

Εργασία 3^η

Διονύσης Κοτζαΐτης

Μελετήστε την εργασία

Baker, R.S., Lindrum, D., Lindrum, M.J., Perkowski, D.: Analyzing early at-risk factors in higher education e-learning courses. In: Proceedings of the 8th International Conference on Educational Data Mining, pp. 150–155 (2015)

και απαντήστε τις παρακάτω ερωτήσεις. (Αποφεύγετε να αντιγράφετε σε μεγάλο βαθμό αυτούσια τμήματα της εργασίας ως απαντήσεις στις ερωτήσεις. Οι απαντήσεις να είναι ακριβείς, περιεκτικές. Αποφεύγετε αυτόματες μεταφράσεις όπως από Google translate).

1. Διατυπώστε το στόχο της εργασίας/μελέτης (Section: 2. DATA)

Στόχος της εργασίας είναι η μελέτη και η εύρεση συσχέτισης ανάμεσα στην επιτυχία των μαθητών/φοιτητών σε σχέση με την δραστηριότητα τους πάνω στο εκπαιδευτικό υλικό, με τελικό στόχο την εύρεση παρεμβάσεων για να την βελτιώσουν. Πιο συγκεκριμένα, οι συγγραφείς μελέτησαν την αποδοτικότητα και την δραστηριότητα των φοιτητών ενός συγκεκριμένου προγράμματος σπουδών εξ' αποστάσεως (ένα course), το οποίο χρησιμοποιεί ένα συγκεκριμένο λογισμικό, και δημιούργησαν προβλεπτικά μοντέλα για την επιτυχία του αντίστοιχου μαθητή στο μάθημα.

2. Δεδομένα – συμμετέχοντες. Δώστε το πλήθος συμμετεχόντων, δημογραφικά στοιχεία συμμετεχόντων κτλ.

Τα δεδομένα είναι δεδομένα log από το web σύστημα διδασκαλίας Soomo, το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως στα πανεπιστήμια για την διαδικτυακή εκπαίδευση, και πιο συγκεκριμένα από τα webtexts που δημιουργούνται για την εκμάθηση του κάθε μαθήματος. Τα δεδομένα μας λοιπόν τα πήραμε από ένα μεγάλο ιδιωτικό πανεπιστήμιο -4 χρόνια φοίτηση – σε ένα εισαγωγικό διαδικτυακό course ιστορίας. Μελετήθηκαν 4002 μαθητές από 140 κομμάτια του course. Οι μαθητές έκαναν 2.053.452 ενέργειες που μελετήθηκαν, μεταξύ των οποίων να ανοίξουν την σελίδα και να απαντήσουν στις ερωτήσεις.

3. Χρονική διάρκεια της έρευνας.

Η έρευνα έγινε το 2013, 2014 σε 6 τρίμηνα. Βέβαια η έρευνα επικεντρώθηκε στις 4 πρώτες εβδομάδες κάθε τριμήνου, καθώς μετά οι έγκαιρες παρεμβάσεις δεν θα ήταν πλέον έγκαιρες.

4. Πλήθος και τύπος δεδομένων

Αναφέρεται στο 2. Χρησιμοποιούνται από τα log files του webtext, κάποια δεδομένα για να κατασκευαστούν γενικοί predictors. Αυτοί, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε οποιοδήποτε λογισμικό παρέχει αυτές τις πληροφορίες.

5. Κάθε μάθημα από ποιους διαφορετικούς τύπους περιεχομένου διαμορφώνεται; τι είναι το Webtext;

Τα webtext, δεν είναι απλά ψηφιακά αντίγραφα των βιβλίων, αλλά είναι διαχωρισμένα σε πολλές ευκαιρίες για να μάθει ο μαθητής ένα course. Αποτελείται από μια μίξη πρωτότυπου, ανοιχτού και επιτρεπόμενου

περιεχομένου και συνδυάζει εικόνες, κείμενο και οπτικοακουστικό υλικό. Κάθε μάθημα αποτελείται από 2 διαφορετικούς τύπους περιεχομένων:

- Study ερωτήσεις, για να βοηθήσουν τους μαθητές κατά το διάβασμα.
- Investigations, για την εφαρμογή της γνώσης που έλαβε ο μαθητής κατά την διάρκεια της μάθησης.

Επιπλέον, υπάρχουν tasks και τελική εξέταση κατά την διάρκεια του course, έτσι ώστε να παραχθεί ο τελικός βαθμός.

6. Ποιος είναι ο βαθμός προβιβάσιμος του μαθήματος; Ποιος βαθμός χρησιμοποιήθηκε για τη πρόβλεψη ότι ένας φοιτητής βρίσκεται σε κίνδυνο να αποτύχει (at-risk) ως % και ως χαρακτηρισμός.

Βαθμός κατώτερος του 60% θεωρείται μη προβιβάσιμος. Οι συγγραφείς του άρθρου, χρησιμοποίησαν τον βαθμό 73% ως threshold, καθότι είναι ο ελάχιστος ώστε να πάρει C.

7. Πόσοι φοιτητές (πλήθος & %) πήραν βαθμό μικρότερο από C (Section: 3. ANALYZING INDIVIDUAL PREDICTORS)

990 από τους 4002 μαθητές, ποσοστό της τάξης του 24.7%.

8. Ποιο είναι το 1^ο χαρακτηριστικό που ανέλυσαν και με βάση ποια/ες παράμετρο/ους; Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό τι επιχειρούν να προβλέψουν; Ποιες μετρικές χρησιμοποιούν για την προβλεπτική ικανότητα του χαρακτηριστικού;

Το πρώτο χαρακτηριστικό που αναλύθηκε εκτενώς από τους συγγραφείς, είναι η σύνδεση του μαθητή με το σύστημα γενικά. Γενικά το course έχει χωριστεί σε εβδομαδιαία τμήματα, οπότε ελέγχουμε το αν ο φοιτητής έχει συνδεθεί καθόλου την πρώτη εβδομάδα της διδασκαλίας, ώστε να χρησιμοποιήσει το υλικό της πρώτης εβδομάδας. Γενικότερα εξετάζουμε αν ο μαθητής επισκέφτηκε το σύστημα τις N μέρες διδασκαλίας, έτσι ώστε να υπολογίσουμε το πόσο επηρεάζει η μακροπρόθεσμη μη-χρήση του συστήματος την πιθανότητα επιτυχίας. Οι μετρικές που χρησιμοποιούνται είναι οι:

- Precision, που είναι ο λόγος των μαθητών που προβλέπουμε ως at-risk προς αυτές που είναι όντως at-risk.
- Recall, που είναι ο λόγος των μαθητών που είναι at-risk προς την πρόβλεψη at-risk.
- Επίσης, χρησιμοποιούμε την μετρική Cohen's Kappa. Η μετρική Cohen Kappa, είναι μετρική η οποία χρησιμοποιείται για να συγκρίνουμε την πραγματική ακρίβεια του μοντέλου μας, με την αναμενόμενη ακρίβεια που περιμένουμε να έχουμε. Θα μπορούσαμε να πούμε ότι ο «τύπος» της μετρικής είναι:

$$\begin{aligned} K &= (\text{συμφωνία-αναμενόμενη συμφωνία}) / (1 - \text{αναμενόμενη συμφωνία}), \text{ όπου} \\ \text{Συμφωνία} &= \text{ακρίβεια μοντέλου μας} = (\text{True Positive} + \text{True Negative}) / N \\ \text{Αναμενόμενη Συμφωνία} &= \frac{\sum_{i=\text{categories}} \frac{(\text{Αθροισμα τιμών παρατηρήσεων } i) / N}{N} * \frac{(\text{Αθροισμα τιμών προβλέψεων } i) / N}{N}}{N} \end{aligned}$$

9. Στη Figure 2 τι αναπαριστούν οι συγγραφείς; Τι συμπεράσματα εξαγουν;

Στο figure 2 παρουσιάζεται ένα precision-recall graph για N μέρες μη εισαγωγής στο σύστημα. Δείχνει το ξεκάθαρο αντάλλαγμα ανάμεσα στις 2 αυτές μετρικές και τα διαφορετικά thresholds που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ανάλογα τι θέλουμε να έχουμε παραπάνω στο προβλεπτικό μας μοντέλο, precision ή

recall. Στην αρχή του χ'χ αξονά έχουμε τους μαθητές που δεν έχουν ανοίξει το σύστημα την 14 μέρα διδασκαλίας, ενώ όσο πάμε προς το άπειρο το χ'χ μειώνονται οι μέρες. Έχουμε κάποιες μέρες-κλειδιά:

- Μέρα 0: Το precision είναι ελάχιστα μεγαλύτερο, αλλά το recall είναι πολύ μικρότερο.
- Μέρα 7: Το precision είναι στο 80%, αλλά το recall είναι πολύ μικρότερο στο 20%.

Αυτό σημαίνει ότι όσο πάμε αριστερά σχεδόν όλοι οι μαθητές που δεν έχουν μπει στο σύστημα την N μέρα, αποτυγχάνουν.

10. Ποιο είναι το 2^ο χαρακτηριστικό που ανέλυσαν και με βάση ποια/ες παράμετρο/ους; Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό τι επιχειρούν να προβλέψουν; Ποιες μετρικές χρησιμοποιούν για την προβλεπτική ικανότητα του χαρακτηριστικού;

Το δεύτερο χαρακτηριστικό που χρησιμοποιήθηκε, είναι αν ο μαθητής επισκέφτηκε προσφάτως το σύστημα. Χρησιμοποιούνται 2 παράμετροι:

- N: Που είναι η τωρινή μέρα. Χρησιμοποιούμε τιμές από το 1, μέχρι το 28 αφού εξετάζουμε τις 4 πρώτες εβδομάδες.
- D: Ο αριθμός των ημερών από την προηγούμενη σύνδεση στο σύστημα. Για ευπείθεια του συστήματος, χρησιμοποιούμε 4 πιθανές τιμές. Για τις 3, 5, 7 και 10 τελευταίες μέρες.

Πάλι, χρησιμοποιούμε τα precision και recall, κάνοντας τα curves αλλά και το Karra, όπως αναφέρονται και στην ερώτηση 8.

11. Στη Figure 3 τι αναπαριστούν οι συγγραφείς ; Τι συμπεράσματα εξάγουν;

Στο figure 3 παρουσιάζονται κάποια precision- recall curves που δείχνουν την αλλαγή των δύο μετρικών σε σχέση με την ημέρα D και N. Όσο η τωρινή μέρα N, αυξάνεται το recall πέφτει και το precision ανεβαίνει. Τα μοντέλα, όλα, ξεκινούν όμοια την τιμή D -ανενεργές μέρες- , παρ' όλα αυτά φαίνεται ότι όσο αυξάνεται η τιμή του D τόσο μεγαλύτερο θα είναι το precision και αντίστοιχα τόσο μικρότερο το recall. Επίσης, η αυξομείωση των μετρικών είναι πιο μικρή για μικρές τιμές του D.

12. Στη Figure 4 τι αναπαριστούν οι συγγραφείς ; Τι συμπεράσματα εξάγουν;

Στο figure 4 παρουσιάζεται ένα precision- recall curve για το πως επηρεάζει ο μέσος βαθμός των Investigate assignment τον τελικό βαθμό. Εδώ έχουμε 2 καμπύλες, μία για το πως επηρεάζει την ημέρα 7 και μία για την μέρα 14, μια επιρροή που φαίνεται μη σημαντική. Όσο ο απαιτούμενος βαθμός για να μην θεωρείται ένας μαθητής είναι σε ρίσκο ανεβαίνει το recall ανεβαίνει και ταυτόχρονα πέφτει το precision. Έτσι, μπορούμε βάζοντας τα κατάλληλα threshold να κατασκευάσουμε διαφορετικά μοντέλα.

13. Ποιο είναι το 3^ο χαρακτηριστικό που ανέλυσαν και με βάση ποια/ες παράμετρο/ους; Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό τι επιχειρούν να προβλέψουν; Ποιες μετρικές χρησιμοποιούν για την προβλεπτική ικανότητα του χαρακτηριστικού;

Το τρίτο χαρακτηριστικό είναι η απόδοση του μαθητή στις εργασίες που υπάρχουν στο webtext. Οι εργασίες χωρίζονται σε 2 κατηγορίες, τις Study Questions (S) και στα Investigations (I), όπως αναφέρεται στην ερώτηση 5. Για να κάνουμε κατασκευή μοντέλων και έλεγχο, βάζουμε κατώφλια στις τιμές μέσω των βαθμών για τις ερωτήσεις S και I και κάνουμε ελέγχους για την προβλεπτική ικανότητα. Οι έλεγχοι αυτοί γίνονται με την μετρική Karra που αναφέρθηκε παραπάνω και χρησιμοποιώντας precision και recall.

14. Πότε ένας Instructor προτιμά ένα μοντέλο με υψηλή τιμή Recall και πότε με υψηλή τιμή Precision;

Ένας instructor έχει την επιλογή να χρησιμοποιήσει υψηλή τιμή recall ή Precision, αφού οι δύο αυτές τιμές είναι συμπληρωματικές. Κάποιοι instructors επιλέγουν να χρησιμοποιήσουν υψηλό recall για να έρθουν σε επαφή με περισσότερα άτομα, που πιθανώς να είναι at risk, ενώ κάποιοι άλλοι προτιμούν υψηλό precision ώστε να είναι πιο ακριβείς οι προβλέψεις τους, και να μην χρειαστεί να προσεγγίσουν τόσα άτομα.

15. Ποια εξήγηση δίνουν οι συγγραφείς σχετικά με την προβλεπτική ικανότητα της επίδοσης στις Study Questions (S) και στις Investigate Assignments (I); (Section: 4. INTEGRATED PREDICTIVE MODEL)

Γενικά οι study questions είναι χειρότερες μεταβλητές για να χρησιμοποιηθούν προβλεπτικά, απ' ό,τι οι investigations. Αυτό δικαιολογείται από την μελέτη της μετρικής Kappa, όπου μεγάλες αλλαγές στο κατώφλι του S παράγουν αυξομειώσεις της τάξης του 0.02 στην μετρική, ενώ μικρές αυξομειώσεις στο κατώφλι I παράγουν μεγάλες αλλαγές στον δείκτη Kappa. Οι συγγραφείς, αναφέρουν ότι αυτό μπορεί να ευθύνεται στην φύση των ερωτήσεων. Οι S, είναι διδακτικές ερωτήσεις, που μπορούν να επαναληφθούν, να δοθεί βοήθεια και είναι γενικά στημένες για διδασκαλία (τουτέστιν πιο εύκολες και απλές). Από την άλλη, οι I είναι εργασίες πιο δύσκολες και πολύπλοκες, χωρίς βοήθεια και χωρίς την δυνατότητα επανάληψης. Ως γενικότερο σχόλιο, οι S δείχνουν effort και οι I κατανόηση.

16. Λαμβάνοντας υπόψη την ανάλυση που διενήργησαν στην ενότητα 3 παρουσιάζουν εναλλακτικούς τρόπους για να συνδυάσουν τα 3 χαρακτηριστικά ώστε να διαμορφώσουν ένα μοντέλο το οποίο να προβλέπει πότε ένας φοιτητής βρίσκεται σε κίνδυνο να αποτύχει στο μάθημα; Ποιοι είναι οι εναλλακτικοί τρόποι συνδυασμού των χαρακτηριστικών για τη διαμόρφωση του μοντέλου που σκέφτηκαν αρχικά; Γιατί απορρίφθηκαν οι 2 πρώτες προσεγγίσεις;

Οι 3 τρόποι ήταν:

- Η χρήση του *or* ανάμεσα στις μεταβλητές πρόβλεψης. Χρησιμοποιούμε την καλύτερη εκδοχή της κάθε μεταβλητής και βάζουμε ενδιάμεσα ένα λογικό *or*, δηλαδή βάζοντας για κάθε προβλεπτική μεταβλητή τα καλύτερα δυνατά κατώφλια. Αυτή την λύση την απορρίπτουμε, αφού δεν είναι αρκετά precise.
- Η χρήση του *or* ή *and* ανάμεσα στις μεταβλητές πρόβλεψης. Χρησιμοποιούμε την καλύτερη εκδοχή της κάθε μεταβλητής ως προς το **high precision, low recall** και βάζουμε ενδιάμεσα ένα λογικό *or*, δηλαδή βάζοντας για κάθε προβλεπτική μεταβλητή τα κατώφλια που θέλουμε. Αυτό απορρίπτεται, καθώς πάλι έχουμε μεγάλο αριθμό μαθητών για να εξετάσουμε (84.7%). Επιπλέον, μπορούμε ανάμεσα στις μεταβλητές να χρησιμοποιήσουμε το *and* για να βρούμε τους μαθητές που σίγουρα δεν είναι σε ρίσκο για να μην περάσουν. Το οποίο έχει χαμηλούς δείκτες precision και recall και απορρίπτεται
- Χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται. Γίνεται χρήση cross validation για να ελέγξουμε το over- fit και την αξιοπιστία των μοντέλων. Σε κάθε μοντέλο, χρησιμοποιούμε τις καλύτερες εκδοχές των μεταβλητών (με βάση το Kappa), αλλά και τα κατώφλια που θέλουμε, ανάλογα με τα αποτελέσματα που θέλουμε να παράξουμε.

17. Τελικώς ποια προσέγγιση ακολούθησαν για να διαμορφώσουν το μοντέλο πρόβλεψης;

Ακολουθήθηκε η προσέγγιση των μοντέλων μηχανικής μάθησης, βάζοντας τις καλύτερες μεταβλητές με βάση το Kappa, και τα κατάλληλα κατώφλια precision και recall.

18. Πως ελέγχθηκε η υπερπροσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα;

Η υπερπροσαρμογή του μοντέλου ελέγχθηκε με την χρήση cross validation. Πρακτικά είναι μέθοδος resampling των δεδομένων. Χωρίζουμε το dataset σε k τμήματα, κάθε φορά ένα από τα k αποτελεί test set, και όλα τα υπόλοιπα είναι train set. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι όλα τα folds, να έχουν τεσταριστεί στα αντίστοιχα training fold.

19. Ποια δεδομένα δόθηκαν ως είσοδο στα μοντέλα μηχανικής μάθησης όσον αφορά τα 3 χαρακτηριστικά;

Χρησιμοποιήθηκε η καλύτερη εκδοχή των μεταβλητών:

- Χρήση συστήματος.
- Συστηματική χρήση λογισμικού.
- Αξιολόγηση εργασιών.

Οι εκδοχές των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται, επιλέγονται με βάση την μετρική Kappa. Επιπλέον, βάζουμε ακραίες τιμές threshold των χαρακτηριστικών.

20. Ο Table 1 ποια αποτελέσματα παρουσιάζει;

Στο table 1 παρουσιάζονται οι αποδόσεις συγκεκριμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στα συγκεκριμένα δεδομένα μας, στις μετρικές:

- Kappa.
- Precision.
- Recall.
- A'.

21. Διατάξτε την επίδοση των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης από την καλύτερη προς τη χειρότερη επίδοση με βάση την κάθε μετρική (από τα αποτελέσματα του Table 1) .

Kappa	Precision	Recall	A'
Logistic Regression	Step Regression	Logistic Regression	W-KStar
W-J48	W-KStar	Naïve Bayes	Naïve Bayes
Step Regression	W-J48	W-JRip	Logistic Regression
W-JRip	W-JRip	W-J48	Step Regression
W-KStar	Logistic Regression	Step Regression	W-J48
Naïve Bayes	Naïve Bayes	W-KStar	W-JRip

22. Με βάση τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον Table 1 προκύπτει κάποιο μοντέλο το οποίο είναι σαφώς καλύτερο απ' όλα τα άλλα;

Από τα αποτελέσματα, γίνεται αρκετά ξεκάθαρο ότι το καλύτερο μοντέλο είναι αυτό της λογιστικής παλινδρόμησης. Είναι το καλύτερο ως προς την μετρική Kappa, το τρίτο καλύτερο ως προς την A', και το επίσης καλύτερο όσον αφορά το recall. Δεν πετυχαίνει πολύ στο precision, αλλά όπως αναφέραμε πιο πάνω precision και recall είναι δύο μετρικές που μπορούν να αντισταθμιστούν.

23. Η Figure 5 τι αναπαριστά ; Ποιο συμπέρασμα βγάζουμε για τη τιμή της μετρικής Recall και Precision για τη Logistic regression; (Section: 5. DISCUSSION AND CONCLUSIONS)

Στο διάγραμμα 5 έχουμε την ROC καμπύλη για την cross validated λογιστική παλινδρόμηση. ROC καμπύλη είναι ένα γράφημα που δείχνει την διαγνωστική ικανότητα ενός δυαδικού κατηγοριοποιητή, όσο αλλάζουμε τα κατώφλια TPR (δηλαδή Recall) και FPR (False Positive Rate). Αυτό που δείχνει η ROC στο συγκεκριμένο παράδειγμα είναι πως μπορεί να αλλάξει η απόδοση του κατηγοριοποιητή αλλάζοντας το κατώφλι του Recall (ή αντίστοιχα του precision, αφού είναι ανάλογα).

24. Ποια συμπεράσματα διατυπώνουν οι συγγραφείς σχετικά με την υιοθέτηση του μοντέλου της λογιστικής παλινδρόμησης και την εφαρμογή παρεμβάσεων;

Το μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης μπορεί να προβλέψει το 59.5% των μαθητών που θα έχουν κακή επίδοση με precision της τάξης του 56.8%, 34.4% καλύτερη από την τύχη. Γενικά το precision και το recall μπορούν να αλλάξουν ανάλογα με τα κατώφλια που θα χρησιμοποιηθούν για τις μεταβλητές με τις μετρικές να αλλάζουν συνεχώς τιμές ανάλογα. Το συνδυαστικό μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης, προφανώς επιτρέπει καλύτερα αποτελέσματα από ένα μονομεταβλητό μοντέλο. Γενικά η λογιστική παλινδρόμηση, όπως αναφέραμε, είναι πολύ καλή στο recall και αρκετά καλή στο precision, κάτι που ισχύει και για τις μετρικές Kappa και A'.

25. Σε ποια περίπτωση θεωρούν ότι το μοντέλο της step regression είναι προτιμότερο να υιοθετηθεί αντί του logistic regression;

Οι συγγραφείς αναφέρουν ότι στην περίπτωση όπου ο στόχος είναι να βρεθούν παρεμβάσεις υψηλού κόστους για μαθητές very high risk, η καταλληλότερη επιλογή είναι ο step regression. Αυτός, εμφανίζει πολύ υψηλό precision, και είναι ιδανικός για την παραπάνω επιλογή μοντέλου, ακόμα και με σπάντα τιμές κατωφλίων.

26. Τι είναι αυτό που οι συγγραφείς θεωρούν σημαντικό στη μελέτη τους αυτή; Γιατί πιστεύουν ότι μπορεί να βοηθήσει άμεσα τους Instructors; Πως τα Learning Analytics που προκύπτουν από το μοντέλο αυτό θα ενσωματωθούν στην πλατφόρμα Soomo Learning Environment;

Οι ερευνητές αναφέρουν ως άκρως σημαντικό, ότι τα αποτελέσματα της έρευνας προκύπτουν από ερμηνεύσιμα αποτελέσματα. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν, ταυτοποιήθηκαν από τους καθηγητές ως σημαντικές για την επιτυχία ενός φοιτητή, ενώ ο συνδυασμός τους με ένα ολοκληρωμένο μοντέλο μας βοηθάει να προσδιορίσουμε τους μαθητές σε ρίσκο και να κάνουμε έγκαιρες παρεμβάσεις για να τους βοηθήσουμε. Επίσης, η ακρίβεια αυτών των μεταβλητών μας επιτρέπει να στοχεύσουμε άμεσα και ατομικά τον κάθε μαθητή, και να κάνουμε την κατάλληλη παρέμβαση εξατομικευμένα, χρησιμοποιώντας αυτοματοποιημένο λογισμικό και διεπαφή χρήστη στο Soomo.

27. Ως μελλοντική έρευνα τι προτείνουν;

Ως μελλοντική έρευνα προτείνεται:

- Εκβάθυνση των analytics που προσφέρονται στους καθηγητές από το Soomo, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της πρώτης έρευνας. Επίσης, αναφέρεται ότι η επιτυχία τυχών παρεμβάσεων που προέκυψαν από την χρήση της, θα επανεξεταστούν σε νέα έρευνα.

- Γενικά, δουλειά για να γενικευτεί η διαδικασία κατασκευής μοντέλων. Παράδειγμα, αν μπορούν να μπουν παραπάνω προβλεπτικές μεταβλητές στο μοντέλο, αν μπορεί να βρούμε τι χαρακτηρίζει τα άτομα που το μοντέλο δεν προβλέπει σωστά, βελτιώσεις στην πρόβλεψη, χρήση μεγαλύτερου πληθυσμού και άλλων μαθημάτων κλπ.