ePublishing
ΕΘΝΙΚΟ ΚΕΝΤΡΟ ΤΕΚΜΗΡΙΩΣΗΣ
NATIONAL DOCUMENTATION CENTRE

Συνέδρια της Ελληνικής Επιστημονικής Ένωσης Τεχνολογιών Πληροφορίας & Επικοινωνιών στην Εκπαίδευση

Τόμ. 1 (2022)

7ο Πανελλήνιο Συνέδριο «Ένταξη και Χρήση των ΤΠΕ στην Εκπαιδευτική Διαδικασία»

Οι Ευκαιρίες, οι Προκλήσεις και οι Απειλές της Επιστήμης των Δεδομένων στην Εκπαίδευση

Βασίλειος Σ. Βερύκιος

Βιβλιογραφική αναφορά:

Βερύκιος Β. Σ. (2023). Οι Ευκαιρίες, οι Προκλήσεις και οι Απειλές της Επιστήμης των Δεδομένων στην Εκπαίδευση. *Συνέδρια της Ελληνικής Επιστημονικής Ένωσης Τεχνολογιών Πληροφορίας & Επικοινωνιών στην Εκπαίδευση*, *1*, 0009–0016. ανακτήθηκε από https://eproceedings.epublishing.ekt.gr/index.php/cetpe/article/view/5721

https://epublishing.ekt.gr | **e-Εκδότης:** EKT | **Πρόσβαση:** 21/02/2026 20:10:39

Οι Ευκαιρίες, οι Προκλήσεις και οι Απειλές της Επιστήμης των Δεδομένων στην Εκπαίδευση

Βασίλειος Σ. Βερύκιος
verykios@eap.gr
Καθηγητής, Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας, ΕΑΠ
Διευθυντής Εργαστηρίου Αναλυτικής & Ανωνυμοποίησης Μεγάλων Δεδομένων, ΕΑΠ
Μέλος Διοικητικού Συμβουλίου, ΙΤΥΕ Διόφαντος

Η Αξία των Μεγάλων Δεδομένων στην Κοινωνία

Ίσως να έχετε ακούσει ή και να έχετε διαβάσει για τα Μεγάλα Δεδομένα (Big Data), τον μεγάλο όγκο της πληροφορίας που συσσωρεύεται στα πληροφοριακά συστήματα των επιχειρήσεων καθώς βλέπουμε ένα βίντεο στο youtube, ακούμε το αγαπημένο μας τραγούδι στο spotify, βλέπουμε μία ταινία από το Netflix στον υπολογιστή μας, αγοράζουμε τις προμήθειες της εβδομάδας από κάποιο σούπερ μαρκετ ή διαλέγουμε ένα δώρο για τη γιορτή ενός αγαπημένου μας προσώπου.

Τα μεγάλα δεδομένα χαρακτηρίζονται συνήθως, από τέσσερις σημαντικές ιδιότητες: τον όγκο σε μέγεθος αποθηκευτικού χώρου, την ταχύτητα με την οποία παράγονται (αναρτήσεις στο facebook, μηνύματα στο twitter, χρηματιστηριακοί δείκτες), την ποικιλία των μορφών με την οποία εμφανίζονται (δομημένα, ημιδομημένα, ή αδόμητα) και τέλος, την αβεβαιότητα σχετικά με την ορθότητα και την ποιότητα τους.

Το 2013, ο Dan Arieli, Καθηγητής Ψυχολογίας και Συμπεριφορικής Οικονομικής στο Πανεπιστήμιο Duke, ανέφερε ότι "*Big data is like teenage sex: everyone talks about it, nobody really knows how to do it, everyone thinks everyone else is doing it, so everyone claims they are doing it*." θέλοντας να αναδείξει ότι ο τομέας των Μεγάλων Δεδομένων δεν είχε εδραιωθεί σε τέτοιο βαθμό που να είναι σαφές ποιο είναι το αντικείμενο μελέτης του. Από τότε όμως έχει επέλθει μεγάλη πρόοδος και η εμπλοκή με τα Μεγάλα Δεδομένα έχει επιφέρει πολλές επιτυχίες και κέρδη στις επιχειρήσεις που δραστηριοποιούνται σε αυτό το πεδίο. Εργαλεία όπως το Hadoop, to Oozie, to Pig και το Hive χρησιμοποιούνται κατά κόρον για να διαχειριστούν με αποτελεσματικότητα την πολυπλοκότητα των Μεγάλων Δεδομένων.

Το 2008, ο αρχισυντάκτης του δημοφιλούς επιστημονικού περιοδικού Wired, Chris Anderson, αναφέρθηκε στο *τέλος της θεωρίας όπως την ξέραμε μέχρι τότε*, και στο γεγονός ότι *ο κατακλυσμός των δεδομένων καθιστά την επιστημονική μέθοδο ξεπερασμένη*. Μεταξύ άλλων, ο Anderson επεσήμανε ότι τα petabytes των διαθέσιμων δεδομένων μας επιτρέπουν να αρκούμαστε στην εύρεση συσχετίσεων, ενώ δεν χρειάζεται να αναζητάμε πλέον καθολικά μοντέλα, αφού αργά ή γρήγορα αυτά θα αποδειχθούν ανεπαρκή. Μπορούμε να αναλύουμε τα δεδομένα χωρίς την διατύπωση υποθέσεων, ενώ, εάν διοχετεύσουμε τα Μεγάλα Δεδομένα στις μεγαλύτερες συστάδες υπολογιστών, οι στατιστικοί αλγόριθμοι μπορούν να βρουν μοτίβα που η επιστήμη δεν θα μπορούσε διαφορετικά να βρει.

Η αιτιακή μοντελοποίηση (causal modeling) μας βοηθά να καταλάβουμε ποια γεγονότα ή ενέργειες επηρεάζουν άλλα γεγονότα ή ενέργειες. Στις τεχνικές της αιτιακής μοντελοποίησης εμπίπτουν αυτές στις οποίες δίνεται ιδιαίτερο βάρος στα δεδομένα, όπως τα τυχαιοποιημένα ελεγχόμενα πειράματα (π.χ. οι επονομαζόμενες «δοκιμές Α/Β».) Τόσο η πειραματική μέθοδος όσο και η μέθοδος της παρατήρησης που χρησιμοποιούνται στην αιτιακή μοντελοποίηση, μπορούν να θεωρηθούν γενικά ως «ανάλυση βάσει

Παναγιωτακόπουλος, Χ., Καρατράντου, Α., & Αρμακόλας, Σ. (Επιμ.), *Πρακτικά Εργασιών 7ου Πανελλήνιου Συνεδρίου «Ένταξη και Χρήση των ΤΠΕ στην Εκπαιδευτική Διαδικασία»*, σελ. 9-16, Τμήμα Επιστημών της Εκπαίδευσης και Κοινωνικής Εργασίας, Πανεπιστήμιο Πατρών, 16-18 Σεπτεμβρίου 2022. ISBN 978-618-83186-7-0.

αντιπαραδείγματος»: σε αυτές τις μεθόδους επιχειρείται να γίνει αντιληπτή η διαφορά μεταξύ δύο επιλογών. Η ανακάλυψη του «φαινομένου του πλασέμπο» στην ιατρική αποτυπώνει μια περιβόητη κατάσταση στην οποία αγνοήθηκε μια υπόθεση σε ένα προσεκτικά σχεδιασμένο, τυχαιοποιημένο πείραμα. Για να δούμε όμως τι είδους συσχετίσεις και συμπεράσματα μπορούμε να βγάλουμε από την ανάλυση κάποιων απλών δεδομένων.

Φαντάζομαι οι περισσότεροι από εμάς θα έχει τύχει να έχουμε αφήσει σε κάποιο συρτάρι του σπιτιού μας κάποιες αποδείξεις από αγορές που έχουμε κάνει τελευταία σε κάποιο κατάστημα λιανικής πώλησης ή σε κάποιο σούπερ μάρκετ. Ίσως, αυτές οι αποδείξεις να μην έχουν για εμάς κάποια ιδιαίτερη σημασία, όμως για κάποιους σαν το Rayid Ghani οι πληροφορίες που βρίσκονται μέσα σε αυτές να μπορούν, μέσω των τεχνικών του Business Analytics, να επιφέρουν αξιοσημείωτα κέρδη με τον ένα ή τον άλλο τρόπο. Τι θα μπορούσε όμως να μάθει ο Ghani από τέτοιου είδους αποδείξεις; Εάν μπορούσαμε να εμπλουτίσουμε με κάποιες λεπτομέρειες σημασιολογικής φύσεως κάθε ένα από τα αντικείμενα που αγοράζουμε, π.χ. αν το φούτερ που αγοράσαμε για τον γιο μας, αντιστοιχεί στην κατηγορία νεανικό ντύσιμο πόλης, το σύστημα θα μπορούσε να εμβαθύνει στα προσωπικά μας γούστα (ή του γιου μας καλύτερα!) και να μας στείλει κουπόνια για νεανικά ρούχα που φοριούνται στην πόλη. Αυτό είναι κάτι απλό για να το καταλάβουμε.

Ο Rayid Ghani αναφέρεται πλέον σε πολλά βιβλία και άρθρα που έχουν σαν θέμα το Business analytics που αφορά την αυτοματοποιημένη ανακάλυψη γνώσης από Μεγάλα Δεδομένα. Ο Ghani είναι Καθηγητής στο Τμήμα Μηχανικής Μάθησης στη Σχολή Επιστήμης Υπολογιστών και στο Κολλέγιο Πληροφοριακών Συστημάτων και Δημόσιας Πολιτικής Heinz του Πανεπιστήμιου Carnegie Mellon. Από το 2001 έως το 2011 ήταν Διευθυντής της ερευνητικής ομάδας Ανάλυσης Δεδομένων στα Εργαστήρια της Accenture, μίας εταιρείας η οποία εκκολάπτει νέες ιδέες και εφαρμόζει την πιο σύγχρονη τεχνολογία για την παροχή πρωτοποριακών λύσεων στις επιχειρήσεις και στην κοινωνία.

Στα εργαστήρια της Accenture στο Σικάγο, ο Ghani και η ομάδα του, είχαν σαν αποστολή να προβλέψουν τη συμπεριφορά των καταναλωτών, των καθημερινών ανθρώπων σαν και εμάς, καθώς κινούμαστε στους διαδρόμους των καταστημάτων. Ο στόχος τους ήταν να κατατάξουν τον κάθε καταναλωτή σε μία, από ένα σύνολο ομάδων, με κοινές αγοραστικές συνήθειες και προτιμήσεις. Χρησιμοποιώντας μία τέτοιου είδους πληροφορία ο Ghani θα μπορούσε να κατευθύνει διαφορετικές ομάδες καταναλωτών να αγοράσουν προϊόντα με μεγάλο περιθώριο κέρδους για τους εντολείς του, όπως ο Eddie Bauer και η Gap.

Ο Ghani πίστευε ότι θα μπορούσε να αξιοποιήσει τις δεξιότητές του και να εφαρμόσει τα όσα είχε κατανοήσει μέχρι τότε από τις αναλύσεις που έκανε στις αγορές των καταναλωτών, και στην πολιτική. Το 2012 έκανε μία ανάρτηση στο LinkedIn για να προσλάβει ειδικούς στην ανάλυση δεδομένων. Ως αντικείμενο της θέσης όρισε το «Προβλήματα μεγάλης κλίμακας δεδομένων υψηλού αντικτύπου». Ποιο ήταν το πρόβλημα που τον απασχολούσε αυτή τη φορά; Η εκστρατεία επανεκλογής του Μπαράκ Ομπάμα. Πώς μπορούσε όμως να εφαρμόσει τις τεχνικές χειραγώγησης του καταναλωτικού κοινού στην πολιτική;

Μερικές από τις κατηγορίες πελατών που κατόρθωσε να ανασύρει από τις αναλύσεις στην Accenture ήταν οι παρορμητικοί πελάτες, οι πιστοί πελάτες και οι ευμετάβλητοι πελάτες. Μεταξύ αυτών, η ομάδα που είχε μεγάλο ενδιαφέρον ήταν οι ευμετάβλητοι πελάτες οι οποίοι για να σώσουν μερικά cents του δολαρίου άλλαζαν τις προτιμήσεις τους. Η ομάδα αυτή των πελατών έμοιαζε με την ομάδα των αναποφάσιστων ψηφοφόρων στην πολιτική, γεγονός το οποίο οδήγησε στην στόχευσή τους με διάφορα μέσα, προκειμένου να ψηφίσουν τον κατάλληλο υποψήφιο πρόεδρο, τον Ομπάμα στην συγκεκριμένη περίπτωση. Η εκλογή του Μπαράκ Ομπάμα, το 2008, ως πρώτου αφροαμερικανού προέδρου της Αμερικής, ήταν ιστορική σε πολλά επίπεδα, αλλά η επανεκλογή του το 2012 ήταν πολύ μεγαλύτερο

κατόρθωμα, το οποίο φαίνεται σε μεγάλο βαθμό να βασίζεται στην έρευνα του Ghani.

Η Αναλυτική των Μεγάλων Δεδομένων στην Εκπαίδευση

Η επεξεργασία των εκπαιδευτικών δεδομένων μέσω αναλυτικών τεχνικών ή αλλιώς η Αναλυτική της Μάθησης, όπως αναφέρεται πιο συχνά, μπορεί να οδηγήσει σε ποιοτικότερη εκπαίδευση παρέχοντας μεταξύ άλλων εξατομικευμένη μάθηση, επίτευξη μαθησιακών στόχων (εποικοδόμηση γνώσης και απόκτηση οριζόντιων και κάθετων δεξιοτήτων), μείωση του ποσοστού εγκατάλειψης σπουδών κλπ. Μάλιστα, η εκπαιδευτική τεχνολογία δημιουργεί πολλές φορές περισσότερα δεδομένα από ότι η τεχνολογία του ηλεκτρονικού εμπορίου για παράδειγμα, αφού οι χρήστες των ηλεκτρονικών καταστημάτων σπάνια παραμένουν συνδεδεμένοι στο διαδίκτυο πάνω από μερικά δευτερόλεπτα ή λεπτά. Οι εκπαιδευόμενοι συνήθως ξοδεύουν αρκετά λεπτά, ακόμα και ώρες, επάνω σε κάποια δραστηριότητα (για παράδειγμα σε κάποιο κουίζ) και συχνά επιστρέφουν στην ίδια αυτή δραστηριότητα για να την ολοκληρώσουν, σε μεταγενέστερο χρόνο. Με αυτό τον τρόπο η ποσότητα των δεδομένων που διατίθεται για την εξατομίκευση στην εκπαίδευση είναι τάξης μεγέθους μεγαλύτερη από οποιαδήποτε άλλη διαδικτυακή εφαρμογή.

Τι είναι όμως ακριβώς η Αναλυτική της Μάθησης; Η Αναλυτική της Μάθησης χαρακτηρίζεται ως η διαδικασία της μέτρησης, συλλογής, ανάλυσης και παρουσίασης των δεδομένων που αφορούν διδασκομένους και τις συνθήκες κάτω από τις οποίες αυτοί μαθαίνουν. Η Αναλυτική της Μάθησης έχει σαν σκοπό την κατανόηση και τη βελτιστοποίηση της μάθησης, καθώς και του περιβάλλοντος που αυτή λαμβάνει χώρα. Μερικές από τις μεθόδους ανάλυσης των δεδομένων στο πλαίσιο της Αναλυτικής της Μάθησης, περιλαμβάνουν την κατηγοριοποίηση, την παλινδρόμηση, τη συσταδοποίηση, την κατάρτιση προφίλ, την εύρεση από κοινού εμφάνισης αντικειμένων, τη μείωση των πολλών διαστάσεων, τη διήθηση κτλ. Ας αναρωτηθούμε, με ποιο τρόπο θα μπορούσαν κάποιες από αυτές τις μεθόδους να εφαρμοστούν σε δεδομένα που αφορούν την εκπαίδευση και τη μάθηση.

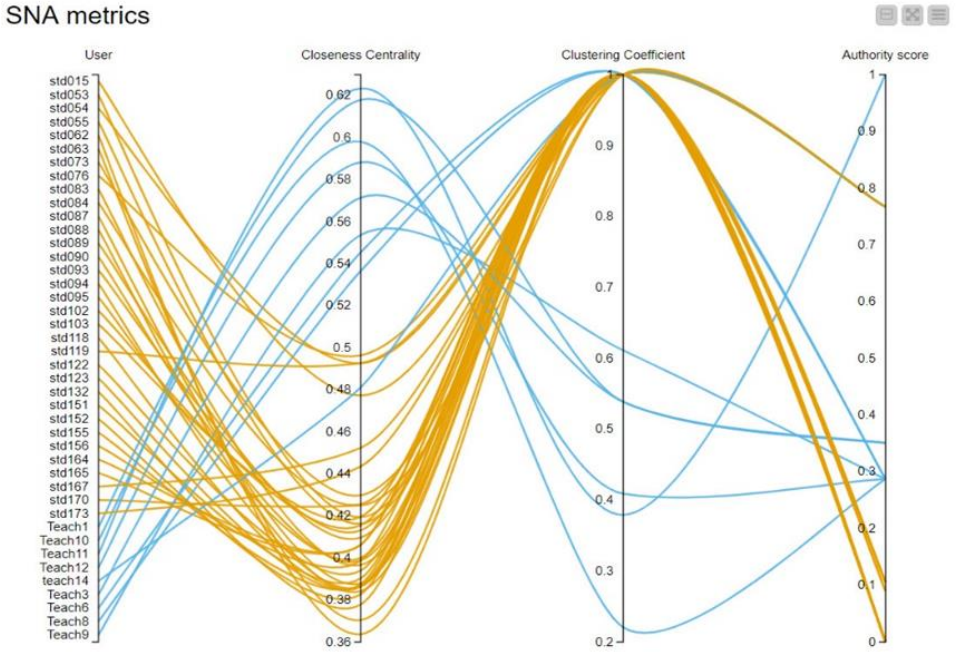
Το χαρακτηριστικό όλων αυτών των τεχνικών είναι η ικανότητά τους να αναδεικνύουν τις αλλαγές που εμφανίζονται στα δεδομένα, μέσω της εύρεσης αντίστοιχων προτύπων. Εάν για παράδειγμα, προσπαθήσουμε να δημιουργήσουμε το προφίλ των σημερινών φοιτητών σε σχέση με αυτό που είχαν οι φοιτητές πριν από μία δεκαετία ή και περισσότερο, θα καταλήξουμε σε κάποιες προφανείς διαφορές. Πριν από μία δεκαετία, ο φοιτητής ήταν ένας 18-χρονος που απλά μεταπηδούσε από το Λύκειο στο Πανεπιστήμιο. Ο σημερινός φοιτητής ίσως είναι μεγαλύτερος ηλικιακά, πιο έμπειρος επαγγελματικά, συχνά διαφορετικός από τους υπόλοιπους (σε οικονομικό, κοινωνικό και φυλετικό επίπεδο), εξοικειωμένος με τη ψηφιακή τεχνολογία, (ίσως περισσότερο και από τους διδάσκοντες), περισσότερο απαιτητικός ως προς τις προσδοκίες που έχει από τη μαθησιακή διαδικασία, με διαφορετικές ανάγκες (στοχεύει στην απόκτηση και οριζόντιων δεξιοτήτων), και με περισσότερες επιλογές σπουδών.

Μεγάλες αλλαγές έχουν επέλθει και στο εκπαιδευτικό υλικό, και αυτό οφείλεται σε τρεις κυρίως λόγους: εκδημοκρατισμός εργαλείων παραγωγής, εκδημοκρατισμός εργαλείων διανομής και σύνδεση προσφοράς και ζήτησης. Οι μέθοδοι εκπαίδευσης έχουν και αυτοί διαφοροποιηθεί αρκετά, και συναντώνται σε διάφορες μορφές, όπως: συμβατικός, εξ αποστάσεως, διαδικτυακός και μικτός. Επίσης, υπάρχει μία πληθώρα δεδομένων που μπορούν να ανακαλυφθούν σε διαφορετικά εκπαιδευτικά περιβάλλοντα, όπως: συναισθήματα, διάθεση, κοινωνικές διασυνδέσεις, προθέσεις, γνώσεις, ρυθμός αφομοίωσης γνώσεων, πλάνο μάθησης κ.τ.λ.

Αποτελέσματα Αναλύσεων Εκπαιδευτικών Δεδομένων

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται δύο συγκεκριμένα αποτελέσματα από αναλύσεις που έχουν γίνει σε ανωνυμοποιημένα δεδομένα φοιτητών στο πλαίσιο του Εργαστηρίου Αναλυτικής και Ανωνυμοποίησης Μεγάλων Δεδομένων, προκειμένου να γίνει περισσότερο σαφές πώς μπορεί αυτή η τεχνολογία να υποβοηθήσει την υποστήριξη αποφάσεων, από μέρος των διδασκόντων αλλά και την πιο αποτελεσματική διαδικασία ολοκλήρωσης των σπουδών, από την πλευρά των φοιτητών.

Στο Σχήμα 1 βλέπουμε το διάγραμμα παράλληλων συντεταγμένων που αφορά βασικά μέτρα συμμετοχής των φοιτητών και των καθηγητών στο forum μίας θεματικής ενότητας, σε ένα μεταπτυχιακό πρόγραμμα σπουδών στο Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο (ΕΑΠ). Καθεμία από τις γραμμές συνδέει τις τιμές τριών ενδεικτικών μέτρων δικτύου για καθηγητές και φοιτητές (με γαλάζιο χρώμα τους καθηγητές και με καφέ τους μαθητές). Ο πρώτος άξονας που περιγράφει την κεντρικότητα εγγύτητας (closeness centrality) μας δείχνει ότι κεντρικά στο δίκτυο βρίσκονται οι καθηγητές και περιφερειακά οι φοιτητές. Υπάρχουν ωστόσο και μερικοί φοιτητές σε κεντρικότερη θέση στο δίκτυο. Οι φοιτητές αυτοί πιθανότατα θα πρωταγωνιστήσουν στο forum στη συνέχεια του ακαδημαϊκού έτους, αφού τα δεδομένα αφορούν μόνο τη περίοδο Οκτωβρίος-Δεκέκβριος του εν λόγω ακαδημαϊκού έτους. Ο δεύτερος άξονας που απεικονίζει τον συντελεστή συσταδοποίησης (clustering coefficient), δείχνει την τάση να συμμετέχουν οι καθηγητές και οι φοιτητές σε κλίκες, δηλαδή σε ομάδες όπου ο κάθε συμμετέχων συνδέεται με κάθε άλλο συμμετέχοντα.



Σχήμα 1. Διάγραμμα παράλληλων συντεταγμένων για βασικά μέτρα δικτύου

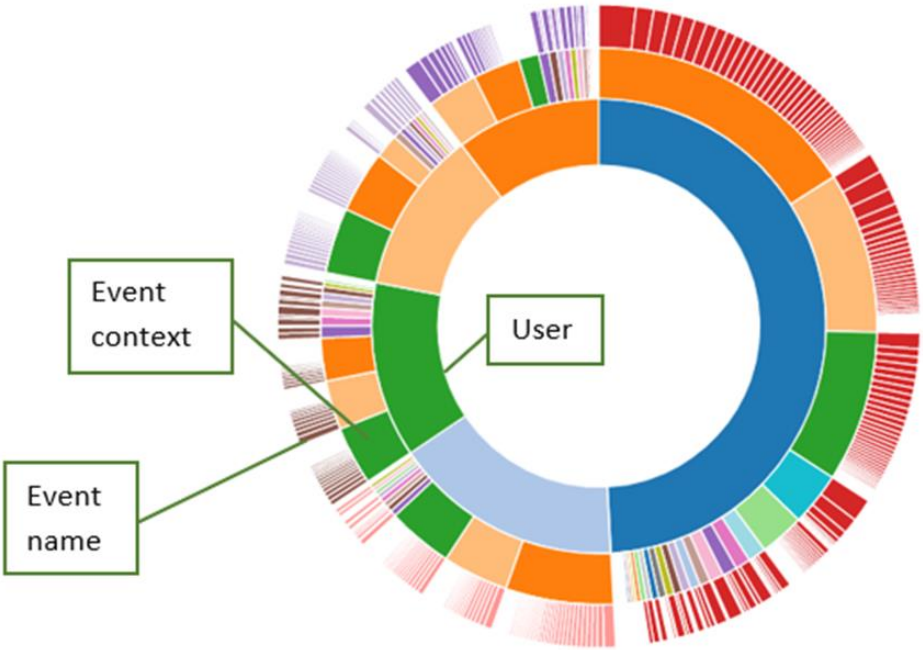
Το αποτέλεσμα που προκύπτει, δηλαδή το να έχουν όλοι οι φοιτητές μέγιστη τιμή στον συντελεστή συσταδοποίησης, οφείλεται σε οργανωμένη εργασία που είχε ανατεθεί στους

φοιτητές με σκοπό να αλληλοεπιδράσουν όλοι σε ένα κοινό thread.

Τέλος, ο τρίτος άξονας που αφορά τον δείκτη αυθεντίας (authority score) που προκύπτει από τον αλγόριθμο HITS, δείχνει την αυξημένη επιρροή των καθηγητών έναντι των φοιτητών, όπως αυτή αποτυπώνεται στα πρώτα βήματα μιας κοινότητας μάθησης όπου τα επίπεδα αυτονομίας και εμπλοκής των φοιτητών είναι ακόμη χαμηλά.

Στο Σχήμα 2 παρουσιάζεται το διάγραμμα Sunburst το οποίο περιέχει πολλές πληροφορίες για τις ενέργειες των χρηστών με αύξουσα λεπτομέρεια, καθώς κινούμαστε από τους εσωτερικούς προς τους εξωτερικούς δακτυλίους. Οι πληροφορίες αφορούν τον κάθε χρήστη μεμονωμένα, άλλα και συγκριτικά.

Εδώ παρατηρούμε τις ενέργειες των καθηγητών (πέντε στο πλήθος, όπως φαίνεται στον εσωτερικό δακτύλιο), ενώ με βάση τις οπτικές πληροφορίες που περιέχονται στο εν λόγω διάγραμμα, μπορούμε να προβούμε σε συμπεράσματα που αφορούν τη διαφορετική προσέγγιση που ακολουθούν όσον αφορά την υποστήριξη των φοιτητών, όπως αυτή αντικατοπτρίζεται στις ενέργειες που επιλέγουν να εκτελέσουν. Εσωτερικά, με το πέρασμα του κέρσορα βλέπουμε τον συνολικό αριθμό ενεργειών. Ο ενδιάμεσος δακτύλιος μας δείχνει το πλαίσιο γεγονότος που αφορά το συγκεκριμένο Σύστημα Διαχείρισης Μάθησης που χρησιμοποιήθηκε για τη συλλογή των δεδομένων (που μας δείχνει το είδος της ενέργειας π.χ. forum, quiz, file) ενώ ο εξωτερικός δακτύλιος μας δείχνει τον αριθμό ανά όνομα γεγονότος (π.χ. η συζήτηση προβλήθηκε, η εργασία έχει υποβληθεί ή το κουίζ έχει βαθμολογηθεί). Έτσι, για παράδειγμα, βλέπουμε ότι ο καθηγητής που παρουσιάζεται με μπλε χρώμα, έχει εκτελέσει το 50% του αριθμού των συνολικών ενεργειών, οι περισσότερες εκ των οποίων έχουν εκτελεστεί στο forum.



Σχήμα 2. Διάγραμμα Sunburst για τη δραστηριότητα των χρηστών

Γραφήματα του τύπου όπως αυτά που μόλις παρουσιάσαμε, μπορούν να οργανωθούν σε Dashboards (Σχήμα 3) προκειμένου να παρέχεται μία ολοκληρωμένη εικόνα ενός μαθήματος, ενός συνόλου φοιτητών, μιας μαθησιακής κοινότητας ή μίας ομάδας εκπαιδευτικού προσωπικού όπως αυτή των καθηγητών (Καθηγητές-Σύμβουλοι για το ΕΑΠ). Τα Dashboards μπορούν να προσαρμοστούν ανάλογα με το κοινό στο οποίο απευθύνονται. Επίσης, μπορούν να διαθέτουν αλληλεπιδραστικά χαρακτηριστικά, όπως για παράδειγμα να γίνεται επιλογή ενός χρονικού διαστήματος, ενός συγκεκριμένου τμήματος, ή μιας κατηγορίας χρηστών προς εμφάνιση. Επίσης, μπορεί να συνδυαστεί ένα σύνολο γραφημάτων ή και όμοια γραφήματα σε παράθεση για σύγκριση (π.χ. μεταξύ των διαφορετικών τμημάτων μίας θεματικής ενότητας).

Σχήμα 3. Dashboard που παρέχει δυνατότητα αλληλεπίδρασης με το χρήστη

Συμπεράσματα

Η πληθώρα των δεδομένων που διατίθενται καθημερινά σε ολοένα και αυξανόμενους ρυθμούς, δημιουργεί μεγάλες ευκαιρίες, οι οποίες εάν αξιοποιηθούν κατάλληλα μπορούν να οδηγήσουν σε επίλυση πολλών ειδών προβλημάτων που αντιμετωπίζει σήμερα ο άνθρωπος και η κοινωνία. Η πολυπλοκότητα που εμπεριέχεται σε αυτά τα δεδομένα (διαφορετικοί τύποι δεδομένων, χαμηλή ποιότητα και ελλιπή δεδομένα, ευαίσθητα δεδομένα, κ.τ.λ.), όταν μάλιστα συνδυάζεται με προβλήματα όπως η κατανομή και η κυριότητα των δεδομένων αυτών (διαφορετικά σύνολα δεδομένων τα οποία ίσως και να βρίσκονται σε διαφορετικά συστήματα αποθήκευσης, τα οποία είναι πολύ πιθανόν να χαρακτηρίζονται από διαφορετικούς όρους χρήσεις), δημιουργεί κάποια εμπόδια, τα οποία θα πρέπει να αντιμετωπιστούν με μεγάλη προσοχή. Η αξιολόγηση των προτύπων αλλά και η χρήση τους στη διαδικασία λήψης

αποφάσεων ή εντοπισμού προβλημάτων, αποτελούν αναπόσπαστα συστατικά της διαδικασίας της αναλυτικής της μάθησης, γεγονός που σημαίνει ότι όλη η ομάδα των εμπλεκομένων μερών (ο ειδικός του πεδίου, ο εκπαιδευτικός, ο συντονιστής, ο επιστήμονας των δεδομένων, ο διαχειριστής των δεδομένων κ.τ.λ.,) θα πρέπει να βοηθήσει στο βέλτιστο δυνατό αποτέλεσμα της ανάλυσης. Η χρήση των σχετικών εργαλείων και των συστημάτων, καθώς και η γνώση των δυνατοτήτων που αυτά παρέχουν, αποτελεί βασική απαίτηση, έτσι ώστε τα αποτελέσματα να συνάδουν με τους επιδιωκόμενους στόχους και να πληρούν όλες τις προϋποθέσεις που ορίζουν οι υπάρχοντες κανονισμοί.

Αναφορές

Gkontzis, A., Kotsiantis, S., Tsoni, R., and Verykios, V. (2018). An Effective LA Approach to Predict Student Achievement. In Proc. of PCI 2018.

Gkoulalas-Divanis, A. and Verykios, V.S. (2009) An Overview of Privacy Preserving Data Mining. ACM Crossroads, vol. 15, no. 4, Article No 6.

Gontzis, A. F., Panagiotakopoulos, C. T., Stavropoulos, E. C., and Verykios, V. S. (2017). A Holistic View on Academic Wide Data through Learning Analytics Dashboards, In Proc. of EADTU annual conference 2017, pp. 12-27.

Kagklis, V., Lionarakis, A., Marketos, G., Panagiotakopoulos, C. T., Stavropoulos, E. C., and Verykios V. S. (2017). Student Admission Data Analytics for Open and Distance Education in Greece, Open Education, 13(2):6-16.

Kagklis,V., Karatrantou, A., Tantoula, M., Panagiotakopoulos, C. T., and Verykios V.S. (2015). A learning analytics methodology for detecting sentiment in student fora: A Case Study in Distance Education. European Journal of Open, Distance and E-learning, 18(2):75-94.

Kovahi, R. (1998). Crossing the Chasm: From Academic Machine Learning to Commercial Data Mining. Invited tack at ICML '98.

Lotsari, E., Verykios, V. S., Panagiotakopoulos, C. T., and Kalles, D. (2014). A Learning Analytics Methodology for Student Profiling. In Proc. of the 8th Hellenic Conference on Artificial Intelligence, LNCS 8445, pp. 300-312.

Siemens, G. (2012). Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice. In Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge (pp. 4-8).

Siemens, G. and Long, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. Educause Review 46(5).

Tsoni R., Samaras C., Paxinou E., Panagiotakopoulos C., & Verykios, V.S. (2019). From Analytics to Cognition: Expanding the Reach of Data in Learning. In Proc. of CSEDU (2) (pp. 458-465).

Παξινού, Ε., Σγουρού, Α., Παναγιωτακόπουλος, Χ., Βερύκιος, Β. (2017). Η θεωρία της Απόκρισης Ερωτήματος για την Αξιολόγηση της Επίδοσης Χρηστών Εικονικού Εργαστηρίου Βιολογίας. *Open Education – The Journal for Open and Distance Education and Educational Technology, 13*(2), 107-123. http://dx.doi.org/10.12681/jode.14618