση των φοιτητών στην πρόοδο;

Ε6) Η χρήση διαφορετικών αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων βελτιώνει την ακρίβεια και την ταχύτητα πρόβλεψης του μαθήτυπου των φοιτητών;

Σύστημα μέτρησης

Το μόνο σύστημα μέτρησης που χρησιμοποιήθηκε, εκτός από αυτά που χρησιμοποιούνται από την περιγραφική στατιστική, αφορούσε τον υπολογισμό της ακρίβειας πρόβλεψης του μαθήτυπου από την μέθοδο αυτόματης ανίχνευσης. Για το σκοπό αυτό λοιπόν χρησιμοποιήθηκε μία μέθοδος υπολογισμού της ακρίβειας πρόβλεψης του μαθήτυπου σε σχέση με τα αποτελέσματα του ερωτηματολογίου ILS (Garcia et al., 2007). Πιο συγκεκριμένα, προτείνεται ο τύπος (1):

$$\text{Precision} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Sim}(LS_{BN}, LS_{ILS})}{n} \quad (1)$$

Στον τύπο αυτό με n συμβολίζεται ο αριθμός των εκπαιδευόμενων που αποτέλεσαν το δείγμα της έρευνας. Οι παράμετροι LS_{BN} και LS_{ILS} συμβολίζουν την τιμή που προκύπτει για το μαθήτυπο από το δίκτυο Bayes και από το ερωτηματολόγιο ILS αντίστοιχα. Η συνάρτηση Sim συγκρίνει τις δύο αυτές παραμέτρους που δέχεται ως είσοδο (LS_{BN} και LS_{ILS}) και επιστρέφει: την τιμή 1 αν οι δύο παράμετροι έχουν ίσες τιμές, την τιμή 0,5 αν μία από τις δύο τιμές υποδηλώνει ισορροπημένο μαθήτυπο (balanced) και, τέλος, την τιμή 0 αν έχουν αντίθετες τιμές (πχ η μία ενεργητικός και η άλλη στοχαστικός). Το πλεονέκτημα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι όχι μόνο ότι υπολογίζει την ακρίβεια αλλά και το ότι προσδιορίζει το πόσο κοντά είναι η πρόβλεψη στην τιμή που προκύπτει από το ILS. Είναι άλλωστε αναμενόμενο και απολύτως φυσικό ότι οι δύο αυτές τιμές μπορούν να διαφέρουν, αυτό ωστόσο δε σημαίνει ότι η διαφορά τους έχει πάντα την ίδια σημασία, καθώς είναι άλλο πράγμα η μία από τις δύο τιμές να δείχνει ισορροπημένο μαθήτυπο και άλλο οι δύο τιμές να είναι ακριβώς αντίθετες.

Ανάλυση δεδομένων

Στόχος της ανάλυσης μας είναι να αξιολογήσουμε την προτεινόμενη μέθοδο αυτόματης ανίχνευσης και να διερευνήσουμε εάν ο προτεινόμενος μηχανισμός προσαρμογής ήταν ικανός να ωθήσει τους φοιτητές να διαβάσουν περισσότερο και να τους βοηθήσει να βελτιώσουν την επίδοσή τους, χωρίς όμως να αυξάνεται η πολυπλοκότητα του Moodle. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν τιμές της περιγραφικής στατιστικής (μέσοι όροι, τυπικές αποκλίσεις) των απαντήσεων των φοιτητών στο ερωτηματολόγιο, των βαθμών τους στην πρόοδο και των τιμών ακρίβειας του αλγορίθμου αυτόματης ανίχνευσης. Προκειμένου να ελέγξουμε αν οι διαφορές των μέσων όρων μεταξύ των δύο ομάδων είναι στατιστικά σημαντικές διεξήχθησαν στατιστικά τεστ ανεξάρτητων δειγμάτων. Τα τεστ που χρησιμοποιήθηκαν ήταν το t-test ανεξάρτητων δειγμάτων και το τεστ Mann-Whitney.

Αποτελέσματα

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να επισημάνουμε ότι σε όσους πίνακες βρέθηκαν στατιστικά σημαντικές διαφορές, αυτές επισημαίνονται με * ώστε να διευκολύνεται ο αναγνώστης.

Ε1) Η προτεινόμενη μέθοδος αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου έχει μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται για το σκοπό αυτό;

Για να διερευνηθεί το συγκεκριμένο ερώτημα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα του αλγορίθμου των δέντρων απόφασης τον οποίο χρησιμοποιήσαμε για την αυτόματη ανίχνευση, με τα αποτελέσματα του ILS. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε ανιχνεύει το μαθήτυπο για κάθε διάσταση του FLSM σε μία κλίμακα τριών τιμών. Η κλίμακα αυτή αποτελείται από τις δύο πιθανές τιμές της συγκεκριμένης διάστασης καθώς επίσης και από την τιμή «ισορροπημένος» που βρίσκεται στο μέσο των δύο άλλων τιμών. Για να είναι εφικτή η σύγκριση με τα αποτελέσματα του ILS, τα τελευταία χωρίζονται σε τρία ίσα τμήματα. Η ακρίβεια πρόβλεψης υπολογίστηκε με τη βοήθεια του τύπου (1). Ο Πίνακας 1 παρουσιάζει

την ακρίβεια πρόβλεψης του μαθήτυπου τόσο για τις αξιολογήσεις μας όσο και για άλλες παρόμοιες μεθόδους που αναφέρονται στη βιβλιογραφία.

Πίνακας 1. Ακρίβεια πρόβλεψης για διάφορες μεθόδους αυτόματης ανίχνευσης

Μέθοδος ανίχνευσης	Ενεργητικός/ Στοχαστικός	Αισθητήριο/ Διαισθητικός	Οπτικός/ Λεκτικός	Ακολουθιακός/ Σφαιρικός
1 ^η αξιολόγηση	70%	66%	75%	80%
2 ^η αξιολόγηση	86%	80%	75%	80%
Garcia et al. (2007)	58%	77%	-	63%
Graf (2007)	62.5%	65%	68.75%	66.25%
Dung & Florea (2012)	72.73%	70.15%	79.54%	65.91%
Graf et al. (2009)	79.33%	77.33%	76.67%	73.33%
Liyanage et al. (2014)	65%	75%	76.25%	77.5%

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 1 η ακρίβεια πρόβλεψης βελτιώθηκε στην δεύτερη αξιολόγηση για τις δύο πρώτες διαστάσεις του FSLSM, ενώ δεν σημειώθηκε διαφορά για τις άλλες δύο. Η μόνη διαφορά ανάμεσα στις δύο αξιολογήσεις είναι ο επαναπροσδιορισμός κάποιων χρονικών τιμών για κάθε μαθησιακό αντικείμενο. Οι τιμές αυτές λαμβάνονται υπόψη στην προεπεξεργασία των δεδομένων που χρησιμοποιούνται ως είσοδος στον αλγόριθμο (J48) καθώς, με βάση αυτές, αποκλείονται κάποιες ακραίες τιμές. Η επιλογή λοιπόν των κατάλληλων τιμών χρήζει ιδιαίτερης προσοχής καθώς φαίνεται ότι επηρεάζει την ακρίβεια της πρόβλεψης. Μετά την προαναφερθείσα αναθεώρηση των δύο χρονικών τιμών η προτεινόμενη μέθοδος υπερέρχει συγκριτικά τόσο σε σχέση με τις επόμενες δύο (Graf, 2007; Garcia et al., 2007), οι οποίες είναι επίσης οδηγούμενες από τα δεδομένα, όσο και με τις υπόλοιπες τρεις που βασίζονται στη βιβλιογραφία.

E2) Μπορεί να επιτευχθεί η αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου σε σύντομο χρονικό διάστημα από την έναρξη της ενασχόλησης του με το μάθημα;

Προκειμένου να ανιχνευθεί το μαθησιακό ύφος ενός εκπαιδευόμενου με κάποια μέθοδο αυτόματης ανίχνευσης, πρέπει πρώτα από όλα ο εκπαιδευόμενος να έχει ασχοληθεί ενεργά με τη μελέτη του μαθήματος στο σύστημα, έτσι ώστε να έχει δημιουργηθεί ένα σημαντικό σύνολο δεδομένων αλληλεπίδρασης. Μάλιστα, το γεγονός αυτό πρέπει να συμβεί όσο το δυνατόν συντομότερα, ώστε να μπορεί το σύστημα να προσαρμόσει έγκαιρα το εκπαιδευτικό υλικό σύμφωνα με το μαθήτυπο του εκπαιδευόμενου. Για να διερευνήσουμε το ερώτημα E2 αποφασίσαμε να εφαρμοστεί ο αλγόριθμος αυτόματης ανίχνευσης σε τακτά χρονικά διαστήματα ώστε να διαπιστωθεί αν υπάρχει κάποια σύγκλιση στα αποτελέσματα του. Πιο συγκεκριμένα, αποφασίστηκε να εφαρμοστεί ο αλγόριθμος αμέσως μετά την ολοκλήρωση της δεύτερης και της τέταρτης εβδομάδας καθώς επίσης και στο τέλος του μαθήματος (έκτη εβδομάδα). Η ακρίβεια πρόβλεψης που επιτεύχθηκε για τις δύο αξιολογήσεις φαίνονται στους Πίνακες 2 και 3 αντίστοιχα.

Πίνακας 2. Ακρίβεια πρόβλεψης για διαφορετικές χρονικές στιγμές (1^η αξιολόγηση)

Διάσταση FSLSM	2η εβδομάδα	4η εβδομάδα	6η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	71.6%	71%	70%
Αισθητήριο / Διαισθητικός	64.9%	65.2%	66%
Οπτικός / Λεκτικός	73.2%	72.1%	75%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	80.8%	80%	80%

Πίνακας 3. Ακρίβεια πρόβλεψης για διαφορετικές χρονικές στιγμές (2^η αξιολόγηση)

Διάσταση FSLSM	2η εβδομάδα	4η εβδομάδα	6η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	73.8%	86%	86%
Αισθητήριος / Διαισθητικός	83.3%	80%	80%
Οπτικός / Λεκτικός	71.4%	70%	75%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	80.9%	80%	80%

Τα αποτελέσματα των Πινάκων 2 και 3 δείχνουν ότι η ακρίβεια πρόβλεψης που επιτυγχάνεται αμέσως μετά την ολοκλήρωση των δύο πρώτων εβδομάδων είναι παρόμοια με αυτήν που επιτυγχάνεται στο τέλος του μαθήματος. Επομένως, μετά από μόλις δύο εβδομάδες από την έναρξη του μαθήματος, το σύστημα είναι σε θέση να προβλέψει με ακρίβεια τον μαθητύπο ενός εκπαιδευόμενου, χωρίς βέβαια να αποκλείεται ότι κάτι τέτοιο μπορεί να γίνει εφικτό και νωρίτερα.

Ε3) Η χρήση του προτεινόμενου μηχανισμού προσαρμογής έχει αρνητική επίδραση στην ευχρηστία του Moodle;

Από τη στιγμή που ο μηχανισμός προσαρμογής υλοποιείται ως επέκταση του Moodle, κρίνεται αναγκαίο ότι θα πρέπει αρχικά να μελετήσουμε αν επηρεάζεται η αποδεδειγμένη ευχρηστία του Moodle, καθώς δεν είναι σε καμία περίπτωση επιθυμητή η επιβάρυνση της. Προκειμένου λοιπόν να διερευνηθεί το τρίτο ερευνητικό ερώτημα (Ε3) πρέπει να αναλύσουμε τις απαντήσεις των φοιτητών στο τμήμα του ερωτηματολογίου αξιολόγησης το οποίο είναι σχετικό με την ευχρηστία του συστήματος. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα φαίνονται στους Πίνακες 4 και 5 που ακολουθούν.

Πίνακας 4. Ανατροφοδότηση φοιτητών για την ευχρηστία (1^η αξιολόγηση)

Ερώτηση	Πειραματική ομάδα		Ομάδα ελέγχου	
	M	SD	M	SD
Οι σελίδες φορτώνουν γρήγορα	3.95	0.896	3.90	0.831
Η πλοήγηση είναι εύκολη	4.21	0.858	3.98	0.806
Το σύστημα είναι φιλικό προς το χρήστη	3.99	0.904	4.00	0.856
Τα ονόματα των συνδέσμων είναι σαφή	4.28	0.851	4.28	0.839
Το σύστημα θεωρείται κατάλληλο για αρχάριους	4.05	0.866	3.87	0.957
Εξοικειώθηκα γρήγορα με το σύστημα	4.46	0.787	4.36	0.868

Πίνακας 5. Ανατροφοδότηση φοιτητών για την ευχρηστία (2^η αξιολόγηση)

Ερώτηση	Πειραματική ομάδα		Ομάδα ελέγχου	
	M	SD	M	SD
Οι σελίδες φορτώνουν γρήγορα	4.33	0.739	4.15	0.872
Η πλοήγηση είναι εύκολη	4.20	0.869	4.37	0.742
Το σύστημα είναι φιλικό προς το χρήστη	3.90	0.957	3.94	0.958
Τα ονόματα των συνδέσμων είναι σαφή	4.47	0.757	4.21	0.915

Το σύστημα θεωρείται κατάλληλο για αρχάριους	4.09	0.900	4.10	0.913
Εξοικειώθηκα γρήγορα με το σύστημα	4.36	0.957	4.33	0.857

Τα αποτελέσματα των Πινάκων 4 και 5 είναι παρόμοια για τις δύο ομάδες, γεγονός που δείχνει ότι η ενσωμάτωση του προτεινόμενου μηχανισμού στο Moodle δεν επιβαρύνει την ευχρηστία του συστήματος. Ένα από τα πιο σημαντικά ευρήματα είναι αυτό που αφορά την τελευταία ερώτηση των πινάκων. Από τη στιγμή που οι φοιτητές που συμμετέχουν στην έρευνα είναι πρωτοετείς, είναι εύλογο να υποθέσει κανείς ότι είναι πιθανό να μην έχουν εξοικειωθεί με τη χρήση των ΣΔΜ. Παρόλα αυτά, οι μέσοι όροι των απαντήσεων των δύο ομάδων δείχνουν ότι οι φοιτητές εξοικειώθηκαν γρήγορα με τη χρήση του συστήματος. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ότι, ακόμα και για τις ερωτήσεις των Πινάκων 4 και 5 που έχουν διαφορές στους μέσους όρους των δύο ομάδων, δεν παρατηρήθηκε κάποια στατιστικά σημαντική διαφορά.

E4) Ποιες είναι οι απόψεις των φοιτητών για το μηχανισμό προσαρμογής και την αποτελεσματικότητά του;

Για να απαντήσουμε στο τέταρτο ερευνητικό ερώτημα (E4) διερευνήσαμε τις απαντήσεις των φοιτητών των δύο ομάδων σε πέντε ερωτήσεις του ερωτηματολογίου αξιολόγησης που στοχεύουν στην αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του συστήματος. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους Πίνακες 6 και 7.

Πίνακας 6. Ανατροφοδότηση φοιτητών για την αποτελεσματικότητα (1^η αξιολόγηση)

Ερώτηση	Πειραματική ομάδα		Ομάδα ελέγχου		u-test
	M	SD	M	SD	
Οι μπάρες οπτικοποίησης της προόδου μου με ενθάρρυναν να διαβάσω	3.87	1.132	3.07	1.181	U=1448.5 *p=0
Το σύστημα με ενθάρρυνε να διαβάσω περισσότερο	4.12	0.967	3.62	0.986	U=1679.5 *p=0.002
Το σύστημα με βοήθησε να μάθω ευκολότερα	4.18	0.833	3.87	0.885	U=1890 *p=0.027
Έχεις θετική άποψη για την ποιότητα του εκπαιδευτικού υλικού	4.05	0.622	4.06	0.574	U=2384.5 p=0.978
Είσαι ικανοποιημένος σε γενικές γραμμές από τη χρήση του συστήματος	3.96	0.904	3.89	0.985	U=2300.5 p=0.721

Πίνακας 7. Ανατροφοδότηση φοιτητών για την αποτελεσματικότητα (2^η αξιολόγηση)

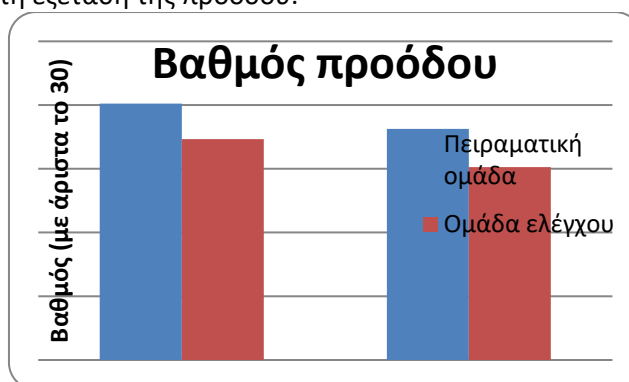
Ερώτηση	Πειραματική ομάδα		Ομάδα ελέγχου		u-test
	M	SD	M	SD	
Οι μπάρες οπτικοποίησης της προόδου μου με ενθάρρυναν να διαβάσω	3.69	1.276	3.79	1.177	U=1210.5 p=0.760
Το σύστημα με ενθάρρυνε να διαβάσω περισσότερο	4.38	0.777	4.06	0.958	U=949 p=0.084
Το σύστημα με βοήθησε να μάθω ευκολότερα	4.40	0.618	4.08	0.813	U=916.5 *p=0.044
Έχεις θετική άποψη για την ποιότητα του εκπαιδευτικού υλικού	4.1	0.543	4.1	0.621	U=1198 p=0.797

Είσαι ικανοποιημένος σε γενικές γραμμές από τη χρήση του συστήματος	4.14	0.852	4.07	0.760	U=1259 p=0.466
---	------	-------	------	-------	-------------------

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα των Πινάκων 6 και 7 μπορούμε να διακρίνουμε μια ικανοποίηση όλων των φοιτητών από τη χρήση του συστήματος αλλά και από την ποιότητα του εκπαιδευτικού υλικού. Σημαντικότερα όμως φαίνονται να είναι τα ευρήματα των τριών πρώτων ερωτήσεων που δείχνουν ότι το σύστημα τους ενθάρρυνε να διαβάσουν περισσότερο και να μάθουν ευκολότερα.

E5) Η χρήση του συστήματος βελτιώνει την επίδοση των φοιτητών στην πρόοδο;

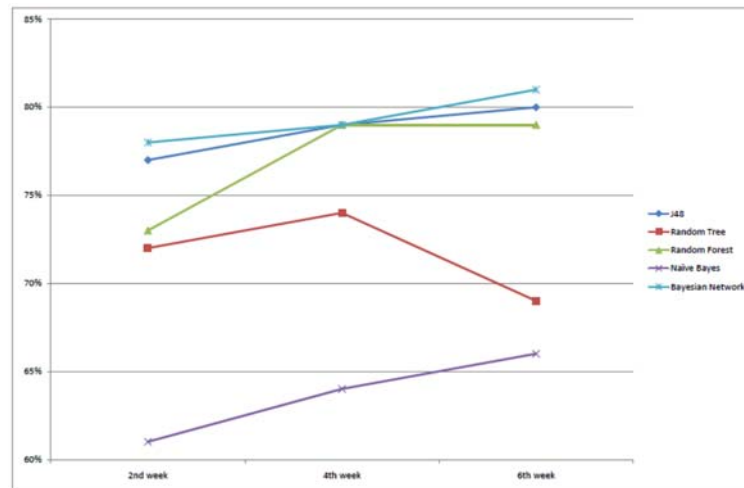
Προκειμένου να απαντήσουμε το πέμπτο ερευνητικό ερώτημα (E5) χρειάστηκε να διερευνήσουμε την επίδοση των φοιτητών στην γραπτή εξέταση της προόδου. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημάνουμε ότι η πρόοδος βαθμολογήθηκε με άριστα το 30. Το Σχήμα 3 παρουσιάζει γραφικά τα αποτελέσματα που προέκυψαν. Παρατηρώντας λοιπόν το σχήμα μπορούμε να επισημάνουμε ότι η χρήση του συστήματος βελτιώνει την επίδοση των φοιτητών στην γραπτή εξέταση της προόδου.



Σχήμα 3. Βαθμός προόδου για τις δύο αξιολογήσεις

E6) Η χρήση διαφορετικών αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων βελτιώνει την ακρίβεια και την ταχύτητα πρόβλεψης του μαθήτυπου των φοιτητών;

Για να απαντήσουμε στο έκτο ερευνητικό ερώτημα (E6) χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα χρήσης του συστήματος τα οποία συλλέχθηκαν κατά την πειραματική αξιολόγηση του. Τα δεδομένα αυτά ήταν οργανωμένα σε τρεις ομάδες ανάλογα με το πότε έγινε η εξαγωγή τους από το σύστημα. Έτσι υπήρχαν τα δεδομένα που εξήχθησαν μετά το πέρας της 2ης, της 4ης και της 6ης εβδομάδας της πειραματικής αξιολόγησης. Στις τρεις αυτές ομάδες δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν πέντε αλγόριθμοι εξόρυξης και συγκεκριμένα οι J48, Random Tree, Random Forest, Naïve Bayes και Bayesian Networks. Για κάθε αλγόριθμο υπολογίστηκε η ακρίβεια πρόβλεψης του μαθήτυπου για κάθε διάσταση του μοντέλου Felder-Silverman και για καθεμία από τις τρεις προαναφερθείσες χρονικές στιγμές της πειραματικής αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα της έρευνας μπορούν να αποδοθούν συνοπτικά από το Σχήμα 4 όπου φαίνεται η υπεροχή των αλγορίθμων J48 και Bayesian Networks. Οι δύο συγκεκριμένοι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν την υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης μεταξύ των πέντε που διερευνήθηκαν ενώ ταυτόχρονα από τη δεύτερη κιόλας εβδομάδα επιτυγχάνουν ακρίβεια που συγκλίνει προς την τελική. Ως εκ τούτου οι δύο αυτοί αλγόριθμοι θεωρούνται καταλληλότεροι προς χρήση στον προτεινόμενο μηχανισμό.



Σχήμα 4: Μέση τιμή της ακρίβειας πρόβλεψης του μαθήτη

Συμπεράσματα

Παρά την αυξητική τάση στην ανάπτυξη συστημάτων εξ αποστάσεως εκπαίδευσης τα οποία λαμβάνουν υπόψη τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των εκπαιδευόμενων, δεν υπάρχει ακόμη μια κοινά αποδεκτή λύση για την εφαρμογή των μαθητύπων σε προσαρμοστικά συστήματα. Επομένως το συγκεκριμένο πεδίο έρευνας παραμένει ανοικτό σε νέες προτάσεις.

Στην παρούσα εργασία παρουσιάστηκε ένας μηχανισμός προσαρμογής που μπορεί να ενσωματωθεί στο Moodle, ή σε κάποιο άλλο παρόμοιο ΣΔΜ, και να προσαρμόσει την παρουσίαση ενός μαθήματος καθώς και τη σειρά πλοήγησης σε αυτό, σύμφωνα με το μαθήτη και τη γνώση ενός εκπαιδευόμενου. Η μεγάλη απήχηση του Moodle στην ακαδημαϊκή κοινότητα οφείλεται σε ένα βαθμό στην αποδεδειγμένη ευχρησία του. Οποιαδήποτε επέκταση του Moodle οδηγούσε σε μείωση της ευχρησίας του, είναι δεδομένο ότι θα αντιμετωπιζόταν με σκεπτικισμό. Για το λόγο αυτό, σημαντικό τμήμα των δύο αξιολογήσεων αποτέλεσε η διερεύνηση της ευχρησίας του προτεινόμενου μηχανισμού. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η ευχρησία του Moodle δεν επιβαρύνεται από την ενσωμάτωση του μηχανισμού προσαρμογής σε αυτό ενώ ταυτόχρονα βελτιώθηκε η ικανότητα του συστήματος να ενθαρρύνει τους φοιτητές να ασχοληθούν πιο ενεργά με αυτό καθώς και η επίδοση τους στη γραπτή εξέταση της προόδου.

Αναφορές

Akbulut, Y., & Cardak, C.S. (2012). Adaptive educational hypermedia accommodating learning styles: A content analysis of publications from 2000 to 2011. *Computers & Education*, 58, 835-842.

Baldiris, S., Santos, O. C., Barrera, C., Boticario, J. G., Velez, J., & Fabregat, R. (2008). Integration of educational specifications and standards to support adaptive learning scenarios in ADAPTAPlan. *International Journal of Computer & Applications*, 5(1), 88–107.

Bernard, J., Chang, T.W., Popescu, E., & Graf, S. (2017). Learning style identifier: Improving the precision of learning style identification through computational intelligence algorithms. *Expert Systems with Applications*, 75, 94-108.

Brusilovsky, P. (1996). Methods and Techniques of Adaptive Hypermedia. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 6 (2-3), 87-129.

Brusilovsky, P. (1999). Adaptive and Intelligent Technologies for Web-based Education. In: C. Rollinger & C. Peylo (Eds.), *Künstliche Intelligenz, Special issue on Intelligent Systems and Teleteaching*, 4, 19-25.

Dung, P.Q., & Florea, A.M. (2012). An approach for detecting learning styles in learning management systems based on learners' behaviours. In: International Conference on Education and Management Innovation, IPEDR, 30 (pp. 171-177). Singapore: IACSIT Press.

Felder, R. M., & Soloman, B. A. (1997). Index of Learning Styles Questionnaire. Retrieved September 10, 2012, from <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>.

Feldman, J., Monteserin, A., & Amandi, A. (2015). Automatic detection of learning styles: state of the art". *Artificial Intelligence Review*, 44(2), 157-186.

García, P., Amandi, A., Schiaffino, S.N., & Campo, M.R. (2007). Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. *Computers & Education*, 49(3), 794-808.

Graf, S. (2007). Adaptivity in Learning Management Systems Focusing on Learning Styles, PhD dissertation, Faculty of Informatics, Vienna University of Technology, Vienna.

Karagiannis, I., & Satratzemi, M. (2018). An adaptive mechanism for Moodle based on automatic detection of learning styles. *Education and Information Technologies*, 23(3), pp. 1331-1357.

Kobsa, A., Koenemann, J., & Pohl, W. (2001). Personalised hypermedia presentation techniques for improving online customer relationships. *The Knowledge Engineering Review*, 16(2), 111-155.

Graf, S., Kinshuk, & Liu, T.C. (2009). Supporting Teachers in Identifying Students' Learning Styles in Learning Management Systems: An Automatic Student Modeling Approach. *Educational Technology & Society*, 12(4), 3-14.

Liyanage, M.P.P., Gunawardena, K.S.L., & Hirakawa, M. (2014). Using Learning Styles to Enhance Learning Management Systems. *International Journal on Advances in ICT for Emerging Regions*, 7(2), 1-10.

Newton, P.M., & Miah, M. (2017). Evidence-Based Higher Education – Is the Learning Styles 'Myth' Important?. *Frontiers in Psychology*, 8, 1-9.