

Μία μέθοδος για την αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου στο Moodle: Υλοποίηση και αξιολόγηση

Καραγιάννης Ιωάννης

Εκπαιδευτικός ΠΕ86, 13^ο Δημοτικό Σχολείο Ευόσμου
giankara@gmail.com

Περίληψη

Τα Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) εμφανίζουν μια ιδιαίτερα αυξητική τάση στη χρησιμοποίησή τους για μαθήματα εξ αποστάσεως εκπαίδευσης, κυρίως λόγω της ευχρηστίας τους αλλά και της πληθώρας των εργαλείων που προσφέρουν στον καθηγητή για την οργάνωση και διαχείριση του μαθήματος. Τα συστήματα αυτά όμως διαθέτουν ένα εγγενές μειονέκτημα. Το μειονέκτημα αυτό είναι ότι δεν λαμβάνουν υπόψη το μαθήτυπο του εκπαιδευόμενου, παρουσιάζοντας το ίδιο ακριβώς μάθημα σε όλους τους εκπαιδευόμενους, γεγονός που θέτει εμπόδια στην επίτευξη των μαθησιακών στόχων. Απαραίτητη προϋπόθεση για την προσαρμογή του μαθήματος σε ένα τέτοιο σύστημα, αποτελεί η ανίχνευση του μαθήτυπου των εκπαιδευόμενων. Στην παρούσα εργασία, παρουσιάζεται μία μέθοδος που υλοποιήθηκε για την αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου στο Moodle καθώς και τα δεδομένα που προέκυψαν από την αξιολόγηση της.

Λέξεις κλειδιά: μαθήτυπος, σύστημα διαχείρισης μάθησης, ανίχνευση μαθήτυπου

Εισαγωγή

Με τον όρο μαθησιακό στυλ ή μαθήτυπος (learning style) αναφερόμαστε στις συνήθειες που καθορίζουν τον τρόπο με τον οποίο κάποιος εκπαιδευόμενος μαθαίνει κάτι νέο (Feldman et al., 2015). Πιο απλά, οι εκπαιδευόμενοι χρησιμοποιούν διαφορετικές μεθόδους για να επεξεργαστούν και να κατανοήσουν νέες πληροφορίες και οι διαφορές αυτές ορίζονται ως μαθήτυποι. Για παράδειγμα, κάποιιοι εκπαιδευόμενοι μαθαίνουν περισσότερο αποτελεσματικά όταν οι πληροφορίες παρουσιάζονται με εικόνες ενώ κάποιιοι άλλοι προτιμούν το κείμενο. Από την πληθώρα των μοντέλων που προτάθηκαν αυτό που ξεχώρισε είναι το μοντέλο Felder-Silverman (Felder-Silverman Learning Style Model – FLSM) (Felder & Silverman, 1988), το οποίο χρησιμοποιήθηκε περισσότερο από κάθε άλλο στα προσαρμοστικά συστήματα, κυρίως γιατί περιγράφει τους μαθήτυπους με περισσότερη λεπτομέρεια (Carver et al., 1999). Η επίδραση της θεωρίας των μαθητύπων στη μαθησιακή διαδικασία αποτέλεσε αντικείμενο εκτεταμένων ερευνών. Οι έρευνες αυτές επισημαίνουν ότι οι μαθητές ωφελούνται από εκπαιδευτικό υλικό και μεθόδους που προσαρμόζονται στις μαθησιακές τους προτιμήσεις όπως αυτές εκφράζονται από το μαθήτυπό τους (Akbulut & Cardak, 2012; Bernard et al., 2017).

Η παρούσα εργασία έχει ως βασικό στόχο την παρουσίαση μιας μεθόδου αυτόματης ανίχνευσης των μαθητύπων την οποία αναπτύξαμε και ενσωματώσαμε στο Moodle, καθώς και τη διερεύνηση της ακρίβειάς της. Πιο συγκεκριμένα, διερευνήθηκε το κατά πόσο μπορεί να επηρεαστεί η ακρίβεια της μεθόδου από τη χρήση διαφορετικών αλγορίθμων καθώς και το χρονικό διάστημα που απαιτείται από την έναρξη των μαθημάτων μέχρι τη στιγμή που η ακρίβεια πρόβλεψης του μαθήτυπου θα είναι ικανοποιητική. Συνοψίζοντας, στόχος της παρούσας εργασίας ήταν η διερεύνηση των ακόλουθων ερευνητικών ερωτημάτων:

E1) Ποιος αλγόριθμος εξόρυξης δεδομένων είναι πιο αποτελεσματικός για την αυτόματη ανίχνευση των μαθητύπων με βάση την προτεινόμενη μέθοδο;

E2) Πόσο σύντομα μπορούν να ανιχνευθούν οι μαθήτυποι των εκπαιδευόμενων με διαφορετικούς αλγόριθμους;

Η εργασία ξεκινά με την παρουσίαση του θεωρητικού υποβάθρου σχετικά με την ανίχνευση των μαθητύπων. Έπειτα από την περιγραφή των βημάτων που ακολουθήσαμε

κατά τη διαδικασία ανάπτυξης της μεθόδου, διερευνούνται πιθανοί τρόποι βελτίωσης της ακρίβειας ανίχνευσης. Η εργασία ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των συμπερασμάτων.

Μέθοδοι ανίχνευσης μαθήτυπων

Ανεξάρτητα από το μοντέλο μαθητύπων που θα υιοθετηθεί σε ένα εκπαιδευτικό σύστημα, η ανίχνευση του μαθήτυπου του εκπαιδευόμενου είναι απαραίτητη προκειμένου να γίνει η προσαρμογή του μαθήματος και μπορεί να γίνει είτε με συνεργατικές μεθόδους είτε με μεθόδους αυτόματης ανίχνευσης. Στην πρώτη περίπτωση απαιτείται συνήθως η συμπλήρωση ειδικών ερωτηματολογίων, η δομή και το μεγάλο μέγεθος των οποίων αποτελεί αιτία αμφισβήτησης της αξιοπιστίας τους (Καραγιάννης & Σατρατζέμη, 2019). Παράδειγμα ερωτηματολογίου διάγνωσης του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου αποτελεί το Index of Learning Styles (ILS) το οποίο αναπτύχθηκε από τους Felder και Soloman (1997) προκειμένου να χρησιμοποιηθεί για το μοντέλο Felder-Silverman.

Στη δεύτερη κατηγορία μεθόδων ανίχνευσης του μαθήτυπου εντάσσονται μέθοδοι που βασίζονται στην ανάλυση της συμπεριφοράς των εκπαιδευόμενων όπως αυτή αποτυπώνεται στα αντίστοιχα δεδομένα που έχουν καταγραφεί από το σύστημα. Πιο συγκεκριμένα, η συντριπτική πλειοψηφία των Συστημάτων Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) καταγράφουν κάθε αλληλεπίδραση του εκπαιδευόμενου με το ίδιο το σύστημα καθώς επίσης και τη χρονική στιγμή που αυτή έλαβε χώρα. Η ανάλυση τέτοιου είδους δεδομένων με σκοπό την εξαγωγή του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου πλεονεκτεί έναντι της μεθόδου συμπλήρωσης ερωτηματολογίων καθώς δεν απαιτείται πρόσθετη προσπάθεια από την πλευρά των εκπαιδευόμενων. Πέραν τούτου, καθώς η μέθοδος αυτή βασίζεται στην ανάλυση πραγματικών δεδομένων της αλληλεπίδρασης του εκπαιδευόμενου με το σύστημα που προέρχονται από την μελέτη του, αυξάνεται η πιθανότητα να είναι απαλλαγμένη από λάθη στην πρόβλεψη του μαθήτυπου (Feldman et al., 2015).

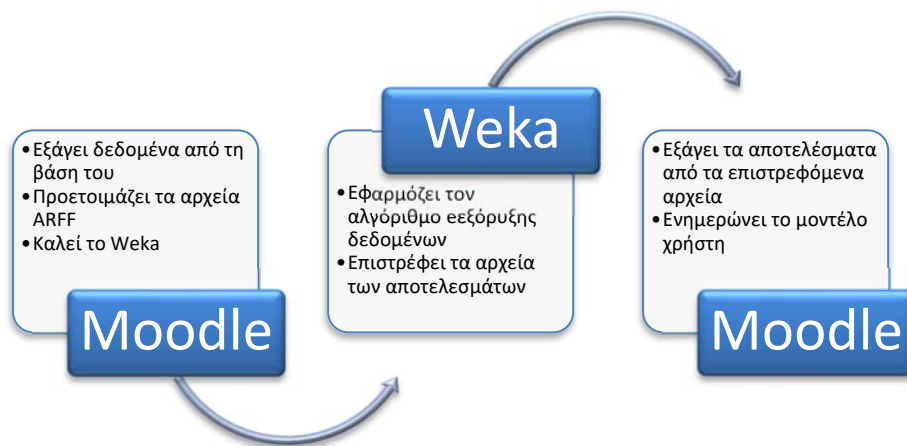
Επικρατέστερο τρόπο ανάλυσης των δεδομένων αποτελεί η χρήση αλγόριθμων εξόρυξης δεδομένων προκειμένου να κατασκευαστεί ένας κατηγοριοποιητής ο οποίος ουσιαστικά θα αντιγράφει τον τρόπο λειτουργίας των ερωτηματολογίων ανίχνευσης του μαθήτυπου αλλά θα είναι απαλλαγμένος από τα προβλήματά τους. Στη βιβλιογραφία καταγράφονται αρκετές ερευνητικές προσπάθειες οι οποίες χρησιμοποίησαν για την κατασκευή του κατηγοριοποιητή δέντρα απόφασης (Shamsudin et al., 2020), δίκτυα Bayes (Khan et al., 2019; Troussas et al., 2020), νευρωνικά δίκτυα (Kolekar et al., 2017, Lwande et al., 2021) και γενετικούς αλγόριθμους (Chang et al., 2009). Οι αλγόριθμοι αυτοί δέχονται ως είσοδο τα δεδομένα που καταγράφονται από την αλληλεπίδραση του εκπαιδευόμενου με το σύστημα και επιστρέφουν τον μαθήτυπο του σύμφωνα με το μοντέλο που χρησιμοποιείται. Από τη στιγμή όμως που οι αλγόριθμοι εξαρτώνται κατά κύριο λόγο από τα διαθέσιμα δεδομένα, κρίνεται απαραίτητη η ύπαρξη ενός αντιπροσωπευτικού σετ δεδομένων ώστε να κατασκευαστεί ένας ακριβής κατηγοριοποιητής (Dung & Florea, 2012).

Υλοποίηση μεθόδου αυτόματης ανίχνευσης μαθήτυπου

Σε κάθε ερευνητική προσπάθεια αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου επιλέγονταν ένας αλγόριθμος εξόρυξης δεδομένων ο οποίος ενσωματωνόταν στο σύστημα χωρίς να υπάρχουν περιθώρια για πιθανές αλλαγές, αφού η όποια αλλαγή απαιτούσε την ανάπτυξη ενός νέου αλγορίθμου. Προκειμένου λοιπόν το σύστημα μας να είναι ευέλικτο αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί το Weka (2018). Το Weka περιλαμβάνει ένα μεγάλο πλήθος αλγορίθμων που μπορούν είτε να κληθούν μέσα από κώδικα Java είτε να εφαρμοστούν άμεσα σε ένα σετ δεδομένων (μέσα από το γραφικό περιβάλλον του Weka ή μέσω της γραμμής εντολών που διαθέτει). Η δυνατότητα της εφαρμογής ενός αλγορίθμου μέσω της γραμμής εντολών είναι αυτή που χρησιμοποιείται στο προτεινόμενο σύστημα.

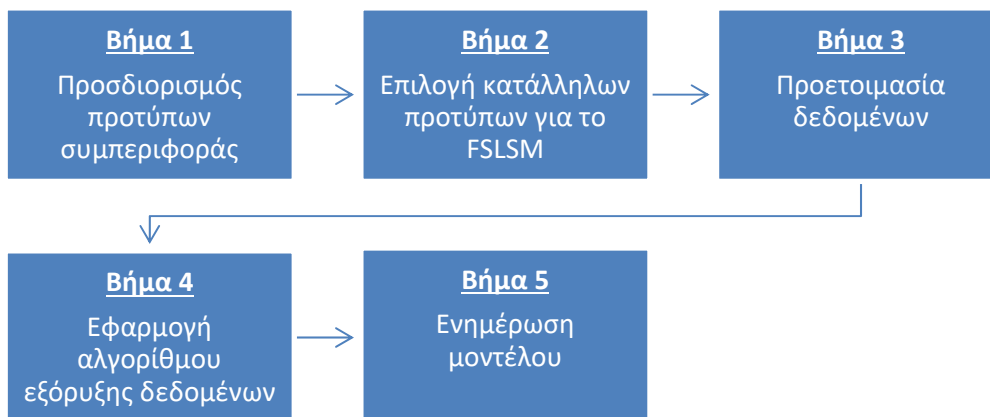
Προκειμένου λοιπόν να επιτευχθεί η επικοινωνία του Moodle με το Weka ώστε να πραγματοποιηθεί η αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου ενός εκπαιδευόμενου, υλοποιήθηκε μια επέκταση στο Moodle η οποία ενσωματώθηκε σε αυτό με τη μορφή μπλοκ.

Η συγκεκριμένη επέκταση αποθηκεύει την υπό εκτέλεση εντολή σε μια αλφαριθμητική μεταβλητή και στη συνέχεια η μεταβλητή αυτή περνά ως όρισμα στη συνάρτηση system της rhr. Η system είναι μία συνάρτηση που εκτελεί ένα εξωτερικό πρόγραμμα και προβάλλει το αποτέλεσμά του. Στην περίπτωση μας το αποτέλεσμα της εκτέλεσης της εντολής στο Weka, το οποίο ουσιαστικά περιέχει το μαθήτυπο των εκπαιδευόμενων, αποθηκεύεται σε ένα αρχείο στο διακομιστή. Στη συνέχεια το σύστημα επεξεργάζεται το συγκεκριμένο αρχείο και εξάγει από αυτό πληροφορίες για το μαθήτυπο των εκπαιδευομένων, οι οποίες τελικά αποθηκεύονται σε νέο πίνακα της βάσης δεδομένων του Moodle. Τα βήματα της προαναφερθείσας διαδικασίας αποτυπώνονται στο Σχήμα 1.



Σχήμα 1. Επικοινωνία Moodle-Weka

Το Weka χρησιμοποιήθηκε για τον ίδιο σκοπό και από άλλους ερευνητές (Liyanage et al., 2016) αλλά με διαφορετικό τρόπο. Πιο συγκεκριμένα, στο σύστημά τους υλοποίησαν τον αλγόριθμο αναπτύσσοντας κώδικα Java ο οποίος εκτελούνταν στο διακομιστή κάθε μέρα. Η αρχιτεκτονική που προτείνεται από εμάς διαθέτει δύο πλεονεκτήματα σε σχέση με την προαναφερθείσα. Το πρώτο είναι ότι υλοποιείται πολύ ευκολότερα καθώς δεν απαιτεί την ανάπτυξη νέου κώδικα αλλά εκτελεί στο παρασκήνιο το Weka, χωρίς όμως να επιβαρύνει το σύστημα αφού δεν εκτελείται συχνά. Το δεύτερο και πιο σημαντικό επιχείρημα είναι ότι αλλάζοντας μόνο μία εντολή μπορούμε να αλλάξουμε τον αλγόριθμο που εκτελείται με έναν άλλο. Με τον τρόπο αυτό αυξάνεται η ευελιξία του συστήματος καθώς μπορούμε εύκολα να χρησιμοποιήσουμε οποιονδήποτε από τους αλγόριθμους που περιλαμβάνει το Weka, είτε πρόκειται για αλγόριθμο κατηγοριοποίησης είτε για αλγόριθμο προεπεξεργασίας και καθαρισμού των δεδομένων. Τα βήματα που ακολουθούμε για να επιτευχθεί η αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου παρουσιάζονται στο Σχήμα 2.



Σχήμα 2. Βήματα της προτεινόμενης διαδικασίας αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου

Πρότυπα συμπεριφοράς

Το πρώτο βήμα της διαδικασίας είναι ο προσδιορισμός των στοιχείων της συμπεριφοράς του εκπαιδευόμενου που μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Επειδή όμως η προτεινόμενη μέθοδος θέλουμε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε διαφορετικά ΣΔΜ, πρέπει οι τύποι των μαθησιακών αντικειμένων και τα πρότυπα συμπεριφοράς που θα χρησιμοποιηθούν όχι μόνο να είναι κατάλληλα για την ανίχνευση του μαθήτπου σύμφωνα με το FSLSM, αλλά να χρησιμοποιούνται και από άλλα ΣΔΜ, εκτός του Moodle, και να καταγράφονται στη βάση δεδομένων τους στοιχεία της αλληλεπίδρασης του εκπαιδευόμενου με αυτά. Επιπλέον, προκειμένου να μπορεί το σύστημα να προσαρμόσει το μάθημα σύμφωνα με τις προτιμήσεις των εκπαιδευόμενων, θα πρέπει ο τύπος των μαθησιακών αντικειμένων που θα χρησιμοποιηθούν, να καλύπτουν την ποικιλία των μαθήτπων των εκπαιδευόμενων.

Με βάση λοιπόν τους περιορισμούς που προαναφέρθηκαν, επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε επτά τύπους μαθησιακών αντικειμένων: περίγραμμα μαθήματος, αντικείμενα περιεχομένου, βίντεο, λυμένες ασκήσεις, κουίζ, ερωτήσεις ανάπτυξης και συμπεράσματα. Το περίγραμμα μαθήματος χρησιμοποιείται για να παρουσιάσουμε μία σύνοψη των εκπαιδευτικών στόχων κάθε ενότητας. Τα αντικείμενα περιεχομένου παρουσιάζουν τη θεωρία της ενότητας. Τα βίντεο χρησιμοποιούνται για την εξήγηση στοιχείων της θεωρίας και την επίδειξη τρόπων επίλυσης ενός προβλήματος. Οι λυμένες ασκήσεις περιλαμβάνουν την περιγραφή και τη λύση ενός προβλήματος. Τα κουίζ περιλαμβάνουν ερωτήσεις κλειστού τύπου όπως για παράδειγμα, πολλαπλής επιλογής ή συμπλήρωσης κενού, ενώ οι ερωτήσεις ανάπτυξης απαιτούν από τον εκπαιδευόμενο όχι μόνο να απαντήσει σε αυτές, αλλά να αιτιολογήσει την απάντησή του, ώστε να διερευνηθεί ο τρόπος σκέψης του. Τέλος, τα συμπεράσματα συνοψίζουν τα βασικά σημεία της θεωρίας της τρέχουσας ενότητας. Το Moodle όμως δεν κάνει διαχωρισμό μεταξύ του περιγράμματος μαθήματος, των αντικειμένων περιεχομένου, των βίντεο και των συμπερασμάτων αλλά τα αναγνωρίζει όλα ως πόρους. Προκειμένου να ξεπεραστεί αυτή η δυσκολία, τροποποιήθηκε το εργαλείο συγγραφής των πόρων ώστε να μπορεί ο καθηγητής να δηλώσει το είδος τους.

Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω και τη θεωρία του FSLSM, σύμφωνα με την οποία κάθε μαθήτπος επιδεικνύει μια ιδιαίτερη προτίμηση σε διαφορετικό τύπο εκπαιδευτικού υλικού, καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι τα πρότυπα που θα χρησιμοποιηθούν θα πρέπει να σχετίζονται με τον συνολικό χρόνο που ο εκπαιδευόμενος μελέτησε κάθε τύπο μαθησιακών αντικειμένων αλλά και με το συνολικό αριθμό των επισκέψεων του σε αυτά. Με τον τρόπο αυτό καταλήγουμε σε δύο πρότυπα για καθένα από τους επτά διαφορετικούς τύπους μαθησιακών αντικειμένων. Σε αυτά προστέθηκαν άλλα δύο πρότυπα που αφορούν την ενασχόληση του εκπαιδευόμενου με τα αποτελέσματα και την ανατροφοδότηση από τα κουίζ τα οποία έχουν ολοκληρώσει. Το σύνολο λοιπόν των προτύπων συμπεριφοράς, που δυνητικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν από την προτεινόμενη μέθοδο, αποτελείται από 16 πρότυπα. Πρέπει στο σημείο αυτό να επισημάνουμε ότι για τα πρότυπα συμπεριφοράς προτιμήθηκαν οι σχετικές τιμές έναντι των απόλυτων καθώς εκφράζουν τις ενέργειες ενός εκπαιδευόμενου σε σχέση με τη συνολική του προσπάθεια, προσφέροντας έτσι ένα μέτρο σύγκρισης που οδηγεί σε ασφαλέστερα συμπεράσματα.

Επιλογή κατάλληλων προτύπων συμπεριφοράς για το FSLSM

Το δεύτερο βήμα της διαδικασίας αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτπου είναι η επιλογή των κατάλληλων προτύπων συμπεριφοράς από αυτά που παρουσιάστηκαν στην προηγούμενη ενότητα, ώστε να συσχετισθούν με τις διαστάσεις του FSLSM. Σύμφωνα λοιπόν με τη θεωρία (Felder & Silverman, 1988), κάθε μαθήτπος παρουσιάζει μια προτίμηση για συγκεκριμένους τύπους δραστηριοτήτων ενώ αντίθετα προσπαθεί να αποφύγει κάποιους άλλους. Με βάση λοιπόν τη θεωρία, ο Πίνακας 1 παρουσιάζει τους τύπους των μαθησιακών αντικειμένων που προτιμώνται από κάθε μαθήτπο.

Για παράδειγμα, ένας ενεργητικός εκπαιδευόμενος καταλαβαίνει τις πληροφορίες καλύτερα όταν τις εφαρμόζει. Επομένως, μπορούμε να υποθέσουμε ότι προτιμά μαθησιακά

αντικείμενα όπως είναι τα κουίζ και οι ερωτήσεις ανάπτυξης, τα οποία και θα επισκέπτεται πιο συχνά και για περισσότερο χρόνο σε σχέση με άλλους εκπαιδευόμενους, ενώ, αντίθετα, αντικείμενα όπως τα βίντεο και τα λυμένα παραδείγματα δεν τον ελκύουν. Στον αντίποδα, οι στοχαστικοί έχουν μια προδιάθεση να δουλεύουν ομαδικά και να αναλύουν διεξοδικά το αντικείμενο της μελέτης. Αντικείμενα όπως τα αντικείμενα περιεχομένου, οι λυμένες ασκήσεις και τα βίντεο είναι περισσότερο κατάλληλα για αυτούς. Επομένως, ο αυξημένος αριθμός επισκέψεων και χρόνου ενασχόλησης με τέτοιου είδους αντικείμενα, μπορεί να αποτελέσει ένδειξη του συγκεκριμένου μαθήτυπου. Από τη στιγμή που οι στοχαστικοί προτιμούν να σκέφτονται και να αναλύουν το υλικό, είναι επίσης αναμενόμενο να περνούν αρκετό χρόνο στο περίγραμμα μαθήματος και τα συμπεράσματα.

Πίνακας 1. Προτιμώμενα μαθησιακά αντικείμενα για κάθε μαθήτυπο

Μαθήτυπος	Περίγραμμα μαθήματος	Αντικείμενα περιεχομένου	Βίντεο	Λυμένες ασκήσεις	Κουίζ	Ερωτήσεις ανάπτυξης	Συμπεράσματα
Ενεργητικός					+	+	
Στοχαστικός	+	+	+	+			+
Αισθητήριος			+	+	+	+	
Διαισθητικός		+				+	
Οπτικός			+				
Λεκτικός		+				+	
Ακολουθιακός			+	+			
Σφαιρικός	+		+	+			+

Με βάση λοιπόν τον Πίνακα 1 και τη βιβλιογραφία (Felder & Silverman, 1988; Graf, 2007), μπορούμε να συσχετίσουμε κάποια από τα προτεινόμενα πρότυπα συμπεριφοράς με συγκεκριμένες διαστάσεις του FSLSM. Ο Πίνακας 2 παρουσιάζει τη συσχέτιση αυτή.

Πίνακας 2. Κατάλληλα πρότυπα συμπεριφοράς για κάθε διάσταση του FSLSM

Πρότυπο	Ενεργητικός	Στοχαστικός	Αισθητήριος	Διαισθητικός	Οπτικός	Λεκτικός	Ακολουθιακός	Σφαιρικός
content_dur	-	+	-	+	-	+		
content_vis	-	+	-	+	-	+		
outline_dur	-	+					-	+
outline_vis	-	+					-	+
solved_dur	-	+	+	-			+	-
solved_vis	-	+	+	-			+	-

video_dur					+	-
video_vis	-	+			+	-
quiz_dur	+	-	+	-		
quiz_vis	+	-	+	-		
quiz_review_dur	-	+				
quiz_review_vis	-	+				
open_dur	+	-	+	-	-	+
open_vis	+	-	+	-	-	+
conclusion_dur	-	+	+			- +
conclusion_vis	-	+				- +

Τα πρότυπα του πίνακα που έχουν ως τελευταίο συνθετικό του ονόματος τους το «dur» αναπαριστούν χρονικές διάρκειες, ενώ αυτά που περιλαμβάνουν το «vis» αναπαριστούν αριθμό επισκέψεων. Το πρώτο συνθετικό του ονόματος τους δηλώνει τον τύπο των μαθησιακών αντικειμένων στον οποίο αναφέρονται. Επομένως το λεκτικό «outline» αντιστοιχεί σε περίγραμμα μαθήματος, το «content» σε αντικείμενα περιεχομένου, το «video» σε βίντεο, το «solved» σε λυμένες ασκήσεις, το «quiz» σε κουίζ, το «open» σε ερωτήσεις ανάπτυξης και, τέλος, το «conclusion» σε συμπεράσματα. Για παράδειγμα, το πρότυπο content_dur αναφέρεται σε χρονική διάρκεια που ο εκπαιδευόμενος μελέτησε αντικείμενα περιεχομένου. Τα πρόσημα «+» και «-» που χρησιμοποιούνται στον Πίνακα 2 δείχνουν αντίστοιχα αυξημένη ή μειωμένη τιμή του προτύπου για τη συγκεκριμένη τιμή της διάστασης του FSLSM. Μάλιστα, επειδή οι δύο τιμές κάθε διάστασης ουσιαστικά είναι αντίθετες, η αυξημένη τιμή ενός προτύπου για τη μια τιμή αυτόματα υποδηλώνει μειωμένη τιμή του ίδιου προτύπου για την άλλη τιμή της ίδιας διάστασης. Για παράδειγμα, για το πρότυπο content_dur του Πίνακα 2 υπάρχει το πρόσημο «-» για τους ενεργητικούς και το «+» για τους στοχαστικούς εκπαιδευόμενους. Αυτό σημαίνει ότι ένας ενεργητικός εκπαιδευόμενος εμφανίζει μειωμένο χρόνο ενασχόλησης με αντικείμενα περιεχομένου ενώ, αντίθετα, ένας στοχαστικός μελετά αρκετά τα συγκεκριμένα αντικείμενα. Το γεγονός αυτό έρχεται σε απόλυτη συμφωνία με το FSLSM, καθώς είναι γνωστό ότι οι στοχαστικοί εκπαιδευόμενοι προτιμούν να μελετούν περισσότερο τη θεωρία και να την αναλύουν, ενώ οι ενεργητικοί δεν ελκύνονται από αυτήν, αλλά προτιμούν δραστηριότητες όπως τα κουίζ.

Όπως προκύπτει από τον Πίνακα 2, για την πρόβλεψη της τιμής κάθε διάστασης του μοντέλου απαιτούνται λιγότερα πρότυπα συμπεριφοράς σε σχέση με αντίστοιχες εργασίες (Atman et al., 2009; Liyanage et al., 2014). Σύμφωνα με τους Popescu & Badica (2011), απαιτείται αυξημένος αριθμός προτύπων προκειμένου να βελτιώνεται η ακρίβεια της διαδικασίας αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου, καθώς σε αυτήν την περίπτωση μπορεί να περιγραφεί με μεγαλύτερη λεπτομέρεια η συμπεριφορά του εκπαιδευόμενου. Παρόλα αυτά, στις εργασίες που προαναφέρθηκαν, τα προτεινόμενα πρότυπα απαιτούσαν την ανάπτυξη εξειδικευμένων μηχανισμών καταγραφής. Το γεγονός αυτό περιορίζει τη γενικότητα της λύσης καθώς δεν είναι δυνατόν οι μηχανισμοί αυτοί να ενσωματωθούν σε όλα τα ΣΔΜ. Επιπλέον, η χρήση συνθετότερων μοντέλων εκπαιδευόμενου αυξάνει την πολυπλοκότητα ενός συστήματος. Αντίθετα, η προτεινόμενη μέθοδος στοχεύει στην χρησιμοποίηση ενός απλού μοντέλου και μπορεί εύκολα να χρησιμοποιηθεί σε άλλα ΣΔΜ, καθώς δεν απαιτεί την καταγραφή ιδιαίτερα εξειδικευμένων δεδομένων στη βάση.

Προετοιμασία δεδομένων

Το Moodle, καθώς επίσης και τα περισσότερα ΣΔΜ, αποθηκεύουν πληροφορίες για την αλληλεπίδραση του εκπαιδευόμενου με το σύστημα με ένα τρόπο που βασίζεται στην

καταγραφή γεγονότων. Κάθε φορά που ο εκπαιδευόμενος πραγματοποιεί οποιαδήποτε ενέργεια στο σύστημα, μία νέα εγγραφή δημιουργείται στον αντίστοιχο πίνακα στη βάση δεδομένων του Moodle (πίνακας mdl_log). Τα βασικά στοιχεία που καταγράφονται για κάθε εγγραφή είναι ο τύπος και το αναγνωριστικό της δραστηριότητας που αποτέλεσε το αντικείμενο της ενέργειας, η ενέργεια που πραγματοποιήθηκε και η χρονική στιγμή που πραγματοποιήθηκε η ενέργεια. Προκειμένου να υπολογίσουμε την χρονική διάρκεια ενός γεγονότος που είναι απαραίτητη για τα πρότυπα μας, αφαιρούμε τις χρονικές στιγμές δύο διαδοχικών ενεργειών του ίδιου εκπαιδευόμενου.

Για να μπορέσουμε να χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα της συμπεριφοράς του εκπαιδευόμενου ως είσοδο στον αλγόριθμό μας, πρέπει πρώτα να αφαιρέσουμε τις ακραίες τιμές και να μετατρέψουμε τα ανεπεξέργαστα δεδομένα του πίνακα mdl_log σε μία κατάλληλη μορφή. Λαμβάνοντας επίσης υπόψη ότι ο συγκεκριμένος πίνακας ανήκει στον πυρήνα του Moodle και δεν επιθυμούμε να τον τροποποιήσουμε, καταλήξαμε στο συμπέρασμα να δημιουργήσουμε ένα νέο πίνακα. Ο πίνακας αυτός (mdl_input_data) αποτελείται από μία γραμμή για κάθε εκπαιδευόμενο στην οποία αποθηκεύονται αθροιστικά δεδομένα τα οποία εξάγονται από τον πίνακα mdl_log, και τα οποία σχετίζονται με καθένα από τα πρότυπα του Πίνακα 2. Κατά συνέπεια, για κάθε εκπαιδευόμενο αποθηκεύονται 16 τιμές, όσα είναι δηλαδή και τα πρότυπα του Πίνακα 2. Επιπλέον, ο νέος πίνακας θα πρέπει να περιέχει πληροφορίες σχετικά με τον μαθήτυπο του εκπαιδευόμενου όπως αυτός ανιχνεύθηκε με το ILS. Κατά συνέπεια, ο πίνακας mdl_input_data θα περιλαμβάνει ακόμη 4 στήλες, καθεμία από τις οποίες θα περιέχει τον μαθήτυπο του εκπαιδευόμενου για κάθε διάσταση του FSLSM, με βάση πάντα τις απαντήσεις του στο ILS.

Ο νέος πίνακας που δημιουργήθηκε στη βάση του Moodle (mdl_input_data) περιέχει δεδομένα για όλα τα πρότυπα συμπεριφοράς του Πίνακα 2 ανεξάρτητα με το αν σχετίζονται με κάποια διάσταση του FSLSM. Μετά την κατασκευή του νέου πίνακα, πρέπει τα δεδομένα που περιλαμβάνει και σχετίζονται με χρόνους μελέτης και αριθμούς επισκέψεων, να μετατραπούν από απόλυτες σε σχετικές τιμές. Για το σκοπό αυτό, τα δεδομένα που αφορούν χρόνους μελέτης διαιρούνται με το συνολικό χρόνο μελέτης κάθε εκπαιδευόμενου για όλα τα αντικείμενα, ενώ αυτά που αφορούν αριθμούς επισκέψεων διαιρούνται αντίστοιχα με το συνολικό αριθμό επισκέψεων του εκπαιδευόμενου σε όλα τα αντικείμενα. Στη συνέχεια, με βάση τον Πίνακα 2 λαμβάνουμε υπόψη για κάθε διάσταση του FSLSM μόνο τα κατάλληλα πρότυπα και δημιουργούμε τέσσερα διαφορετικά csv αρχεία, ένα για κάθε διάσταση. Σε καθένα από αυτά αποθηκεύουμε μόνο τα δεδομένα του πίνακα που αφορούν τα αντίστοιχα πρότυπα συμπεριφοράς, καθώς επίσης και την τιμή του μαθήτυπου του εκπαιδευόμενου για τη συγκεκριμένη διάσταση όπως προέκυψε από τις απαντήσεις του στο ILS. Καθένα από τα 4 προαναφερθέντα csv αρχεία μετατρέπεται σε μορφή arff η οποία είναι καταλληλότερη να χρησιμοποιηθεί για είσοδο δεδομένων στο Weka. Προκειμένου να πραγματοποιηθεί η συγκεκριμένη μετατροπή χρησιμοποιήθηκε το Weka στο παρασκήνιο, σύμφωνα με τη διαδικασία που παρουσιάζεται στο Σχήμα 1.

Προτού εφαρμοστεί ο αλγόριθμος των δέντρων απόφασης, κάθε αρχείο χωρίζεται τυχαία σε δύο σετ δεδομένων: τα δεδομένα εκπαίδευσης (train dataset) και τα δεδομένα δοκιμής (test dataset). Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία και προκειμένου να αποτυπώνεται ορθά και στα δύο σετ δεδομένων η κατανομή των δεδομένων, το 70-80% του συνόλου των δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 20-30% για τη δοκιμή του. Στην περίπτωση μας, αποφασίστηκε το 80% των δεδομένων να χρησιμοποιηθεί ως σετ εκπαίδευσης και το υπόλοιπο 20% ως σετ δοκιμής.

Εφαρμογή αλγορίθμου δέντρων απόφασης

Το επόμενο βήμα της διαδικασίας αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου είναι η εφαρμογή του αλγορίθμου στα τέσσερα arff αρχεία που δημιουργήθηκαν στο προηγούμενο στάδιο. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε αρχικά είναι ο J48 ο οποίος δημιουργεί ένα δέντρο απόφασης από το σετ δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας την έννοια της

εντροπίας της πληροφορίας. Με την εφαρμογή του αλγορίθμου στα τέσσερα αρχεία δημιουργούνται τέσσερα διαφορετικά δέντρα, ένα για κάθε διάσταση του FSLSM.

Παίρνοντας ως παράδειγμα τη διάσταση ενεργητικός/στοχαστικός, οι ακόλουθες γραμμές κώδικα χρησιμοποιήθηκαν προκειμένου να εφαρμοστεί ο αλγόριθμος J48.

```
$train_string = 'java -cp /path/to/weka.jar weka.classifiers.meta.FilteredClassifier -F weka.filters.unsupervised.attribute.RemoveType -W weka.classifiers.trees.J48 -t '$pathname.'/train_active.arff -i -T '$pathname.'/test_active.arff -p 1 > '$pathname.'/result_test_active.csv';
```

```
$train = system($train_string);
```

Η συνάρτηση FilteredClassifier του πακέτου weka.classifiers.meta χρησιμοποιήθηκε προκειμένου να γίνει μία «on the fly» κατηγοριοποίηση. Ο όρος αυτός χρησιμοποιείται στο Weka προκειμένου να προσδιοριστεί η διαδικασία κατά την οποία αρχικά τα δεδομένα φιλτράρονται και αμέσως χρησιμοποιούνται ως είσοδος σε κάποιο αλγόριθμο κατηγοριοποίησης. Με τον τελεστή -F προσδιορίζεται το φίλτρο που θέλουμε να χρησιμοποιηθεί, το οποίο στην περίπτωση μας είναι το RemoveType. Το φίλτρο αυτό όταν χρησιμοποιείται χωρίς κάποια άλλη παράμετρο, αφαιρεί από τα δεδομένα μας τα αλφαριθμητικά πεδία. Στην περίπτωση μας, τα στοιχεία που θα αφαιρεθούν πριν την εφαρμογή του αλγορίθμου, είναι οι αναγνωριστικοί αριθμοί των χρηστών (user_id) οι οποίοι δεν χρειάζονται στον αλγόριθμο J48. Στη συνέχεια με τον τελεστή -W προσδιορίζεται ο αλγόριθμος κατηγοριοποίησης που θέλουμε να εκτελεστεί, ο οποίος στο σύστημα μας είναι ο J48 του πακέτου weka.classifiers.trees. Για την εφαρμογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου πρέπει ακόμη να ορισθούν τα αρχεία εκπαίδευσης και δοκιμής. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται οι τελεστές -t και -T ακολουθούμενοι από τα ονόματα των αρχείων εκπαίδευσης και δοκιμής αντίστοιχα. Το «-p 1» χρησιμοποιείται προκειμένου να οριστεί η στήλη του αρχείου δοκιμής για την οποία θέλουμε να προβληθεί το αποτέλεσμα της. Στην περίπτωση μας ορίζεται η πρώτη στήλη η οποία είναι αυτή που περιέχει το μαθήτυπο του εκπαιδευόμενου.

Ενημέρωση μοντέλου εκπαιδευόμενου

Μετά από την εφαρμογή του αλγορίθμου J48, οι προβλέψεις του μαθήτυπου για κάθε εκπαιδευόμενο αποθηκεύονται σε τέσσερα διαφορετικά csv αρχεία στο διακομιστή, ένα για κάθε διάσταση του FSLSM. Καθένα από αυτά τα αρχεία περιλαμβάνει μία γραμμή για κάθε εκπαιδευόμενο η οποία περιέχει τόσο την τιμή του μαθητύπου για τη συγκεκριμένη διάσταση όπως προέκυψε από τον αλγόριθμο J48 όσο και αυτήν που προέκυψε από το ILS. Με τον τρόπο αυτό ο μαθήτυπος κάθε εκπαιδευόμενου περιγράφεται σε διαφορετική γραμμή σε καθένα από τα τέσσερα csv αρχεία. Προκειμένου να μπορεί να γίνει η ενημέρωση του μοντέλου εκπαιδευόμενου με τις νέες τιμές μαθητύπου οι οποίες προέκυψαν από την εφαρμογή του J48, δημιουργήθηκε ένας νέος πίνακας στη βάση δεδομένων του Moodle, κάθε γραμμή του οποίου περιέχει τις τέσσερις τιμές που περιγράφουν συνολικά το μαθήτυπο του συγκεκριμένου εκπαιδευόμενου και οι οποίες έχουν εξαχθεί από τα αρχεία csv που περιγράφηκαν στην αρχή της παρούσας υποενότητας.

Αξιολόγηση του προτεινόμενου μηχανισμού

Προκειμένου να αξιολογηθεί η προτεινόμενη μέθοδος ανίχνευσης του μαθητύπου σχεδιάστηκε ο τρόπος οργάνωσης που παρουσιάζεται ακολούθως.

Συμμετέχοντες

Στη διεξαγωγή της αξιολόγησης το ακαδημαϊκό έτος 2021-2022 συμμετείχαν 90 πρωτοετείς προπτυχιακοί φοιτητές του Τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής οι οποίοι παρακολουθούσαν το μάθημα του διαδικαστικού προγραμματισμού, το οποίο διδάσκεται στο πρώτο εξάμηνο.

Μεθοδολογία

Το μάθημα «Διαδικαστικός Προγραμματισμός» έχει διάρκεια 13 εβδομάδων και κάθε εβδομάδα περιλαμβάνει μία δίωρη διάλεξη και ένα δίωρο εργαστηριακό μάθημα. Η αξιολόγηση διεξάγεται κατά τις πρώτες έξι εβδομάδες του μαθήματος. Κατά το χρονικό αυτό διάστημα, οι φοιτητές μελετούν στο Moodle υλικό από τις πέντε πρώτες ενότητες του μαθήματος οι οποίες περιλαμβάνουν βασικές έννοιες του διαδικαστικού προγραμματισμού. Κάθε ενότητα στο Moodle αποτελείται από ένα περίγραμμα του μαθήματος, θεωρία, βίντεο, λυμένες ασκήσεις, ένα κουίζ, μια ερώτηση ανοικτού τύπου και τα συμπεράσματα. Οι φοιτητές οφείλουν να μελετήσουν όλο το υλικό και τα δεδομένα της συμπεριφοράς τους αποθηκεύονται στη βάση δεδομένων του Moodle.

Παρόλο που έχουν χρησιμοποιηθεί πολλοί διαφορετικοί αλγόριθμοι (δένδρα απόφασης, νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι, δίκτυα Bayes) για την αυτόματη ανίχνευση του μαθήτυπου, 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 μαθήτυπο του, μειώνοντας το προσδοκώμενο όφελος από τη συγκεκριμένη διαδικασία. Ανατρέχοντας όμως στη βιβλιογραφία (Bernard et al., 2017; Newton & Miah, 2017; Raleiras et al., 2022), όλες οι έρευνες εστιάζουν στη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης του μαθήτυπου 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 μαθήτυπου από τον προτεινόμενο μηχανισμό. Για το σκοπό αυτό εφαρμόστηκαν πέντε αλγόριθμοι εξόρυξης και συγκεκριμένα οι J48, Random Tree, Random Forest, Naive Bayes και Bayesian Networks στα δεδομένα της συμπεριφοράς των εκπαιδευόμενων έτσι ώστε να αναδειχθούν πιθανοί τρόποι βελτίωσης της απόδοσης της προτεινόμενης μεθόδου.

Αμέσως μετά την πρώτη είσοδο τους στο Moodle, οι εκπαιδευόμενοι καλούνται να συμπληρώσουν το ερωτηματολόγιο ILS προκειμένου να εξαχθεί ο μαθήτυπός τους. Προκειμένου να απαντηθούν τα ερευνητικά ερωτήματα, οι μαθήτυποι που εξήχθησαν από την εκτέλεση των αλγορίθμων ($LS_{predicted}$) συγκρίθηκαν με αυτούς που προέκυψαν από το ερωτηματολόγιο ILS (LS_{ILS}). Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν ανιχνεύουν τον μαθήτυπο για κάθε διάσταση σε μια κλίμακα τριών τιμών. Η κλίμακα αυτή περιλαμβάνει τις δύο ακραίες τιμές της συγκεκριμένης διάστασης καθώς και μια ενδιάμεση ουδέτερη (balanced) τιμή. Για παράδειγμα, αν αναφερθούμε στη διάσταση ενεργητικός/στοχαστικός, οι τρεις τιμές είναι ενεργητικός, στοχαστικός, ουδέτερος. Αντίστοιχη διαδικασία ακολουθείται και για τον μαθήτυπο που εξάγεται από το ερωτηματολόγιο ILS.

Σύστημα μέτρησης

Το μόνο σύστημα μέτρησης που χρησιμοποιήθηκε 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):

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

Στον τύπο αυτό με n συμβολίζεται ο αριθμός των εκπαιδευόμενων που αποτέλεσαν το δείγμα της έρευνας. Οι παράμετροι $LS_{PREDICTED}$ και LS_{ILS} συμβολίζουν την τιμή που προκύπτει για το μαθήτυπο από τον αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων και από το ερωτηματολόγιο ILS αντίστοιχα. Η συνάρτηση Sim συγκρίνει τις δύο αυτές παραμέτρους που δέχεται ως είσοδο

($LS_{PREDICTED}$ 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. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές ακρίβειας των αλγορίθμων αυτόματης ανίχνευσης που υπολογίστηκαν με τη χρήση του τύπου (1).

Αποτελέσματα

Για να απαντήσουμε στο πρώτο ερευνητικό ερώτημα (E1) εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι J48, Random Tree, Random Forest, Naive Bayes και Bayesian Networks στα δεδομένα της συμπεριφοράς των εκπαιδευόμενων και τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τον υπολογισμό της ακρίβειας τους παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.

Πίνακας 3. Ακρίβεια πρόβλεψης μαθητύπων με χρήση διαφορετικών αλγορίθμων

Data mining algorithm	Ενεργητικός / Στοχαστικός	Αισθητήριος / Διαισθητικός	Οπτικός / Λεκτικός	Ακολουθιακός / Σφαιρικός
J48	86%	80%	75%	80%
Random Tree	68%	66%	66%	70%
Random Forest	84%	84%	72%	77%
Naive Bayes	70%	77%	61%	54%
Bayesian Network	86%	84%	68%	84%

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 3, τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά για τους αλγόριθμους J48, Bayesian network και Random forest. Με τον αλγόριθμο Bayesian network επιτεύχθηκαν τα υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας της πρόβλεψης για όλες τις διαστάσεις του FLSM εκτός από τη διάσταση οπτικός/λεκτικός. Για τη συγκεκριμένη διάσταση, ο αλγόριθμος J48 είχε ακρίβεια 75% ενώ ο αλγόριθμος Bayesian network μόλις 68%. Η ακρίβεια των άλλων δύο αλγορίθμων (Random tree και Naive Bayes) είναι αρκετά χαμηλότερη και κυμαίνεται μεταξύ 54% και 77%. Μπορούμε λοιπόν να συμπεράνουμε ότι οι αλγόριθμοι Bayesian network και J48 είναι οι πιο κατάλληλοι για το σετ δεδομένων μας καθώς επιτυγχάνουν συνολικά τα υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας.

Για να απαντήσουμε στο ερευνητικό ερώτημα E2, αποφασίσαμε να εφαρμόσουμε κάθε αλγόριθμο όχι μόνο στο τέλος της περιόδου αξιολόγησης αλλά και μετά την δεύτερη και τέταρτη εβδομάδα, ώστε να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα της ακρίβειας και να ελέγξουμε πόσο γρήγορος είναι κάθε αλγόριθμος. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους Πίνακες 4, 5, 6, 7 και 8 για τους αλγόριθμους J48, Random Tree, Random Forest, Naive Bayes και Bayesian Network αντίστοιχα.

Πίνακας 4. Ακρίβεια πρόβλεψης με χρήση του αλγόριθμου J48

Διάσταση FLSM	2 ^η εβδομάδα	4 ^η εβδομάδα	6 ^η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	71%	86%	86%
Αισθητήριος / Διαισθητικός	83%	79%	80%
Οπτικός / Λεκτικός	74%	70%	75%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	81%	79%	80%

Πίνακας 5. Ακρίβεια πρόβλεψης με χρήση του αλγόριθμου Random Tree

Διάσταση FSLSM	2 ^η εβδομάδα	4 ^η εβδομάδα	6 ^η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	71%	75%	68%
Αισθητήριος / Διαισθητικός	71%	74%	66%
Οπτικός / Λεκτικός	69%	70%	66%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	76%	77%	77%

Πίνακας 6. Ακρίβεια πρόβλεψης με χρήση του αλγόριθμου Random Forest

Διάσταση FSLSM	2 ^η εβδομάδα	4 ^η εβδομάδα	6 ^η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	78%	86%	84%
Αισθητήριος / Διαισθητικός	76%	86%	84%
Οπτικός / Λεκτικός	68%	70%	72%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	71%	75%	77%

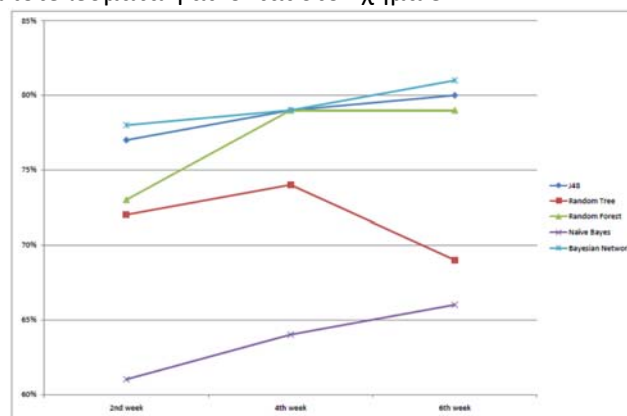
Πίνακας 7. Ακρίβεια πρόβλεψης με χρήση του αλγόριθμου Naive Bayes

Διάσταση FSLSM	2 ^η εβδομάδα	4 ^η εβδομάδα	6 ^η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	57%	57%	70%
Αισθητήριος / Διαισθητικός	76%	81%	77%
Οπτικός / Λεκτικός	59%	62%	61%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	52%	54%	54%

Πίνακας 8. Ακρίβεια πρόβλεψης με χρήση του αλγόριθμου Bayesian Network

Διάσταση FSLSM	2 ^η εβδομάδα	4 ^η εβδομάδα	6 ^η εβδομάδα
Ενεργητικός / Στοχαστικός	85%	86%	86%
Αισθητήριος / Διαισθητικός	78%	82%	84%
Οπτικός / Λεκτικός	69%	68%	68%
Ακολουθιακός / Σφαιρικός	78%	80%	84%

Από τους Πίνακες 4, 5, 6, 7 και 8 προκύπτει ότι παρά το γεγονός ότι στις περισσότερες περιπτώσεις η ακρίβεια αυξάνεται με την πάροδο του χρόνου, είμαστε σε θέση να προβλέψουμε με ακρίβεια το μαθήτυπο των εκπαιδευόμενων μετά από μόλις δύο εβδομάδες ενασχόλησης τους με το εκπαιδευτικό υλικό του μαθήματος, χωρίς βέβαια να αποκλείεται ότι κάτι τέτοιο μπορεί να γίνει εφικτό και νωρίτερα. Πιο συγκεκριμένα, η ακρίβεια που επιτυγχάνεται για τις τέσσερις διαστάσεις του FSLSM μετά τις δύο πρώτες εβδομάδες είναι παρόμοιες με αυτές που επιτυγχάνονται στο τέλος της περιόδου αξιολόγησης. Προκειμένου να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα των πινάκων και να απαντήσουμε στο δεύτερο ερευνητικό ερώτημα, υπολογίσαμε τους μέσους όρους για κάθε αλγόριθμο και τα αποτελέσματα φαίνονται στο Σχήμα 3.



Σχήμα 3. Μέσες τιμές της ακρίβειας πρόβλεψης του μαθήτυπου

Παρατηρώντας το Σχήμα 3 μπορούμε να διακρίνουμε ότι οι αλγόριθμοι Random Tree και Naive Bayes εμφανίζουν μεγάλη απόκλιση στις τιμές ακρίβειας της πρόβλεψης κατά τη διάρκεια των έξι εβδομάδων. Επιπλέον, η ακρίβεια τους είναι χαμηλότερη από την ακρίβεια που επιτυγχάνεται με τους άλλους τρεις αλγόριθμους. Ο αλγόριθμος Random Forest επιτυγχάνει ακρίβεια πρόβλεψης συγκρίσιμη με αυτήν που επιτυγχάνεται με τους αλγόριθμους J48 και Bayesian Networks. Παρόλα αυτά, η ακρίβεια που επιτυγχάνεται με τον αλγόριθμο Random Forest μετά τις δύο πρώτες εβδομάδες του μαθήματος είναι χαμηλότερη από αυτήν που επιτυγχάνεται από τους αλγόριθμους J48 και Bayesian Networks. Οι δύο συγκεκριμένοι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν την υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης μεταξύ των πέντε που διερευνήθηκαν ενώ ταυτόχρονα, από τη δεύτερη κιάλας εβδομάδα επιτυγχάνουν ακρίβεια που συγκλίνει προς την τελική. Ως εκ τούτου οι δύο αυτοί αλγόριθμοι θεωρούνται καταλληλότεροι προς χρήση.

Συμπεράσματα

Από τα ευρήματα της βιβλιογραφικής μας ανασκόπησης (Καραγιάννης & Σατρατζέμη, 2019) προκύπτει μια αυξητική τάση στην χρησιμοποίηση μεθόδων αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου. Από τη στιγμή όμως που δεν υπάρχει ακόμη μια κοινά αποδεκτή λύση, το συγκεκριμένο πεδίο έρευνας παραμένει ανοικτό σε νέες προτάσεις. Η συνεισφορά μας στην έρευνα συνοψίζεται στη σχεδίαση και υλοποίηση μιας μεθόδου αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτυπου και την αξιολόγηση πέντε διαφορετικών αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων προκειμένου να διερευνηθεί αν κάποιος από αυτούς υπερτερεί με βάση τα κριτήρια που τέθηκαν. Τα ευρήματα είναι ικανοποιητικά λόγω της υψηλής ακρίβειας που επιτεύχθηκε σε συνδυασμό με την ευελιξία της προτεινόμενης μεθόδου.

Με βάση λοιπόν τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι οι αλγόριθμοι Bayesian Network και J48 μπορούν να ανιχνεύσουν το μαθήτυπο των εκπαιδευόμενων πιο γρήγορα και με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με τους υπόλοιπους τρεις αλγορίθμους. Το συγκριτικό πλεονέκτημα της μεθόδου μας είναι ότι οδηγηθήκαμε σε αυτά τα ενθαρρυντικά αποτελέσματα χρησιμοποιώντας απλούστερο σετ προτύπων συμπεριφοράς σε σχέση με άλλες μεθόδους (Graf, 2007; Atman et al., 2009), με έναν αρκετά ευέλικτο μηχανισμό. Μάλιστα ο αριθμός των συμμετεχόντων ήταν υψηλότερος σε σχέση με άλλες παρόμοιες μελέτες (Liyanage et al., 2014), γεγονός που ενισχύει την εγκυρότητα των ευρημάτων μας. Η μελλοντική μας έρευνα θα εστιαστεί στην ανάλυση δεδομένων από διαφορετικά μαθήματα καθώς και την πειραματική αξιολόγηση νέων αλγορίθμων προκειμένου να διερευνηθεί η πιθανότητα βελτίωσης της ακρίβειας.

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.

Atman, N., Inceoğlu, M.M., & Aslan, B.G. (2009). Learning Styles Diagnosis Based on Learner Behaviors in Web Based Learning. In: O. Gervasi, D. Taniar, B. Murgante, A. Lagan, Y. Mun, & M.L. Gavrilova (Eds.), *Computational Science and Its Applications-ICCSA 2009* (pp 900-909), LNCS, 5593. Berlin, Heidelberg: Springer.

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.

Carver, C.A., Howard, R.A., & Lane, W.D. (1999). Addressing Different Learning Styles through Course Hypermedia. *IEEE Transactions on Education*, 42(1), 33-38.

Chang, Y., Kao, W., Chu, C., & Chiu, C. (2009). A Learning Style Classification Mechanism for E-learning. *Computers & Education*, 53(2), 273-285.

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>.

Felder, R.M., & Silverman, L.K. (1988). Learning and Teaching Styles in Engineering Education. *Engineering Education*, 78(7), 674-681.

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.

Khan, F. A., Akbar, A., Altaf, M., Tanoli, S. A. K., & Ahmad, A. (2019). Automatic Student Modelling for Detection of Learning Styles and Affective States in Web based Learning Management Systems. *IEEE Access*, 7, 128242-128262.

Kolekar, S. V., Pai, R. M., & Pai, M. M. M. (2017). Prediction of Learner's Profile Based on Learning Styles in Adaptive E-learning System. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 12(6), 31-51.

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

Liyanage, M.P.P., Gunawardena, K.S.L., & Hiraikawa, M. (2016). Detecting Learning Styles in Learning Management Systems Using Data Mining. *Journal of Information Processing*, 24(4), 740-749.

Lwande, C., Oboko, R., & Muchemi, L. (2021). Learner Behavior Prediction in a Learning Management System. *Education and Information Technologies*, 26(3), 2743-2766.

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

Popescu, E., & Badica, C. (2011). Creating a Personalized Artificial Intelligence Course: WELSA Case Study. *International Journal of Information Systems and Social Change (IJSSC)*, 2(1), 31-47.

Raleiras, M., Nabizadeh, A. H., & Costa, F. A. (2022). Automatic Learning Styles Prediction: A Survey of the State-of-the-Art (2006–2021). *Journal of Computers in Education*, 1-93.

Shamsudin, H., Yusof, U. K., & Sabudin, M. (2020). Improving Learning Style Prediction using Tree-based Algorithm with Hyperparameter Optimization. *International Journal of Advances in Soft Computing and its Applications*, 12(1), 65-80.

Troussas, C., Krouska, A., Sgouropoulou, C., & Voyiatzis, I. (2020). Ensemble Learning Using Fuzzy Weights to Improve Learning Style Identification for Adapted Instructional Routines. *Entropy*, 22(7), 735.

Weka 3: Data Mining Software in Java. Available at: <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka> (προσπελάστηκε στις 5/4/2018).

Καραγιάννης Ι., & Σατρατζέμη Μ. (2019). Μέθοδοι αυτόματης ανίχνευσης του μαθήτπου σε Συστήματα Διαχείρισης Μάθησης. Πρακτικά εργασιών 5ου Διεθνούς Συνεδρίου για την Προώθηση της Εκπαιδευτικής Καινοτομίας, 823-832. Λάρισα.