Εκπαιδευτικός Σχεδιασμός και Καινοτόμες Μορφές Αξιολόγησης στην Ηλεκτρονική Μάθηση με Αξιοποίηση Προβλεπτικών Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης. Η Καταγραφή της Ενεργής Συμμετοχής Μέσω της Μελέτης των Επιδραστικών Χαρακτηριστικών στα Σύνολα Δεδομένων

Θεολόγος Τσιγάρος, Γεώργιος Φεσάκης
tsigaros@aegean.gr, gfesakis@aegean.gr
Τμήμα Επιστημών της Προσχολικής Αγωγής και του Εκπαιδευτικού Σχεδιασμού, Πανεπιστήμιο Αιγαίου

Περίληψη

Αξιοποιώντας δεδομένα χρήσης Συστήματος Διαχείρισης Μάθησης για σπουδαστές του Πανεπιστημίου Αιγαίου κατασκευάστηκαν προβλεπτικά μοντέλα Μηχανικής Μάθησης για να προβλεφθεί εγκαίρως η ακαδημαϊκή τους επίδοση. Εντοπίστηκαν τα επιδραστικότερα χαρακτηριστικά στα σύνολα δεδομένων των μοντέλων και μελετήθηκε η σχέση τους με την ενεργή συμμετοχή των σπουδαστών. Μελετήθηκε επίσης η επιρροή του εκπαιδευτικού σχεδιασμού των μαθημάτων στην απόδοση των προβλεπτικών μοντέλων. Προέκυψε ότι τα χαρακτηριστικά που απαρτίζουν τα σύνολα δεδομένων δεν είναι ισότιμα ως προς την επίδρασή τους στην απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης και ότι στα συναφή μαθήματα αντιστοιχούν κοινά επιδραστικά χαρακτηριστικά, τα οποία σχετίζονται με δείκτες ενεργής συμμετοχής, γεγονός που παρέχει εξήγηση για την επιδραστικότητά τους. Τέλος, προέκυψε ότι η απόδοση των προβλεπτικών μοντέλων επηρεάζεται από ζητήματα που αφορούν δομικά χαρακτηριστικά του μαθήματος και γενικότερα από ζητήματα που αφορούν τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό.

Λέξεις κλειδιά: εκπαιδευτικός σχεδιασμός, ενεργή συμμετοχή, επιδραστικά χαρακτηριστικά, προβλεπτικά μοντέλα μηχανικής μάθησης

Εισαγωγή

Η γενικευμένη χρήση των Συστημάτων Διαχείρισης Μάθησης (ΣΔΜ) από τα εκπαιδευτικά ιδρύματα καθιστά εφικτή την καταγραφή μεγάλου όγκου δεδομένων τα οποία σχετίζονται με ψηφιακές αλληλεπιδράσεις των σπουδαστών με το σύστημα ή των σπουδαστών μεταξύ τους. Παράλληλα, γενικεύεται η χρήση τεχνικών Μηχανικής Μάθησης για την κατασκευή προβλεπτικών μοντέλων τα οποία επιχειρούν να προβλέψουν την επίδοση των σπουδαστών (Cui et al., 2019). Σημαντικό κριτήριο για τη χρησιμότητα των προβλεπτικών μοντέλων αποτελεί η ακρίβεια της πρόβλεψης, ωστόσο, εξίσου σημαντική είναι η χρονική στιγμή που επιτυγχάνεται η πρόβλεψη. Διότι μέσω των πρώιμων (έστω λιγότερο εύστοχων προβλέψεων), τα προβλεπτικά μοντέλα μπορούν να αξιοποιηθούν ως εργαλεία διαμορφωτικής αξιολόγησης εντοπίζοντας σπουδαστές που κινδυνεύουν να αποτύχουν και χρειάζονται υποστήριξη μέσω διδακτικών παρεμβάσεων. Τα μοντέλα μπορούν να αξιοποιηθούν επίσης για την υποστήριξη του εκπαιδευτικού σχεδιασμού. Συγκεκριμένα, τα μοντέλα εντοπίζουν τα επιδραστικά χαρακτηριστικά στα σύνολα δεδομένων, δηλαδή, εκείνα τα χαρακτηριστικά, τα οποία περισσότερο από τα υπόλοιπα, συμβάλλουν στην επιτυχημένη λειτουργία των μοντέλων. Κάθε χαρακτηριστικό αποτυπώνει συνήθειες και πρακτικές στη χρήση του ΣΔΜ, όπως π.χ., όγκο χρήσης, συχνότητα χρήσης, περιόδους αδράνειας, κ.ά. Συνεπώς, εντοπίζοντας επιδραστικά χαρακτηριστικά, αποκαλύπτονται συνήθειες και πρακτικές χρήσης που

σχετίζονται και επηρεάζουν την ακαδημαϊκή επιτυχία. Ο εντοπισμός χαρακτηριστικών κρίσιμων για την ακαδημαϊκή επιτυχία (π.χ., η πρόσβαση σε συγκεκριμένους εκπαιδευτικούς πόρους, η συμμετοχή σε δραστηριότητες, οι περίοδοι αδράνειας), μπορεί να προσανατολίσει τον διδάσκοντα σε εστιασμένες αναπροσαρμογές στον εκπαιδευτικό σχεδιασμό του μαθήματος και να αποκαλύψει τη σπουδαιότητα μιας σχεδιαστικής αλλαγής (π.χ., την υποχρεωτική συμμετοχή σε δημόσιους διαλόγους).

Ενεργή συμμετοχή

Η ενεργή συμμετοχή (engagement) αποτελεί σημαντικό αντικείμενο μελέτης της παιδαγωγικής επιστήμης. Ωστόσο, δεν υπάρχει ομοφωνία, ούτε ως προς τον ακριβή ορισμό της ενεργής συμμετοχής, ούτε ως προς την αποτελεσματική μέτρησή της. Η μέτρηση της ενεργής συμμετοχής είναι σύνθετο ζήτημα (Sinatra et al., 2015). Γίνεται συνθετότερο στα ψηφιακά περιβάλλοντα μάθησης. Ειδικότερα, ενώ η ερευνητική κοινότητα καταλήγει σε πορίσματα, που τεκμηριώνουν συσχετίσεις μεταξύ δεδομένων χρήσης των ΣΔΜ και ακαδημαϊκής επίδοσης, εκφράζει σκεπτικισμό ως προς την τεκμηρίωση στέρεων συσχετίσεων μεταξύ δεδομένων χρήσης και ενεργής συμμετοχής (Motz et al., 2019). Οι Vytasek et al. (2020) αναφέρουν ότι στα ψηφιακά περιβάλλοντα μάθησης, η μέτρηση της ενεργής συμμετοχής μπορεί να βασιστεί σε δείκτες όπως: α) η χρονική διάρκεια για την εκτέλεση μιας ανατιθέμενης εργασίας (task), ή για την πρόσβαση και μελέτη ενός μαθησιακού πόρου, β) το πλήθος των μαθησιακών πόρων που οι σπουδαστές επισκέφθηκαν και των "τεχνουργημάτων" που δημιούργησαν, γ) οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των σπουδαστών, και δ) τα μαθησιακά αποτελέσματα και το ποσοστό ολοκλήρωσης ανατιθέμενων εργασιών. Οι Wong και Chong (2018) προσεγγίζουν την ενεργή συμμετοχή ως συνισταμένη της Αμεσότητας (Immediacy), της Συχνότητας (Frequency) και της Διάρκειας (Duration) χρήσης. Επιπλέον αναφέρουν, ότι η Κανονικότητα των μεσοδιαστημάτων μεταξύ των συνόδων σύνδεσης αναπαριστά ενεργή συμμετοχή των σπουδαστών. Σύμφωνα με τους Motz et al. (2019), σημαντικοί δείκτες της ενεργής συμμετοχής είναι το πλήθος των υποβληθέντων εργασιών, ο αριθμός συνόδων σύνδεσης και η διάρκεια αδράνειας στη χρήση του ΣΔΜ. Οι Chen και Cui (2020) συμπεραίνουν ότι η ασυνέπεια (discrepancy) χρήσης αποτελεί δείκτη (μειωμένης) ενεργής συμμετοχής. Οι Raga Jr. και Raga (2017) θεωρούν ως δείκτες ενεργής συμμετοχής τις ενέργειες που σχετίζονται με συμμετοχή σε δημόσιους διαδικτυακούς διαλόγους. Οι Hussain et al. (2018) προτείνουν ως δείκτη, το πλήθος των δραστηριοτήτων, στις οποίες συμμετείχε ο σπουδαστής. Ο Zacharis (2015) αναφέρει, ως δείκτες ενεργής συμμετοχής, τη συχνότητα πρόσβασης και το συνολικό χρόνο χρήσης του ΣΔΜ. Στον Πίνακα 1 καταγράφονται οι, προτεινόμενοι από τους ερευνητές, δείκτες ενεργής συμμετοχής.

Πίνακας 1. Δείκτες ενεργής συμμετοχής σε ψηφιακά περιβάλλοντα μάθησης

Α/Α	Δείκτης ενεργής συμμετοχής	Α/Α	Δείκτης ενεργής συμμετοχής
1	Διάρκεια σύνδεσης	7	Συχνότητα σύνδεσης
2	Πλήθος πόρων ή δραστηριοτήτων	8	Κανονικότητα
3	Αλληλεπιδράσεις	9	Σύνοδοι σύνδεσης
4	Μαθησιακά αποτελέσματα	10	Διάρκεια Αδράνειας
5	Ποσοστό ολοκλήρωσης εργασιών	11	Ασυνέπεια
6	Αμεσότητα σύνδεσης		

Ερευνητικά ερωτήματα

Στο πλαίσιο διδακτορικής διατριβής που εκπονήθηκε στο Πανεπιστήμιο Αιγαίου (Τσιγάρος, 2023), κατασκευάστηκαν και μελετήθηκαν α) μοντέλα Μηχανικής Μάθησης που πιθανοκρατικώς προβλέπουν τις επιδόσεις των σπουδαστών, β) επιχειρήθηκε ο εντοπισμός των περισσότερο επιδραστικών χαρακτηριστικών στα σύνολα δεδομένων και γ) διερευνήθηκε η σχέση των επιδραστικών χαρακτηριστικών με την ενεργή συμμετοχή προκειμένου να τεκμηριωθεί η χρησιμότητα αυτών των σχέσεων σε αποφάσεις σχετικές με τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό. Το παρόν άρθρο παρουσιάζει συνοπτικά τα ορίσματα της διατριβής, ως προς τα ακόλουθα ερευνητικά ερωτήματα.

Ερευνητικό Ερώτημα 1: Ποια από τα χαρακτηριστικά που συγκροτούν τα σύνολα δεδομένων έχουν τη μεγαλύτερη επίδραση στα αποτελέσματα της πρόβλεψης;

Ερευνητικό Ερώτημα 2: Πώς ερμηνεύεται ο αυξημένος βαθμός επίδρασης κάποιων χαρακτηριστικών, που συγκροτούν τα σύνολα δεδομένων; Υπάρχει σχέση των επιδραστικών χαρακτηριστικών με την ενεργή συμμετοχή και τον ρόλο της στην επιτυχημένη φοίτηση;

Ερευνητικό Ερώτημα 3: Επηρεάζεται η απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης από ζητήματα που αφορούν δομικά χαρακτηριστικά του μαθήματος και γενικότερα από ζητήματα που αφορούν τον εκπαιδευτικό σχεδιασμό;

Μέθοδος

Μελετήθηκαν δεδομένα χρήσης 440 σπουδαστών (362 προπτυχιακών και 78 μεταπτυχιακών) εγγεγραμμένων σε 2 προπτυχιακά και 2 μεταπτυχιακά μαθήματα (Πίνακας 2). Οι σπουδαστές χρησιμοποίησαν το ΣΔΜ Moodle.

Πίνακας 2. Τα υπό μελέτη μαθήματα

Τίτλος	Έτος	Παρακολούθηση	Σπουδαστές	Αξιολόγηση	Διδασκαλία
ΑΑ005 Χρήση Βασικών Εφαρμογών ΗΥ (Προπτυχιακό)	2020-2021	Υποχρεωτική	159	Γραπτή Εξέταση	Διαδικτυακές διαλέξεις, ασύγχρονη μελέτη υλικού
	2021-2022		203		Δια ζώσης διαλέξεις, ασύγχρονη μελέτη υλικού
Α3 Ηλεκτρονική Μάθηση (Μεταπτυχιακό)	2019-2020	Μη υποχρεωτική	39	Εργασία και συμμετοχή σε ηλεκτρονικό διάλογο	Δια ζώσης διαλέξεις και ασύγχρονες συνεδρίες
	2020-2021		39		Διαδικτυακές διαλέξεις, ασύγχρονη μελέτη υλικού

Λόγω του μικρού αριθμού σπουδαστών ανά έτος (39) για το μάθημα "Α3 Ηλεκτρονική Μάθηση", συγχωνεύθηκαν τα σύνολα δεδομένων των δύο ετών. Θεωρούμε ότι η συγκεκριμένη επιλογή είναι έγκυρη, δεδομένου ότι οι σπουδαστές προέρχονται από το ίδιο μάθημα, το οποίο κατά τη διάρκεια των δύο ετών προσφέρθηκε με το ίδιο πρόγραμμα σπουδών, με το ίδιο εκπαιδευτικό υλικό, με τον ίδιο τρόπο αξιολόγησης, με τους ίδιους διδάσκοντες και με αντίστοιχο χρονοδιάγραμμα υλοποίησης. Η συγχώνευση των εγγραφών δύο ή περισσότερων μαθημάτων αποτελεί μεθοδολογική επιλογή που απαντάται στη βιβλιογραφία (Quinn & Gray, 2020· Riestra-Gonzalez et al., 2021).

Στον Πίνακα 3 παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά που απαρτίζουν τα σύνολα δεδομένων και στον Πίνακα 4 παρουσιάζονται οι διαστάσεις αλληλεπίδρασης μεταξύ των σπουδαστών και του συστήματος, τις οποίες αποτυπώνουν τα χαρακτηριστικά που απαρτίζουν τα σύνολα δεδομένων.

Πίνακας 3. Τα χαρακτηριστικά που απαρτίζουν τα σύνολα δεδομένων

Α/Α	Όνομα Χαρακτηριστικού
1	Πλήθος συνόδων σύνδεσης
2	Συνολικός χρόνος σύνδεσης
3	Πλήθος λεπτών αδράνειας για την περίοδο που ο σπουδαστής ήταν ενεργός
4	Πλήθος ημερών όπου καταγράφηκε δραστηριότητα
5	Πλήθος ημερών μεταξύ πρώτης και τελευταίας συνόδου σύνδεσης
6	Πυκνότητα πρόσβασης
7	Πλήθος ημερών αδράνειας κατά την διάρκεια της ενεργής περιόδου
8	Μέγιστο πλήθος συνεχών ημερών αδράνειας μεταξύ συνόδων σύνδεσης
9	Μέσος όρος πλήθους ημερών αδράνειας μεταξύ των συνόδων σύνδεσης
10	Τυπική απόκλιση ημερών αδράνειας για τις ημέρες αδράνειας του σπουδαστή
11	Πλήθος ημερών μεταξύ έναρξης του μαθήματος και της πρώτης συνόδου σύνδεσης
12	Πλήθος ημερών από τελευταία σύνοδο ως τέλος χρονικής περιόδου του συνόλου
13	Μέση χρονική διάρκεια συνόδων ανά σπουδαστή
14	Τυπική απόκλιση της διάρκειας των συνόδων του σπουδαστή
15	Πλήθος συνόδων την Κυριακή
16	Πλήθος συνόδων τις εργάσιμες ημέρες
17	Πλήθος συνόδων τις πρώτες πρωινές ώρες
18	Πλήθος συνόδων τις πρωινές ώρες
19	Πλήθος συνόδων τις απογευματινές ώρες
20	Πλήθος συνόδων τις βραδινές ώρες
21	Πλήθος συμβάντων πρόσβασης
22	Πλήθος συμβάντων πρόσβασης σε αρχεία
23	Πλήθος συμβάντων πρόσβασης σε φάκελους
24	Πλήθος συμβάντων πρόσβασης σε σελίδες
25	Πλήθος συμβάντων πρόσβασης στους χώρους δημόσιου διαλόγου
26	Πλήθος συμβάντων ανάρτησης στους χώρους δημόσιου διαλόγου
27	Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο

Πίνακας 4. Διαστάσεις αλληλεπίδρασης που αποτυπώνουν τα χαρακτηριστικά των συνόλων δεδομένων

Α.Α.	Διάσταση Αλληλεπίδρασης
1	Όγκος / Διάρκεια πρόσβασης (access volume / duration)
2	Συχνότητα πρόσβασης (access frequency)
3	Ομαλότητα / Κανονικότητα πρόσβασης (access regularity)
4	Πυκνότητα πρόσβασης (access density)
5	Ασυνέπεια πρόσβασης (access discrepancy)
6	Αμεσότητα πρόσβασης (access immediacy)
7	Τύπος του μαθησιακού πόρου/δραστηριότητας που αφορά η πρόσβαση
8	Προτιμώμενη χρονική στιγμή της πρόσβασης (preferred access time)
9	Επίδοση σε ενδιάμεσες αξιολογικές δραστηριότητες

Για την ανάλυση των συνόλων δεδομένων χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό αλγόριθμων Μηχανικής Μάθησης WEKA (έκδοση 3.9.6). Κατά την ανάλυση των δεδομένων και προκειμένου να αντιμετωπιστεί το ζήτημα της υπερπροσαρμογής (Howard et al., 2018) εφαρμόσθηκε στρωματοποιημένη διασταυρούμενη επικύρωση k πτυχών. Δηλαδή, η δειγματοληψία για τη δημιουργία των υποσυνόλων (πτυχών) έγινε, όχι με τυχαίο τρόπο, αλλά με στρωματοποίηση, δηλαδή τα ποσοστά των κλάσεων στα υποσύνολα ήταν ίδια με το ποσοστό των κλάσεων στο σύνολο των δεδομένων. Πριν την εφαρμογή των αλγόριθμων Μηχανικής Μάθησης επί των συνόλων δεδομένων, οι τιμές των χαρακτηριστικών

κανονικοποιήθηκαν ώστε να ανήκουν στο εύρος [0,0 , 1,0]. Ως κύριο κριτήριο απόδοσης των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η ακρίβεια πρόβλεψης (accuracy) δηλαδή ο λόγος του πλήθους των ορθώς ταξινομημένων οντοτήτων προς το συνολικό πλήθος των οντοτήτων (Witten et al., 2011). Πρόκειται για το κριτήριο, που περισσότερο συχνά (Cui et al., 2019) χρησιμοποιούν οι σχετικές έρευνες. Για τον εντοπισμό των επιδραστικών χαρακτηριστικών των μοντέλων, δηλαδή εκείνων των χαρακτηριστικών, τα οποία περισσότερο από τα υπόλοιπα, επηρεάζουν την απόδοσή των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος "Correlation Attribute Evaluation". Η μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε σύνολα δεδομένων με κατηγορικές κλάσεις όπως προκύπτει από σχετικές βιβλιογραφικές αναφορές (Brownlee, 2025· Gnanambal et al., 2018· Hussain et al., 2018· Pehlivanova & Nedeva, 2021). Η μέθοδος αποτιμά την επιδραστικότητα/βαρύτητα κάθε χαρακτηριστικού υπολογίζοντας την τιμή του συντελεστή συσχέτισης (Pearson r) μεταξύ του χαρακτηριστικού και της κλάσης ταξινόμησης. Από τα χαρακτηριστικά που υπέδειξε η μέθοδος, επικεντρωθήκαμε σε αυτά που εμφάνισαν τους πέντε υψηλότερους συντελεστές συσχέτισης (Zvornicanin, 2025).

Αποτελέσματα

Στον Πίνακα 5 παρουσιάζονται ανά μάθημα τα χαρακτηριστικά με τους πέντε υψηλότερους συντελεστές συσχέτισης (Pearson *r*) μεταξύ του χαρακτηριστικού και της κλάσης ταξινόμησης. Τα χαρακτηριστικά που εμφανίζονται σε περισσότερα από ένα μαθήματα σημειώνονται με το σύμβολο (+).

Πίνακας 5. Τα επιδραστικότερα χαρακτηριστικά των μοντέλων και ο αντίστοιχος συντελεστής συσχέτισης *r* (φθίνουσα διάταξη) μεταξύ χαρακτηριστικών και κλάσης ταξινόμησης

AA005 2020-2021 Χαρακτηριστικό	AA005 2021-2022 Χαρακτηριστικό	A3 2019-2020 και 2020-2021 Χαρακτηριστικό
Πλήθος λεπτών αδράνειας κατά τη χρονική περίοδο που ο σπουδαστής ήταν ενεργός (+). *r* = 0,555	Πλήθος ημερών μεταξύ της τελευταίας συνόδου και του τέλους περιόδου στην οποία αντιστοιχεί το σύνολο δεδομένων (+++). *r* = 0,671	Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο. *r* = 0,431
Πλήθος ημερών μεταξύ πρώτης και τελευταίας συνόδου σύνδεσης (++). *r* = 0,554	Πλήθος λεπτών αδράνειας κατά τη χρονική περίοδο που ο σπουδαστής ήταν ενεργός (+). *r* = 0,613	Πλήθος συμβάντων ανάρτησης στους χώρους δημόσιου διαλόγου. *r* = 0,416
Πλήθος συνόδων τις πρωινές ώρες. *r* = *0,*497	Πλήθος ημερών μεταξύ πρώτης και τελευταίας συνόδου σύνδεσης (++). *r* = 613	Πλήθος ημερών όπου καταγράφηκε δραστηριότητα. *r* = 0,411
Πλήθος ημερών μεταξύ της τελευταίας συνόδου και του τέλους περιόδου στην οποία αντιστοιχεί το σύνολο δεδομένων (+++). *r* = 0,452	Πλήθος ημερών αδράνειας κατά την διάρκεια της ενεργής περιόδου (++++). *r* = 0,585	Τυπική απόκλιση των ημερών αδράνειας για τις ημέρες αδράνειας του ίδιου σπουδαστή. *r* = 0,404
Πλήθος ημερών αδράνειας κατά την διάρκεια της ενεργής περιόδου (++++). *r* = 0,432	Πλήθος συνόδων τις εργάσιμες ημέρες. *r* = 0,401	Μέσος όρος πλήθους ημερών αδράνειας μεταξύ των συνόδων σύνδεσης. *r* = 0,372

Στον Πίνακα 5 παρατηρούμε ότι οι τιμές των συντελεστών *r* είναι μεγαλύτερες (με την εξαίρεση ενός μόνο χαρακτηριστικού) από την τιμή 0,4 και για κάποια χαρακτηριστικά είναι

μεγαλύτερες από την τιμή 0,6, γεγονός που δηλώνει ότι η συσχέτιση μεταξύ των χαρακτηριστικών και της κλάσης είναι αξιοσημείωτη και όχι αμελητέα. Τέσσερα από τα πέντε επιδραστικά χαρακτηριστικά των μαθημάτων ΑΑ005 2020-2021 και ΑΑ005 2021-2022 είναι κοινά. Παρατηρούμε επίσης, ότι τα μεταπτυχιακά μαθήματα (Α3 2019-2020 και 2021-2022) δεν έχουν κοινά επιδραστικά χαρακτηριστικά με τα προπτυχιακά μαθήματα (ΑΑ005). Θεωρούμε ότι το γεγονός οφείλεται στις διαφορές σε δομικές και λειτουργικές παραμέτρους των προπτυχιακών έναντι των μεταπτυχιακών μαθημάτων και αναδεικνύει τη σημασία που έχει ο εκπαιδευτικός σχεδιασμός στην απόδοση των μοντέλων. Ειδικότερα, τα μαθήματα ΑΑ005 2020-2021 και ΑΑ005 2021-2022 είναι όμοια ως προς τις θεματικές ενότητες, το εκπαιδευτικό υλικό, τον τρόπο επικοινωνίας του διδάσκοντα με τους σπουδαστές, την αξιολόγηση. Οι ομοιότητες έχουν ως συνέπεια την ανάδειξη κοινών επιδραστικών χαρακτηριστικών. Τα μαθήματα Α3 2019-2020 και 2021-2022 διαφέρουν από τα μαθήματα ΑΑ005, στην εκπαιδευτική βαθμίδα (μεταπτυχιακά μαθήματα), στο γνωστικό αντικείμενο, στο εκπαιδευτικό υλικό, στην οργάνωση των ενοτήτων, στις εκπαιδευτικές δραστηριότητες, στην υποχρεωτικότητα παρακολούθησης, στον τρόπο αξιολόγησης. Οι διαφορές στον σχεδιασμό των μαθημάτων Α3 2019-2020 και 2021-2022 σε σχέση με τον σχεδιασμό των μαθημάτων ΑΑ005, εκτιμούμε ότι αποτελεί την αιτία της ανάδειξης διαφορετικών επιδραστικών χαρακτηριστικών.

Στο Πίνακα 6, παρουσιάζονται οι συσχετίσεις των επιδραστικότερων χαρακτηριστικών του Πίνακας 5 με τις διαστάσεις αλληλεπίδρασης του Πίνακα 4. Παρατηρούμε ότι τα επιδραστικότερα χαρακτηριστικά του Πίνακα 5 σχετίζονται κυρίως με τις διαστάσεις του όγκου, της διάρκειας, της ομαλότητας, της κανονικότητας, της ασυνέπειας.

Πίνακας 6. Συσχέτιση των επιδραστικότερων χαρακτηριστικών με τις διαστάσεις αλληλεπίδρασης

	Α/Α διάστασης αλληλεπίδρασης (από Πίνακα 4)								
Επιδραστικό Χαρακτηριστικό	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Πλήθος λεπτών αδράνειας για την περίοδο που ο σπουδαστής ήταν ενεργός	√	√	√	√					
Πλήθος ημερών μεταξύ πρώτης και τελευταίας συνόδου σύνδεσης					√	√			
Πλήθος ημερών μεταξύ της τελευταίας συνόδου και του τέλους περιόδου στην οποία αντιστοιχεί το σύνολο δεδομένων			√	√	√				
Πλήθος ημερών αδράνειας κατά την διάρκεια της ενεργής περιόδου			√	√	√				
Πλήθος συνόδων τις πρωινές ώρες							√		
Πλήθος συνόδων τις εργάσιμες ημέρες							√		
Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο								√	
Πλήθος συμβάντων ανάρτησης στους χώρους δημόσιου διαλόγου	√								√
Πλήθος ημερών όπου καταγράφηκε δραστηριότητα	√	√							
Τυπική απόκλιση των ημερών αδράνειας για τις ημέρες αδράνειας του ίδιου σπουδαστή			√	√	√				
Μέσος όρος πλήθους ημερών αδράνειας μεταξύ των συνόδων σύνδεσης	√	√	√	√					

Ως προς τα μεταπτυχιακά μαθήματα Α3 2019-2020 και 2021-2022, τα χαρακτηριστικά που αναδεικνύονται ως επιδραστικά είναι ο "Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο" και το "Πλήθος συμβάντων ανάρτησης στους χώρους δημόσιου διαλόγου". Τα χαρακτηριστικά αυτά δεν σχετίζονται με τις συχνότερα εμφανιζόμενες διαστάσεις του όγκου, της διάρκειας, της ομαλότητας, της κανονικότητας και της ασυνέπειας. Σχετίζονται, το μεν

πρώτο με την επίδοση, το δε δεύτερο με τον τύπο του μαθησιακού πόρου. Η ανάδειξή τους ως επιδραστικών, θεωρούμε ότι οφείλεται στον εκπαιδευτικό σχεδιασμό των μαθημάτων Α3 2019-2020 και 2021-2022. Ειδικότερα, σε κάθε συνεδρία των μαθημάτων Α3 2019-2020 και 2021-2022, διεξαγόταν διαδικτυακός δημόσιος διάλογος, όπου η συμμετοχή των σπουδαστών, αφενός ήταν υποχρεωτική και αφετέρου επηρέαζε κατά 30% τον τελικό βαθμό των σπουδαστών. Συνεπώς, η επιρροή του χαρακτηριστικού "Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο" είναι ευεξήγητη. Οφείλεται στην άμεση αλγεβρική σχέση της τιμής του χαρακτηριστικού με τον τελικό βαθμό, ο οποίος καθορίζει την κλάση στην οποία κατατάσσεται ο σπουδαστής. Επίσης, ευεξήγητη είναι η επιρροή του χαρακτηριστικού "Πλήθος συμβάντων ανάρτησης στους χώρους δημόσιου διαλόγου". Διότι, δεδομένης της σπουδαιότητας των δημόσιων διαλόγων στον σχεδιασμό του μαθήματος, η συμμετοχή (ή η μη συμμετοχή) του σπουδαστή στους δημόσιους διαλόγους αποτελεί ισχυρή ένδειξη της γενικότερης ενασχόλησης και προσήλωσης του σπουδαστή στο μάθημα. Θα μπορούσε κάποιος να υποστηρίξει, ότι το χαρακτηριστικό "Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο" αναδεικνύεται ως επιδραστικό, όχι διότι εκφράζει κάποιο μοτίβο χρήσης, αλλά διότι απλώς και μόνο σχετίζεται αλγεβρικά με τον τελικό βαθμό. Αντιτείνουμε, ότι ο βαθμός που ο σπουδαστής λαμβάνει για τον δημόσιο διάλογο είναι αντιπροσωπευτικός για την ποιότητα των αναρτήσεων του. Οπότε, ακόμα και αν δεν επηρέαζε αλγεβρικά τον τελικό βαθμό, δηλαδή ακόμα και αν αποτελούσε μια απλή τιμή στα σύνολα δεδομένων, χωρίς άμεση αλγεβρική σχέση με τον τελικό βαθμό, ο βαθμός στον δημόσιο διάλογο θα ήταν οπωσδήποτε αποκαλυπτικός για τη γενικότερη ενασχόληση και την προσήλωση του σπουδαστή στο μάθημα.

Είναι αξιοσημείωτο ότι τα δύο χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τον δημόσιο διάλογο αναδεικνύονται επιδραστικότερα έναντι των υπόλοιπων τριών χαρακτηριστικών, τα οποία σχετίζονται με τον όγκο, τη διάρκεια, την ομαλότητα, την κανονικότητα, την ασυνέπεια πρόσβασης. Είναι επίσης αξιοσημείωτο ότι στα επιδραστικά χαρακτηριστικά των μεταπτυχιακών μαθημάτων Α3 2019-2020 και 2020-2021, σε αντίθεση με ό,τι συμβαίνει στα προπτυχιακά μαθήματα, δεν περιλαμβάνεται χαρακτηριστικό που να σχετίζεται με τυχόν καθυστερημένη έναρξη ενασχόλησης σύνδεσης με το σύστημα, ή με τυχόν πρόωρη διακοπή ενασχόλησης με το σύστημα, ή με το χρονικό διάστημα μεταξύ πρώτης και τελευταίας συνόδου σύνδεσης. Το εν λόγω γεγονός οφείλεται στην υποχρεωτικότητα της συμμετοχής στα μεταπτυχιακά μαθήματα από την πρώτη ως την τελευταία συνεδρία, σε αντίθεση με τα προπτυχιακά μαθήματα ΑΑ005 2020-2021 και ΑΑ005 2021-2022, όπου η παρακολούθηση δεν είναι υποχρεωτική.

Συμπεράσματα

Βασικό εύρημα των αποτελεσμάτων, ως προς το *Ερευνητικό Ερώτημα 1*, είναι τα αξιοσημείωτα επίπεδα τιμών στους συντελεστές συσχέτισης κάποιων χαρακτηριστικών των συνόλων δεδομένων και των κλάσεων ταξινόμησης. Δηλαδή προκύπτει ότι τα χαρακτηριστικά που απαρτίζουν κάθε σύνολο δεδομένων δεν είναι ισότιμα ως προς την επίδρασή τους στην απόδοση των μοντέλων πρόβλεψης. Οι τιμές και η στατιστική σημαντικότητα των συντελεστών (Πίνακας 5) αποκαλύπτουν τον βαθμό επίδρασης κάθε χαρακτηριστικού στην απόδοση των μοντέλων. Βασικό εύρημα των αποτελεσμάτων είναι επίσης η ανάδειξη κοινών επιδραστικών χαρακτηριστικών στα σύνολα δεδομένων των συναφών μαθημάτων. Αντιθέτως, τα επιδραστικά χαρακτηριστικά διαφέρουν μεταξύ των μαθημάτων που δεν μοιάζουν.

Ως προς το *Ερευνητικό Ερώτημα 2*, προκύπτει ότι όλα τα επιδραστικά χαρακτηριστικά σχετίζονται με έναν τουλάχιστον δείκτη ενεργής συμμετοχής (Πίνακας 7), γεγονός που

θεωρούμε ότι παρέχει εξήγηση για τους λόγους που τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά αναδείχθηκαν επιδραστικότερα άλλων. Δηλαδή, εφόσον η ενεργή συμμετοχή προοιωνίζεται επιτυχή φοίτηση (Sinatra et al., 2015), τότε είναι εύλογο να θεωρήσουμε ότι τα επιδραστικότερα χαρακτηριστικά είναι αυτά που σχετίζονται με δείκτες ενεργής συμμετοχής.

Πίνακας 7. Σχέσεις επιδραστικών χαρακτηριστικών και δεικτών ενεργής συμμετοχής

Επιδραστικό Χαρακτηριστικό	Αύξων αριθμός δείκτη ενεργής Συμμετοχής (από Πίνακα1)										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Πλήθος λεπτών αδράνειας κατά τη χρονική περίοδο που ο σπουδαστής ήταν ενεργός										√	√
Πλήθος ημερών μεταξύ πρώτης και τελευταίας συνόδου σύνδεσης	√										√
Πλήθος ημερών μεταξύ της τελευταίας συνόδου και του τέλους περιόδου στην οποία αντιστοιχεί το σύνολο δεδομένων	√							√			√
Πλήθος ημερών αδράνειας κατά την διάρκεια της ενεργής περιόδου								√		√	√
Πλήθος συνόδων τις πρωινές ώρες									√		
Πλήθος συνόδων τις εργάσιμες ημέρες									√		
Βαθμός αξιολόγησης για τη συμμετοχή σε δημόσιο διάλογο			√								
Πλήθος συμβάντων ανάρτησης στους χώρους δημόσιου διαλόγου		√	√								
Πλήθος ημερών όπου καταγράφηκε δραστηριότητα	√										
Τυπική απόκλιση των ημερών αδράνειας για τις ημέρες αδράνειας του ίδιου σπουδαστή								√		√	√
Μέσος όρος πλήθους ημερών αδράνειας μεταξύ των συνόδων σύνδεσης								√		√	

Σε σχέση με το *Ερευνητικό Ερώτημα 3*, προκύπτει ότι μεταξύ των μοντέλων υφίστανται διαφορές ως προς τα επιδραστικότερα χαρακτηριστικά των συνόλων δεδομένων. Οι διαφορές είναι αναμενόμενες διότι τα μαθήματα που μελετήσαμε δεν είναι ίδια. Διαφέρουν στην εκπαιδευτική βαθμίδα, στο γνωστικό αντικείμενο, στο εκπαιδευτικό υλικό, στην οργάνωση των ενοτήτων, στο μοντέλο διδασκαλίας, στην υποχρεωτικότητα της παρακολούθησης, στην υποχρεωτικότητα συμμετοχής σε δημόσιους διαλόγους και στον τρόπο αξιολόγησης.

Επομένως, στα μαθήματα που μελετήσαμε φαίνεται να συμβαίνει ό,τι καταγράφουν και άλλες αντίστοιχες έρευνες. Συγκεκριμένα, όπως αναφέρουν οι Motz et al. (2019), η χρήση του ΣΔΜ από τους σπουδαστές εξαρτάται από τη δομή του μαθήματος, οπότε οι δείκτες που επιχειρούν να αναπαραστήσουν τη χρήση του ΣΔΜ δεν είναι εύκολα μεταφέρσιμοι (portable) μεταξύ των μαθημάτων. Οι ίδιοι προσθέτουν ότι η δυσκολία που ενέχει η μεταφορά μοντέλων σε "μη οικεία" μαθήματα αποτελεί πτυχή του ευρύτερου ζητήματος της απόδοσης των γενικών έναντι των ειδικών προβλεπτικών μοντέλων. Το συγκεκριμένο ζήτημα έχει αναδειχθεί εμφατικά από τους Gasevic et al. (2016) σύμφωνα με τους οποίους, οι περιορισμοί των γενικών μοντέλων να προβλέψουν την επίδοση των σπουδαστών σε "μη οικεία" μαθήματα, εγείρει ερωτήματα σχετικά με την καταλληλότητα (relevance) και την εφαρμοσιμότητα (applicability) των μεθόδων, οι οποίες αξιοποιούν δεδομένα χρήσης των ΣΔΜ για να προβλέψουν οποιαδήποτε συμπεριφορά των σπουδαστών, χωρίς όμως να λαμβάνουν υπόψιν τις σχεδιαστικές (instructional) και παιδαγωγικές συνθήκες των μαθημάτων. Συνεπώς,

θεωρούν ότι είναι απαραίτητη η δημιουργία μοντέλων τα οποία θα ενσωματώνουν τις συνθήκες του εκπαιδευτικού σχεδιασμού, διότι μόνο έτσι είναι δυνατόν να κατανοηθεί το "πότε", το "πώς" και το "γιατί" οι εκπαιδευόμενοι χρησιμοποιούν τους πόρους και τις υπηρεσίες του ΣΔΜ. Επιπλέον, όπως υποστηρίζουν οι Joksimovic et al. (2015), οι τύποι αλληλεπίδρασης των σπουδαστών με τους άλλους σπουδαστές, με τους διδάσκοντες, με το εκπαιδευτικό υλικό και με τις εκπαιδευτικές δραστηριότητες έχουν μεγάλη επίδραση στα μαθησιακά αποτελέσματα. Γενικά, κατά την κατασκευή ενός προβλεπτικού μοντέλου είναι απαραίτητο να λαμβάνεται υπόψη ο εκπαιδευτικός σχεδιασμός των μαθημάτων. Οι Conijn et al. (2016) υπογραμμίζουν την ανάγκη θεωρητικής θεμελίωσης των μεθόδων πρόβλεψης. Ειδικότερα, αναφέρουν ότι η χαμηλή απόδοση κάποιων προβλεπτικών μοντέλων ίσως οφείλεται στο ότι δεν είναι πάντοτε σαφές τι ακριβώς μετρούν οι μετρήσεις. Επιπλέον, υποστηρίζουν ότι οι μέθοδοι ανάλυσης των δεδομένων δεν εντάσσονται σε ένα στέρεο θεωρητικό υπόβαθρο και ότι για να βελτιωθεί η απόδοση των μοντέλων είναι απαραίτητη η εμβάθυνση στο τι πραγματικά αναπαριστούν τα δεδομένα και στο πώς μπορούν να αντιστοιχηθούν σε σαφή μεγέθη μέτρησης εννοιών. Όπως αναφέρουν οι Joksimovic et al. (2015), τα προβλεπτικά μοντέλα θα είναι περισσότερο χρήσιμα, αν, εκτός από προβλέψεις, προσφέρουν και εξηγήσεις.

Συμπερασματικά, μελετώντας τις διαφορές των μοντέλων που κατασκευάσαμε προκύπτει ότι η απόδοση των μοντέλων επηρεάζεται α) από την ύπαρξη δραστηριοτήτων που υποχρεώνουν σε συστηματική χρήση του ΣΔΜ, β) από την υποχρέωση παρακολούθησης του μαθήματος, γ) από αξιολογικές δραστηριότητες που ο βαθμός τους συνυπολογίζεται στην τελική επίδοση των σπουδαστών. Γενικά προκύπτει ότι, όπως υποστηρίζουν και τα πορίσματα της βιβλιογραφίας, η σημασία του εκπαιδευτικού σχεδιασμού στην απόδοση των προβλεπτικών μοντέλων είναι βαρύνουσα.

Αναφορές

Bouckaert, R. R., Frank, E., Hall, M., Krikby, R., Reutmann, P., Seewald, A., & Scuse, D. (2020). *WEKA manual for version 3-8-5*. University of Waikato.

Brownlee, J. (2025, Απρίλιος 18). *How to perform feature selection with machine learning data in Weka.* https://machinelearningmastery.com/perform-feature-selection-machine-learning-data-weka

Chen, F., & Cui, Y. (2020). Utilizing student time series behaviour in learning management systems for early prediction of course performance. *Journal of Learning Analytics*, *7*(2), 1-17.

Conijn, R., Snijders, C., Kleingeld, A., & Matzat, U. (2016). Predicting student performance from LMS data: A comparison of 17 blended courses using Moodle LMS. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, *10*(1), 17-29.

Cui, Y., Chen, F., Shiri, A., & Fan, Y. (2019). Predictive analytic models of student success in higher education: A review of methodology. *Information and Learning Sciences*, 208-227.

Gasevic, D., Dawson, S., Rogers, T., & Gasevic, D. (2016). Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *The Internet and Higher Education*, *28*, 68-84.

Gnanambal, S., Thangaraj, M., Meenatchi, V. T., & Gayathri, V. (2018). Classification algorithms with attribute selection: an evaluation study using WEKA. *International Journal of Advanced Networking and Applications*, *9*(6), 3640-3644.

Howard, E., Meehan, M., & Parnell, A. (2018). Contrasting prediction methods for early warning systems at undergraduate level. (Elsevier, Ed.) *The Internet and Higher Education*, *37*, 66-75.

Hussain, M., Zhu, W., Zhang, W., & Abidi, S. (2018). Student engagement predictions in an e-learning system and their impact on student course assessment scores. *Computational Intelligence and Neuroscience*, *2018*(1), 6347186.

Hussain, S., Dahan, N. A., Ba-Alwib, F. M., & Ribata, N. (2018). Educational data mining and analysis of students' academic performance using WEKA. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, *9*(2), 447-459.

Joksimovic, S., Gavsevic, D., Loughin, T. M., Kovanovic, V., & Hatala, M. (2015). Learning at distance: Effects of interaction traces on academic achievement. *Computers & Education*, *81*, 204-217.

Motz, B., Quick, J., Schroeder, N., Zook, J., & Gunkel, M. (2019). The validity and utility of activity logs as a measure of student engagement. *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge* (pp. 300-309). ACM.

Pehlivanova, T. I., & Nedeva, V. I. (2021). Attributes selection using machine learning for analysing students' dropping out of university: a case study. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, *1031*, 12055.

Quinn, R. J., & Gray, G. (2020). Prediction of student academic performance using Moodle data from a Further Education setting. *Irish Journal of Technology Enhanced Learning*, *5*(1), 1-19.

Raga Jr, R. C., & Raga, J. D. (2017). Monitoring class activity and predicting student performance using Moodle action log data. *International Journal of Computing Sciences Research*, *1*(3), 1-16.

Riestra-Gonzalez, M., del Puerto Paule-Ruiz, M., & Ortin, F. (2021). Massive LMS log data analysis for the early prediction of course-agnostic student performance. *Computers & Education*, *163,* 104-108.

Sinatra, G. M., Heddy, B. C., & Lombardi, D. (2015). The challenges of defining and measuring student engagement in science. *Educational Psychologist, 50*(1), 1-13.

Vytasek, J. M., Patzak, A., & Winne, P. H. (2020). Analytics for student engagement. In M. V. al. (Ed.), *Machine learning paradigms* (pp. 23-48). Springer.

Wong, A., & Chong, S. (2018). Modelling adult learners' online engagement behaviour: proxy measures and its application. *Journal of Computers in Education, 5*(4), 463-479.

Zacharis, N. Z. (2015). A multivariate approach to predicting student outcomes in web-enabled blended learning courses. *The Internet and Higher Education*, *27*, 44-53.

Zvornicanin, E. (2025). *What is feature importance in machine learning?* https://www.baeldung.com/cs/ml-feature-importance

Τσιγάρος, Θ. (2023). *Υπολογιστικά υποστηριζόμενη εκπαιδευτική αξιολόγηση σε περιβάλλοντα ηλεκτρονικής μάθησης* [Διδακτορική διατριβή]. Πανεπιστήμιο Αιγαίου.