



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**Βελτιστοποίηση συστημάτων εκπαίδευσης και συλλογικής
ευφυΐας βασισμένη σε μοντελοποίηση συμπεριφοράς και
τεχνικές μηχανικής μάθησης**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ιωάννα Ε. Λυκουρέντζου

Αθήνα, Ιούνιος 2009



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**Βελτιστοποίηση συστημάτων εκπαίδευσης και συλλογικής ευφυΐας
βασισμένη σε μοντελοποίηση συμπεριφοράς και τεχνικές μηχανικής
μάθησης**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ιωάννα Ε. Λυκουρέντζου

Συμβουλευτική Επιτροπή: Βασίλειος Λούμος
Ελευθέριος Καγιάφας
Μιχαήλ Θεολόγου

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 11η Ιουνίου 2009.

.....
Β. Λούμος
Καθηγητής
Ε.Μ.Π.

.....
Ε. Καγιάφας
Καθηγητής
Ε.Μ.Π.

.....
Μ. Θεολόγου
Καθηγητής
Ε.Μ.Π.

.....
Μ. Π. Ιωαννίδου
Καθηγήτρια
Ε.Μ.Π.

.....
Κ. Παπαδουσσέας
Αναπληρωτής Καθηγητής
Ε.Μ.Π.

.....
Η. Κουκούτσης
Επίκουρος Καθηγητής
Ε.Μ.Π.

.....
Χ. Ν. Αναγνωστόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής
Πανεπιστήμιο Αιγαίου

Αθήνα, Ιούνιος 2009

.....
Ιωάννα Ε. Λυκουρέντζου

Διδάκτωρ Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Ιωάννα Ε. Λυκουρέντζου, 2009

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου.

*Η διδακτορική διατριβή αφιερώνεται στους γονείς μου
Εμμανουήλ και Αθανασία για την ακούραστη υποστήριξή τους
σε κάθε στάδιο της ζωής μου.*

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εκπονήθηκε στο Εργαστήριο Τεχνολογίας Πολυμέσων του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου και αποτελεί το σύνολο της μέχρι τώρα ερευνητικής μου δραστηριότητας. Αν και ως εργασία φέρει το όνομα ενός μόνο ατόμου, η δημιουργία της οφείλεται και στην βοήθεια συνεργατών και στην υποστήριξη ανθρώπων, προς τους οποίους κρίνω σκόπιμο να απευθύνω τις ευχαριστίες μου.

Αρχικά, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες προς τον επιβλέποντα μου καθηγητή Βασίλειο Λούμο καθώς και προς τον καθηγητή Ελευθέριο Καγιάφα. Η συνεισφορά, η καθοδήγηση και η υποστήριξη την οποία μου παρείχαν σε ολόκληρο το διάστημα της εκπόνησης της διδακτορικής μου διατριβής υπήρξαν παραπάνω από καθοριστικές για το ερευνητικό μου έργο.

Η συνεισφορά της Έλενας Καγιάφα στην επιμέλεια των δημοσιεύσεων μέσω των οποίων εκπροσωπήθηκε το ερευνητικό μου έργο σε διεθνή συνέδρια και περιοδικά ήταν επίσης ανεκτίμητη.

Επιπλέον, ένα εγκάρδιο ευχαριστώ θα πρέπει να δοθεί σε όλους τους ερευνητές με τους οποίους συνεργάστηκα και συνυπήρξα σε όλο το χρονικό διάστημα της παραμονής μου στο Εργαστήριο. Η ανταλλαγή απόψεων και ιδεών, ο εποικοδομητικός διάλογος και η διαρκής ηθική συμπαράσταση αποτέλεσαν ουσιαστική βοήθεια και επιβεβαίωσαν την άποψή μου ότι η συνεργασία μπορεί να αποδώσει αποτελέσματα πολλαπλάσια από αυτά που μπορούν να αποδώσουν οι προσπάθειες των μεμονωμένων ατόμων.

Εκτός των ανθρώπων με τους οποίους συνεργάστηκα ερευνητικά, υπάρχει και άλλη μία ομάδα ατόμων χωρίς τα οποία δεν θα ήταν δυνατή η περαίωση αυτής της ερευνητικής εργασίας.

Αρχικά, δε θα ήταν δυνατό να παραλειφθεί η ανιδιοτελής προσφορά του κ. Νικήτα Νικολάου, ο οποίος με τις πάντα επίκαιρες συμβουλές του μου έδωσε το κίνητρο να ασχοληθώ τόσο με την επιστήμη των υπολογιστών όσο και με τις τεχνικές μηχανικής μάθησης.

Επιπλέον, ένα θερμό ευχαριστώ απευθύνεται προς όλους όσους έχω την τιμή να αποκαλώ φίλους μου, τόσο για τη διαρκή στήριξή τους όσο και για το γεγονός ότι δεν έπαψαν ποτέ να μου θυμίζουν ότι ένας ερευνητής πρέπει να είναι πάνω από όλα άνθρωπος.

Τέλος, κρίνω σκόπιμο να επισημανθεί ότι, καμία από τις ερευνητικές δραστηριότητες που παρουσιάζονται στην εργασία αυτή δε θα είχε εκπονηθεί από μέρους μου, χωρίς την ανεκτίμητη συμπαράσταση από την οικογένεια μου. Η υποστήριξή της υπήρξε καθοριστική, τόσο κατά το χρονικό διάστημα της εργασίας μου ως Υποψηφίας Διδάκτορος, όσο και κατά τη συνολική εκπαιδευτική μου σταδιοδρομία.

Ιούνιος 2009

Ι. Λυκουρέντζου

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διδακτορική διατριβή επικεντρώνεται στα ερευνητικά πεδία της τηλεεκπαίδευσης και των συνεργατικών συστημάτων συλλογικής ευφυΐας, παρουσιάζοντας καινοτόμες μεθόδους βελτιστοποίησης τους, οι οποίες θεμελιώθηκαν με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης καθώς και μεθόδων μοντελοποίησης της συμπεριφοράς των διαδικτυακών χρηστών.

Όσον αφορά το γνωστικό πεδίο της τηλεεκπαίδευσης η διατριβή αναλύει το πρόβλημα της μειωμένης δυνατότητας των διδασκόντων για έγκαιρη και ακριβή πρόβλεψη της μελλοντικής συμπεριφορά των εκπαιδευομένων, κυρίως λόγω της απόστασης η οποία υπεισέρχεται σε αυτόν τον τύπου εκπαίδευσης. Αυτή η αδυναμία πρόβλεψης δημιουργεί με τη σειρά της δυσκολία στην κάλυψη των εξειδικευμένων μαθησιακών αναγκών των σπουδαστών και οδηγεί στα πολύ υψηλότερα, σε σχέση με την παραδοσιακή εκπαίδευση, ποσοστά εκπαιδευομένων οι οποίοι εγκαταλείπουν την παρακολούθηση των μαθημάτων τηλεεκπαίδευσης.

Για την επίλυση του ανωτέρω προβλήματος στη παρούσα διατριβή θεμελιώνονται δύο νέες μέθοδοι έγκαιρης και δυναμικής πρόβλεψης της τελικής επίδοσης των σπουδαστών τηλεεκπαίδευσης καθώς και της πιθανότητάς τους να αποσυρθούν από το μάθημα. Οι μέθοδοι βασίζονται στη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και στη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των εκπαιδευομένων και στόχο έχουν να δώσουν στους διδάσκοντες τη δυνατότητα να ανταποκρίνονται στις εξειδικευμένες εκπαιδευτικές ανάγκες των σπουδαστών έγκαιρα και με ακρίβεια, συμβάλλοντας έτσι στην αύξηση των επιπέδων συγκράτησης των σπουδαστών στο θεσμό της τηλεεκπαίδευσης.

Εκτός από το πρόβλημα της μειωμένης ανάδρασης λόγω απόστασης, ένα από τα κυριότερα προβλήματα τόσο της τηλεεκπαίδευσης όσο και γενικότερα των συστημάτων Ιστού είναι η διασφάλιση της ποιότητας της πληροφορίας η οποία αποστέλλεται στους χρήστες.

Το πρόβλημα αυτό εντοπίζεται ιδιαίτερα στα συνεργατικά συστήματα συλλογικής ευφυΐας, και συγκεκριμένα στα συστήματα Ιστού δεύτερης γενιάς τα

οποία επιτρέπουν τη συνεργασία πολλών χρηστών στη δημιουργία περιεχομένου. Αν και τα συστήματα αυτά παρέχουν δυνατότητα συνεργασίας στους χρήστες οι οποίοι συμμετέχουν, ωστόσο δεν καταφέρνουν να αξιοποιήσουν τις γνώσεις τους και να συντονίσουν τις ενέργειές τους με βέλτιστο τρόπο ώστε να προκύψει το ποιοτικότερο δυνατό περιεχόμενο της συλλογικής τους ευφυΐας.

Για την επίλυση του ανωτέρω προβλήματος, στην παρούσα διατριβή προτείνεται ένα καινοτόμο αυτορρυθμιζόμενο σύστημα συλλογικής ευφυΐας το οποίο δρα προς τη διασφάλιση της ποιότητας του περιεχομένου του συνδυάζοντας τεχνικές μηχανικής μάθησης με τη συλλογική ευφυΐα των ομότιμων χρηστών του.

Λέξεις-κλειδιά: τηλεκπαίδευση, μηχανική μάθηση, συλλογική ευφυΐα, συνεργατικά συστήματα, συστήματα Ιστού δεύτερης γενιάς.

ABSTRACT

The present doctoral thesis focuses on the scientific fields of e-learning and collaborative collective intelligence systems and presents novel methods for improving these systems. These methods are established through the use of machine learning techniques and through behaviour modelling of online users.

As far as e-learning is concerned, the thesis presents the limitations that instructors face in promptly and accurately predicting the future behaviour of trainees, mainly due to the distance that is involved in this type of education. This inability to predict trainee behaviour results in difficulties when addressing the specialized educational needs of the trainees, which in turn leads to increased dropout rates, compared to traditional education.

To address the above problem, two novel methods are established in the present thesis, for early and dynamic prediction of the final achievement of e-learning students and their possibility to drop the online course. The methods are based on the use of machine learning techniques and the modelling of the trainee behaviour, aiming to provide instructors with the means to address the specialized educational needs of the trainees in a prompt and accurate manner, thus contributing to the increase of e-learning retention.

Apart from the problem of reduced feedback due to the distance involved, one of the most important issues of e-learning and of Web systems in general, is the quality assurance of the information communicated to the users.

This problem is particularly observed in collaborative collective intelligence systems, and more specifically in Web 2.0 systems, which assist the cooperation of large numbers of users on the task of content creation. Although these systems allow participating users to collaborate, they do not succeed in co-ordinating them and in taking full advantage of their knowledge and skills, so that content of the best possible quality will emerge out of their collective intelligence.

To address the aforementioned issue, the present thesis proposes a new self-regulating collective intelligence system that acts towards ensuring content quality, by combining machine learning techniques with the collective intelligence of its peer users.

Key words: e-learning, machine learning, collective intelligence, collaborative systems, Web 2.0.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	18
1.1 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ	18
1.2 ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ	18
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΤΗΛΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	20
2.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ	20
2.2 ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ.....	21
2.3 ΜΕΘΟΔΟΣ ΕΓΚΑΙΡΗΣ ΚΑΙ ΔΥΝΑΜΙΚΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΕΠΙΔΟΣΗΣ ΜΑΘΗΤΩΝ ΤΗΛΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	23
2.3.1 Σχετική βιβλιογραφία.....	24
2.3.2 Μέθοδος η οποία δημιουργήθηκε	26
2.3.4 Νευρωνικά Δίκτυ Εμπρόσθιας Τροφοδότησης	27
2.3.5 Πειραματικά Αποτελέσματα και η Ερμηνεία τους	30
2.3.6 Σύγκριση ανάμεσα στις μεθόδους Νευρωνικών Δικτύων και Πολλαπλής Γραμμικής Συσχέτισης.....	38
2.3.7 Δυναμική Κατηγοριοποίηση Σπουδαστών.....	40
2.3.8 Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προεκτάσεις	43
2.4 ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΤΩΝ ΜΑΘΗΤΩΝ ΤΗΛΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΝΑ ΑΠΟΣΥΡΘΟΥΝ ΑΠΟ ΤΟ ΜΑΘΗΜΑ.....	45
2.4.1 Σχετική Βιβλιογραφία.....	48
2.4.2 Τεχνικές μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη διακοπής σπουδών	54
2.4.3 Συνδυάζοντας τα αποτελέσματα των τεχνικών μηχανικής μάθησης	59
2.4.4 Περιγραφή του συνόλου δεδομένων και εφαρμογή του αλγορίθμου	61
2.4.5 Πειραματικά Αποτελέσματα.....	66
2.4.6. Συζήτηση	77
2.4.7. Συμπέρασμα.....	80
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΥΛΛΟΓΙΚΗΣ ΕΥΦΥΪΑΣ	82
3.1 ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΑ ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΤΗ ΣΥΛΛΟΓΙΚΗ ΕΥΦΥΪΑ	82
3.2 ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ.....	83
3.3 ΈΝΑ ΑΥΤΟ-ΟΡΓΑΝΟΥΜΕΝΟ ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΩΘΗΣΗ ΤΗΣ ΣΥΛΛΟΓΙΚΗΣ ΕΥΦΥΪΑΣ	84
3.3.1 Σχετική Βιβλιογραφία.....	88
3.3.2 Περιγραφή του προτεινόμενου συστήματος CorpWiki.....	91
3.3.3 Λειτουργικότητα του CorpWiki.....	94
3.3.4 Μέθοδος συνδυασμού ομότιμων ειδικών με χρήση της τεχνικής των νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης.....	96
3.3.5 Πολιτικές CorpWiki.....	100
3.3.6 Μελέτη χρήσης του CorpWiki στη διαχείριση κινδύνων.....	102
3.3.7. Αξιολόγηση Επίδοσης	107
3.3.8 Σχεδιασμός του μοντέλου προσομοίωσης	108
3.3.9 Αποτελέσματα Προσομοίωσης	112
3.3.10. Ζητήματα για περαιτέρω μελέτη.....	126
3.3.11 Συμπέρασμα.....	131
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ΕΠΙΛΟΓΟΣ	132
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	132
4.2 ΤΗΛΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	132
4.2 ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΥΛΛΟΓΙΚΗΣ ΕΥΦΥΪΑΣ.....	133
ΑΝΑΦΟΡΕΣ	134
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ.....	141

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Αντικείμενο της διατριβής

Η παρούσα διατριβή επικεντρώνεται στην θεμελίωση αλγορίθμων και μεθόδων στα γνωστικά πεδία της τηλεκπαίδευσης και των συστημάτων συλλογικής ευφυΐας, με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και μοντελοποίηση συμπεριφοράς. Συγκεκριμένα, γίνεται μία διεξοδική μελέτη του εν λόγω ερευνητικού πεδίου, αναφέρονται οι περιορισμοί που εντοπίζονται και προτείνονται καινοτόμες λύσεις. Στα πλαίσια αυτής της ανάλυσης, προτείνονται δύο νέες μέθοδοι έγκαιρης και δυναμικής πρόβλεψης της τελικής επίδοσης των σπουδαστών τηλεκπαίδευσης καθώς και της πιθανότητάς τους να αποσυρθούν από το μάθημα. Οι νέες αυτές μέθοδοι αναμένεται να δώσουν τη δυνατότητα στους διδάσκοντες της τηλεκπαίδευσης να ανταποκρίνονται στις εξειδικευμένες εκπαιδευτικές ανάγκες των σπουδαστών έγκαιρα και με ακρίβεια, συμβάλλοντας έτσι στην αύξηση των επιπέδων συγκράτησης των σπουδαστών στο θεσμό της τηλεκπαίδευσης. Εκτός του γνωστικού πεδίου της τηλεκπαίδευσης, η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται επίσης στο γνωστικό πεδίο των συνεργατικών συστημάτων συλλογικής ευφυΐας, εντοπίζοντας και αναλύοντας ένα εγγενές πρόβλημα των συστημάτων αυτών, το οποίο έγκειται στη δυσκολία διασφάλισης της ποιότητας του συνεργατικού υλικού τους. Στα συνέχεια, η μελέτη προχωρά στη θεμελίωση και πειραματική εξέταση ενός καινοτόμου αλγορίθμου διασφάλισης της ποιότητας του περιεχομένου των συστημάτων αυτών, ο οποίος συνδυάζει τεχνικές μηχανικής μάθησης με τη συλλογική ευφυΐα των χρηστών.

1.2 Δομή της διατριβής

Η παρούσα διατριβή επικεντρώνεται στο πρόβλημα της πρόβλεψης της μελλοντικής επίδοσης και συμπεριφοράς χρηστών τηλεκπαίδευσης, καθώς και στο πρόβλημα της διασφάλισης της ποιότητας του περιεχομένου των διαδικτυακών

συστημάτων συλλογικής ευφυΐας. Πιο συγκεκριμένα, το αντικείμενο της διατριβής αναπτύσσεται με βάση την ακόλουθη δομή:

Αρχικά αναλύεται εκτενέστερα το πρόβλημα της έγκαιρης και δυναμικής πρόβλεψης της επίδοσης των σπουδαστών τηλεκπαίδευσης, γίνεται μία διεξοδική αναφορά στην σχετική βιβλιογραφία, και παρουσιάζεται η προτεινόμενη μέθοδος για την επίλυσή του η οποία βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης. Στη συνέχεια, το ανωτέρω πρόβλημα εξειδικεύεται εστιάζοντας στο ζήτημα της πρόβλεψης της πιθανότητας των μαθητών τηλεκπαίδευσης να αποσυρθούν από το μάθημα, διερευνώνται οι τρόποι λύσεις που προτείνει η τρέχουσα βιβλιογραφία και παρουσιάζεται μία νέα μέθοδος αντιμετώπισης του προβλήματος η οποία βασίζεται στο συνδυασμό τριών τεχνικών μηχανικής μάθησης.

Κατόπιν η μελέτη εστιάζει στο ζήτημα των συνεργατικών συστημάτων συλλογικής ευφυΐας, παρουσιάζοντας τη σχετική βιβλιογραφία και εντοπίζοντας το πρόβλημα της έλλειψης ενός μηχανισμού διασφάλισης της ποιότητας στα συστήματα αυτά. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η προτεινόμενη μέθοδος υλοποίησης ενός αυτό-οργανούμενου συνεργατικού συστήματος το οποίο διασφαλίζει την ποιότητα του περιεχομένου του βασιζόμενο στο συνδυασμό νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης με την ατομική ευφυΐα των χρηστών του.

Η μελέτη κλείνει κάνοντας έναν απολογισμό της επίδοσης των μεθόδων οι οποίες προτάθηκαν και υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διδακτορική διατριβής.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΤΗΛΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

2.1 Ορισμός και Ιστορική εξέλιξη

Ο όρος τηλεεκπαίδευση αφορά τον τομέα αυτό της εκπαίδευσης όπου το μέσο διδασκαλίας είναι οι τεχνολογίες των υπολογιστών και του διαδικτύου. Τυπικά ένα μάθημα τηλεεκπαίδευσης δεν περιλαμβάνει τη φυσική επικοινωνία διδάσκοντα και εκπαιδευόμενου, αλλά αντίθετα ολόκληρη η εκπαιδευτική διαδικασία πραγματοποιείται με τη βοήθεια των ανωτέρω τεχνολογιών.

Ιστορικά μπορούμε να διακρίνουμε διάφορους τύπους εκπαίδευσης οι οποίοι προηγούνται της πλήρως ηλεκτρονικής μορφή της τηλεεκπαίδευσης.

Το αρχικό στάδιο εκπαίδευσης αναφέρεται στην κλασσική εκπαίδευση (classical education). Σε αυτόν τον τύπο εκπαίδευσης τόσο ο διδάσκοντας όσο και οι εκπαιδευόμενοι βρίσκονται στον ίδιο χώρο, γεγονός το οποίο δίνει στο διδάσκοντα τη δυνατότητα συνεχούς καταγραφής των εκπαιδευτικών αναγκών των σπουδαστών. Ωστόσο η κλασσική εκπαίδευση θέτει τόσο χωροχρονικούς περιορισμούς, εφόσον πραγματοποιείται σε αυστηρά καθορισμένο τόπο και χρόνο, όσο και περιορισμό στον αριθμό των ατόμων τα οποία μπορεί να διδάξει ο κάθε εκπαιδευτής.

Η εξ αποστάσεως εκπαίδευση (distance learning) στόχο έχει να αμβλύνει τους ανωτέρω περιορισμούς καθώς οι εκπαιδευόμενοι έχουν τη δυνατότητα παρακολούθησης του εκπαιδευτικού υλικού στο χώρο και το χρόνο ο οποίος τους εξυπηρετεί, με μοναδική υποχρέωση τη συμμετοχή τους σε εξετάσεις οι οποίες ολοκληρώνονται σε προκαθορισμένες χρονικές περιόδους.

Οι τρόποι υλοποίησης της εξ 'αποστάσεως εκπαίδευσης διαφέρουν ιστορικά, ξεκινώντας από την εκπαίδευση η οποία πραγματοποιείται μέσω της αποστολής εκπαιδευτικού υλικού, σε μορφή απλού κειμένου, στους εκπαιδευόμενους. Κατόπιν η εξ αποστάσεως εκπαίδευση εμπλουτίστηκε με την αποστολή και χρήση ηλεκτρονικού τηλεοπτικού υλικού, ώστε να αυξηθεί την αποτελεσματικότητά της και να βελτιωθεί η εκπαιδευτική διαδικασία. Τέλος, με την έλευση του διαδικτύου και την έναρξη της

χρήσης διαδικτυακού υλικού η εξ αποστάσεως εκπαίδευση οδήγησε στις πρώιμες μορφές τηλεεκπαίδευσης όπως τη γνωρίζουμε σήμερα.

Στις ημέρες μας η τηλεεκπαίδευση κάνει ευρεία χρήση των πλεονεκτημάτων τα οποία η τεχνολογία και το διαδίκτυο προσφέρουν ώστε να παρέχει στους σπουδαστές όχι μόνο διδακτικό υλικό σε ηλεκτρονική μορφή αλλά και την πλήρη σύγχρονη και ασύγχρονη υποστήριξη τους από τους διδάσκοντες καθώς και τη δυνατότητα διεξαγωγής απομακρυσμένων εξετάσεων με ακρίβεια και αποτελεσματικότητα.

2.2 Το πρόβλημα

Λόγω των πλεονεκτημάτων της σε σχέση με άλλες μορφές εκπαίδευσης, η τηλεεκπαίδευση αποκτά διαρκώς αυξανόμενη δημοτικότητα, προσελκύοντας ολοένα και μεγαλύτερους αριθμούς σπουδαστών και αποκτώντας την εμπιστοσύνη των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων παγκοσμίως.

Ωστόσο, ένα κύριο μειονέκτημα της τηλεεκπαίδευσης είναι η μειωμένη δυνατότητα διάδρασης των διδασκόντων με τους εκπαιδευόμενους την οποία αναπόφευκτα εισάγει ως αποτέλεσμα της απόστασης. Η μειωμένη αυτή διάδραση έχει ως αποτέλεσμα την μη έγκαιρη διάγνωση εκ μέρους των διδασκόντων των εξειδικευμένων εκπαιδευτικών αναγκών των σπουδαστών, γεγονός το οποίο με τη σειρά του οδηγεί στη διακοπή παρακολούθησης των μαθημάτων σε ποσοστά πολύ υψηλότερα από τα αντίστοιχα ποσοστά τα οποία παρουσιάζονται στην κλασσική εκπαίδευση.

Παρόλα αυτά, τα πλεονεκτήματα της τηλεεκπαίδευσης και η διαρκώς αυξανόμενη δημοτικότητα την οποία αυτή λαμβάνει δημιουργούν την ανάγκη επίλυσης του πιο πάνω προβλήματος μέσω της δημιουργίας μηχανισμών πρόβλεψης της επίδοσης των σπουδαστών, οι οποίοι θα επιτρέπουν στους διδάσκοντες να βελτιώσουν την αποδοτικότητα των μαθημάτων τους και να καλύπτουν τις εξειδικευμένες εκπαιδευτικές ανάγκες των σπουδαστών σε πρώιμα στάδια. Επιπλέον τα υψηλά ποσοστά διακοπής σπουδών τα οποία παρατηρούνται καθιστούν απαραίτητη τη δημιουργία ενός περαιτέρω εξειδικευμένου μηχανισμού έγκαιρης πρόβλεψης της πιθανότητας των σπουδαστών να αποσυρθούν από το μάθημα.

Στην παρούσα διατριβή παρουσιάζεται ένας νέος μηχανισμός πρώιμης πρόβλεψης της επίδοσης των μαθητών, καθώς και τα αποτελέσματα της εφαρμογής

του σε ένα εισαγωγικό μάθημα τηλεκπαίδευσης. Η συγκεκριμένη μέθοδος χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης για να προβλέψει δυναμικά την τελική επίδοση των μαθητών και να τους κατηγοριοποιήσει σε δύο εικονικές ομάδες, σύμφωνα με την προβλεπόμενη κάθε φορά επίδοσή τους. Επιπλέον, παρουσιάζεται μία μέθοδος πρόβλεψης της πιθανότητας των μαθητών να αποσυρθούν από ένα μάθημα τηλεκπαίδευσης. Η μέθοδος βασίζεται σε τρεις δημοφιλείς τεχνικές μηχανικής μάθησης καθώς επίσης και στη χρήση λεπτομερών δεδομένων των μαθητών. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης οι οποίες χρησιμοποιούνται είναι τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και η τεχνική πιθανοτικής συστοιχίας απλοποιημένης ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού. Μία τεχνική ενδέχεται να μην κατηγοριοποιήσει με ακρίβεια κάποιους από τους σπουδαστές τηλεκπαίδευσης, ενώ αντίθετα μία άλλη τεχνική μπορεί να πετύχει. Για αυτό το λόγο δημιουργήθηκαν τρία σχήματα απόφασης, τα οποία συνδυάζουν με διαφορετικούς τρόπους τα αποτελέσματα των τεχνικών μηχανικής μάθησης.

Οι πιο πάνω μεθοδολογίες αναμένεται να υποστηρίξουν τους διδάσκοντες στην παροχή καλύτερων εκπαιδευτικών υπηρεσιών αλλά και εξατομικευμένης βοήθειας σύμφωνα με το προβλεπόμενο επίπεδο απόδοσης του κάθε σπουδαστή.

2.3 Μέθοδος έγκαιρης και δυναμικής πρόβλεψης της επίδοσης μαθητών τηλεκπαίδευσης

Η εμφάνιση της τηλεκπαίδευσης εισήγαγε σημαντικές βελτιώσεις στον τρόπο με τον οποίο διδάσκονται και παραδίδονται τα μαθήματα μέσω διαδικτύου, καθιστώντας αυτή τη νέα μορφή εκπαίδευσης ευρέως αποδεκτή. Αντίθετα με την κλασσική εκπαίδευση, η τηλεκπαίδευση δεν απαιτεί τη φυσική παρουσία των μαθητών μέσα στην αίθουσα διδασκαλίας, είναι πιο ευέλικτη, λιγότερο ακριβή και διευκολύνει τη διαχείριση μεγάλου αριθμού εκπαιδευομένων [57].

Η διαδεδομένη υιοθέτηση της τηλεκπαίδευσης εισήγαγε νέες προοπτικές αλλά και νέες προκλήσεις. Η σύγχρονη έρευνα εστιάζει στη βελτίωση της ποιότητας αυτού του τύπου εκπαίδευσης εισάγοντας πρωτοποριακά εργαλεία και μεθόδους. Τέτοιες μέθοδοι περιλαμβάνουν μηχανισμούς για την προσαρμογή του επιπέδου δυσκολίας των εργασιών, για την τοποθέτηση των μαθητών σε ομοιογενή τμήματα και για την παρακίνηση τους σύμφωνα με το προβλεπόμενο επίπεδο επίδοσής τους.

Αυτοί οι μηχανισμοί απαιτούν μία μέθοδο ικανή να προβλέπει με ακρίβεια την επίδοση των μαθητών όσο το δυνατόν νωρίτερα. Σε αυτό το τμήμα της ερευνητικής εργασίας παρουσιάζεται η εφαρμογή μίας τέτοιας μεθόδου, η οποία χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης καθώς και δεδομένα από εξεταστικό υλικό πολλαπλής επιλογής, για τον έγκαιρο υπολογισμό της τελικής βαθμολογίας των εκπαιδευομένων τηλεκπαίδευσης. Η επιλογή των νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης ως βάση της μεθόδου έγινε λόγω της αποδοτικότητας την οποία αυτά παρουσιάζουν στην προσέγγιση συναρτήσεων (function approximation), που στη συγκεκριμένη περίπτωση αναφέρονται στη συνάρτηση η οποία συσχετίζει τις τελικές βαθμολογίες των σπουδαστών με τις βαθμολογίες τους κατά τη διάρκεια του μαθήματος τηλεκπαίδευσης, καθώς και στη δυνατότητα τους για γενίκευση των αποτελεσμάτων τους. Το εξεταστικό υλικό τύπου πολλαπλής επιλογής επιλέχθηκε στο να αποτελέσει το σύνολο δεδομένων της μελέτης, λόγω της αντικειμενικότητας την οποία παρουσιάζει ως μέθοδος βαθμολόγησης των εκπαιδευομένων. Τα αποτελέσματα της μεθόδου στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν για τη δυναμική κατηγοριοποίηση των εκπαιδευομένων σε δύο ομάδες με βάση το προβλεπόμενο επίπεδο επίδοσής τους. Αυτό ο αλγόριθμος κατηγοριοποίησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τους εκπαιδευτές για την επιλογή εκείνου του εκπαιδευτικού

υλικού το οποίο είναι πιο κατάλληλο για τις δυνατότητες της κάθε κατηγορίας σπουδαστών. Η πρόβλεψη της επίδοσης των σπουδαστών μπορεί επίσης να βοηθήσει στον προσδιορισμό των αδύναμων μαθητών σε πρώιμα στάδια ώστε να δώσει στους διδάσκοντες τη δυνατότητα να τους βοηθήσουν με τρόπο κατάλληλο στο να ανταποκριθούν στις απαιτήσεις του μαθήματος.

Η συνέχεια αυτού του τμήματος της εργασίας δομείται ως ακολούθως: Αρχικά περιγράφονται τα αποτελέσματα και οι περιορισμοί της σχετικής βιβλιογραφίας. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η μέθοδος η οποία δημιουργήθηκε, συμπεριλαμβάνοντας και μία περιγραφή του μαθήματος, πάνω στο οποίο η μέθοδος εφαρμόστηκε, καθώς και μία εισαγωγή στο θεωρητικό υπόβαθρο των νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης. Τα πειραματικά αποτελέσματα της εφαρμογής της νέας αυτής προσέγγισης παρουσιάζονται στη συνέχεια, συγκρίνονται με τα αντίστοιχα της μεθόδου γραμμικής συσχέτισης. Το παρόν τμήμα της ερευνητικής εργασίας κλείνει με τα κυριότερα αποτελέσματα, τις πιθανές εφαρμογές και τις μελλοντικές προεκτάσεις της μεθόδου.

2.3.1 Σχετική βιβλιογραφία

Σχετικές εργασίες οι οποίες βασίζονται στη χρήση νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης έχουν διεξαχθεί με δεδομένα από σχολεία, κολλέγια και μαθήματα από απόσταση, στοχεύοντας στην πρόβλεψη της επίδοσης των εκπαιδευομένων. Η εργασία των Junemann et al. [55] χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη της μελλοντικής επίδοσης των εκπαιδευομένων με βάση τα εκπαιδευτικά, κοινωνικά και οικονομικά χαρακτηριστικά των εκπαιδευομένων. Αυτή η μελέτη επικεντρωνόταν στην πρόβλεψη της επίδοσης σπουδαστών 15 ετών στα μαθήματα Μαθηματικών και Φυσικής. Η εργασία των Wang et al. [108] χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα για να υπολογίσει τον αριθμό των λαθών τα οποία θα κάνει ο εκπαιδευόμενος με βάση χαρακτηριστικά του προβλήματος το οποίο ο εκπαιδευόμενος καλείται να λύσει καθώς και το τρέχον επίπεδό του. Αυτή τη πρόβλεψη ωστόσο, εφαρμόστηκε σε μία και μοναδική εξέταση ώστε να βελτιστοποιήσει την επιλογή των προβλημάτων τα οποία ζητήθηκαν από τον εκπαιδευόμενο να επιλύσει σε επόμενα βήματα της ίδιας εξέτασης. Η πρόβλεψη της ακαδημαϊκής επίδοσης, με χρήση δεδομένων από εκπαιδευομένους σε κολεγιακό

επίπεδο είναι το αντικείμενο της μελέτης του Cripps [22]. Σε αυτή την εργασία, διάφορα δημογραφικά χαρακτηριστικά τα οποία περιλαμβάνουν την ηλικία, το φύλο, τη φυλή και τα αποτελέσματα των εισαγωγικών εξετάσεων, χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου το οποίο προέβλεπε την τελική βαθμολογία αλλά και την επιτυχημένη ή μη ολοκλήρωση του μαθήματος εκ μέρους του εκπαιδευόμενου. Ωστόσο, τα νέα δεδομένα τα οποία προέκυπταν κατά τη διάρκεια της προόδου των μαθητών δεν χρησιμοποιήθηκαν από την πιο πάνω μελέτη για τη δυναμική βελτίωση της εκτίμησής της. Η εργασία των Sheel et.al [90] συνέκριναν τα νευρωνικά δίκτυα με τη στατιστική μοντελοποίηση για να κατηγοριοποιήσουν τους μαθητές σε δύο ομάδες χρησιμοποιώντας μία εξέταση κατηγοριοποίησης με βάση το μάθημα των μαθηματικών. Τα δεδομένα από σπουδαστές τα οποία εξάχθηκαν από μαθήματα εξ αποστάσεως εκπαίδευσης, χρησιμοποιούνται από τη μελέτη των Kalles et.al [56] και των Kotsiantis et.al [62] για την πρόβλεψη της επιτυχίας ή αποτυχίας στα τελικά διαγωνίσματα με χρήση διαφόρων τεχνικών συμπεριλαμβανομένης και της τεχνικής νευρωνικών δικτύων. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν καλύπτουν δημογραφικά χαρακτηριστικά, βαθμολογίες εργασιών καθώς και επίπεδα παρακολούθησης στις συναντήσεις φυσικής παρουσίας. Οι προαναφερθείσες μελέτες αναφέρονται σε διαφορετικούς τύπους εκπαίδευσης, όπως είναι η κλασσική εκπαίδευση και η εκπαίδευση από απόσταση. Ωστόσο καμία από τις σχετικές εργασίες δεν εστιάζει στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της τηλεεκπαίδευσης και ειδικότερα στα πλήρως αυτοματοποιημένα χαρακτηριστικά της καθώς και στην εκτεταμένη διάδραση μεταξύ των εκπαιδευομένων και των διδασκόντων την οποία αυτή παρουσιάζει. Αυτές οι μελέτες επίσης βασίζονται σε χρήση δημογραφικών χαρακτηριστικών και εργασιών οι οποίες μάλιστα πολλές φορές διορθώνονταν από διαφορετικούς διδάσκοντες, εισάγοντας κατ' επέκταση ένα ορισμένο επίπεδο υποκειμενικότητας.

Από την άλλη πλευρά, η μέθοδος η οποία δημιουργήθηκε μπορεί εύκολα να ενσωματωθεί σε ένα σύστημα διαχείρισης τηλεεκπαίδευσης και, μέσω της τεχνικής δυναμικής κατηγοριοποίησης μαθητών, να προωθήσει περαιτέρω την διάδραση. Επιπρόσθετα, αυτή η μέθοδος βασίζεται στη χρήση δεδομένων από εξετάσεις πολλαπλής επιλογής οι οποίες θεωρούνται αντικειμενικές ως προς τη βαθμολόγηση.

2.3.2 Μέθοδος η οποία δημιουργήθηκε

Η μέθοδος η οποία δημιουργήθηκε στα πλαίσια του συγκεκριμένου τμήματος της παρούσας εργασίας [70], εφαρμόστηκε στα αποτελέσματα των εξετάσεων πολλαπλής επιλογής ενός μαθήματος τηλεκπαίδευσης. Αντίθετα από τις γραπτές εξετάσεις, η διόρθωση των εξετάσεων πολλαπλής επιλογής είναι μη διαφορούμενη και αντικειμενική [37], ελαττώνοντας με αυτόν τον τρόπο τους εξωτερικούς παράγοντες οι οποίοι ενδέχεται να επηρεάσουν τα δεδομένα.

Η πειραματική εφαρμογή της μεθόδου έγινε σε δεδομένα ενός εισαγωγικού μαθήματος τηλεκπαίδευσης με θέμα «Δίκτυα Υπολογιστών και Επικοινωνίες». Το συγκεκριμένο μάθημα παρέχεται από την ομάδα τηλεκπαίδευσης του Εργαστηρίου Τεχνολογίας Πολυμέσων του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου [73]. Το μάθημα παραδίδεται μέσω της πλατφόρμας Moodle [76], ένα σύστημα Διαχείρισης Μάθησης ανοιχτού κώδικα.

Τα δεδομένα προήλθαν από ένα μάθημα διάρκειας 10 εβδομάδων το οποίο προσφέρθηκε δύο φορές: στο εαρινό εξάμηνο του 2006 και το εαρινό εξάμηνο του 2007. Ο συνολικός αριθμός εγγεγραμμένων σπουδαστών στο μάθημα του εαρινού εξαμήνου 2006 ήταν 37, 32 από τους οποίους ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα. Ο αριθμός των αντίστοιχων μαθητών στο εαρινό εξάμηνο 2007 ήταν 28, 25 από τους οποίους ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα. Το περιεχόμενο του μαθήματος είναι προκαθορισμένο και έτσι δεν έγιναν σημαντικές αλλαγές από το ένα εξάμηνο στο άλλο. Το γεγονός ότι όλα τα χαρακτηριστικά του μαθήματος παρέμειναν αμετάβλητα, επιτρέπει στην μέθοδο η οποία δημιουργήθηκε να παράγει έγκυρα αποτελέσματα όταν εφαρμόζεται σε επόμενα εξάμηνα.

Όσον αφορά το εξεταστικό υλικό, οι μαθητές συμπλήρωσαν τέσσερις εξετάσεις πολλαπλής επιλογής με 24 ερωτήσεις η κάθε μία. Αυτές οι εξετάσεις διενεργήθηκαν κατά τη διάρκεια της πρώτης, τρίτης, τέταρτης και έκτης εβδομάδας, μετά την ολοκλήρωση των τεσσάρων κύριων ενοτήτων οι οποίες απαρτίζουν το μάθημα. Στο τέλος κάθε ενός από τα μαθήματα, διενεργήθηκε μία τελική εξέταση 40 ερωτήσεων, η οποία αποτέλεσε την συνολική αξιολόγηση της κατανόησης των μαθητών πάνω στην ύλη του μαθήματος.

Τέλος, οι μαθητές είχαν την δυνατότητα να αποσυρθούν από το μάθημα και να το παρακολουθήσουν ξανά σε επόμενο εξάμηνο χωρίς επιπλέον κόστος.

2.3.4 Νευρωνικά Δίκτυ Εμπρόσθιας Τροφοδότησης

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορα ερευνητικά και βιομηχανικά πεδία για να επιτελέσουν εργασίες οι οποίες περιλαμβάνουν την πρόγνωση, την κατηγοριοποίηση δεδομένων και την ανάλυση συσχέτισης.

Ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (Feed Forward Neural Network - FFNN), όπως περιγράφεται από τον Haykin [40], αποτελείται από ένα ή περισσότερα επίπεδα νευρώνων. Σε αυτό τον τύπο δικτύου, οι συνδέσεις νευρώνων, οι οποίες αποκαλούνται και συνάψεις, δεν δημιουργούν έναν κατευθυνόμενο κύκλο (directed cycle). Η πληροφορία κινείται μόνο προς τα εμπρός, από τους κόμβους εισόδου στους κόμβους εξόδου. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκμάθησής του, παρουσιάζονται στο δίκτυο ένα σύνολο από παραδείγματα τα οποία συνιστούν το σύνολο εκπαίδευσης (training set) του δικτύου. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα διάνυσμα εισόδου και το αντίστοιχο διάνυσμα εξόδου. Ο στόχος της εκπαίδευσης του FFNN είναι να ελαττώσει μία συνάρτηση κόστους η οποία τυπικά ορίζεται ως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ των πραγματικών και των ιδεατών εξόδων, μέσω της προσαρμογής των βαρών των συνάψεων και των πολώσεων (biases) των νευρώνων του δικτύου. Ειδικότερα, αυτές οι παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται με βάση τον αλγόριθμο back-propagation [87, 88]. Σύμφωνα με αυτόν τον αλγόριθμο, η πληροφορία μεταφέρεται προς τα εμπρός από τους κόμβους εισόδου, μέσω των κρυμμένων επιπέδων (hidden layers), στους κόμβους εξόδου και κατόπιν υπολογίζεται το σφάλμα ανάμεσα στ επιθυμητή και την πραγματική απόκριση του δικτύου. Στη συνέχεια αυτό το σήμα σφάλματος μεταφέρεται προς τα πίσω στους νευρώνες εισόδου προσαρμόζοντας τα βάρη και τις πολώσεις του δικτύου. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε παράδειγμα στο σύνολο εκπαίδευσης. Μόλις ολοκληρω το σύνολο εκπαίδευσης παρουσιαστεί στο δίκτυο, θεωρείται ότι έχει περάσει μία εποχή. Το στάδιο εκπαίδευσης μπορεί να αποτελείται από αρκετές εποχές (epochs). Μία δημοφιλής προσέγγιση η οποία χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης (back-propagation) είναι ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt [36], ο οποίος έχει αποδειχθεί

ότι αυξάνει την ταχύτητα σύγκλισης και την αποδοτικότητα της εκπαίδευσης του δικτύου.

Κατά τη διάρκεια εκπαίδευσής του, ένα FFNN μπορεί να απομνημονεύσει το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης του, χάνοντας με αυτόν τον τρόπο την ικανότητά του να γενικεύει από τα εκπαιδευτικά δείγματα του σε έναν πληθυσμό δειγμάτων τον οποίο δεν έχει αντιμετωπίσει ξανά. Αυτό το φαινόμενο ονομάζεται υπέρ-προσαρμογή (overfitting) και μπορεί να αποφευχθεί χρησιμοποιώντας ένα ξεχωριστό σύνολο δεδομένων το οποίο ονομάζεται σύνολο επικύρωσης (validation set). Οι παράμετροι του FFNN υπολογίζονται με βάση μονάχα το σύνολο εκπαίδευσης, και η απόδοση του δικτύου αξιολογείται μέσω του υπολογισμού του μέσου τετραγωνικού σφάλματος στο σύνολο επικύρωσης. Όταν η απόδοση του δικτύου βρεθεί να χειροτερεύει, κάτι το οποίο σημαίνει ότι έχει προκύψει υπέρ-προσαρμογή, η εκπαίδευση σταματά και τα βάρη και τα biases του προηγούμενου καλύτερα εκπαιδευμένου δικτύου αποθηκεύονται. Η περίοδος εκπαίδευσης μπορεί να σταματήσει αν ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση κόστους, αν ο στόχος απόδοσης ικανοποιηθεί ή αν ανιχνεύσουμε ότι το σύνολο επικύρωσης παράγει αυξανόμενο μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

Τέλος, μόλις ολοκληρωθεί η περίοδος της εκπαίδευσης, εκτελείται το στάδιο εξέτασης της απόδοσης του δικτύου (network test phase). Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, παρουσιάζονται στο δίκτυο δεδομένα τα οποία δεν έχει αντιμετωπίσει ξανά ώστε να εξεταστεί η απόδοσή του. Αυτά τα δεδομένα απαρτίζουν το σύνολο εξέτασης (test set) το οποίο είναι ξένο τόσο ως προς το σύνολο εκπαίδευσης όσο και προς το σύνολο επικύρωσης.

2.3.4.1 Πλεονεκτήματα και Περιορισμοί

Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν διάφορα πλεονεκτήματα τα οποία τα καθιστούν κατάλληλα για τις διαδικασίες ανάλυσης τη συσχέτισης και πρόβλεψης. Ένα από τα κυριότερα πλεονεκτήματά τους είναι το γεγονός ότι αποτελούν universal function approximators. Μπορούν να προσεγγίσουν αυθαίρετα (arbitrary) συνεχείς συναρτήσεις σε οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας [23, 35, 47-49]. Σαν αποτέλεσμα, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να απεικονίζουν αποδοτικά τις μη γραμμικές συσχετίσεις μεταξύ της εισόδου και της εξόδου τους.

Επιπρόσθετα, με βάση τη συνάρτηση την οποία έχουν προσεγγίσει, μπορούν να γενικεύσουν. Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να μάθει από παραδείγματα και να προβλέψει σωστά την έξοδο δεδομένων τα οποία δεν έχει αντιμετωπίσει ξανά, παρόλο που το σύνολο εκπαίδευσής του περιέχει πληροφορία με θόρυβο. Η ευρωστία των νευρωνικών δικτύων, στην παρουσία θορύβου στα δεδομένα εισόδου, είναι ένα από τα πιο σημαντικά πλεονεκτήματά τους [98].

Ένα ακόμη πλεονέκτημα το οποίο παρουσιάζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι το γεγονός ότι καθοδηγούνται από τα δεδομένα αντί να καθοδηγούνται από κάποιο μοντέλο. Αυτό σημαίνει ότι δεν υποθέτουν εκ των προτέρων ένα μοντέλο συσχέτισης των δεδομένων, όπως κάνουν οι βασισμένες σε μοντέλα γραμμικές και μη γραμμικές μέθοδοι. Αντίθετα, κάνουν τις προβλέψεις τους με βάση το πραγματικό μοντέλο το οποίο υπάρχει ανάμεσα στα δεδομένα του προβλήματος.

Τα προβλήματα του πραγματικού κόσμου είναι πολλές φορές μη γραμμικά και συσχέτιση ανάμεσα στα δεδομένα τους είναι δύσκολο να περιγραφεί αναλυτικά. Συνήθως σε τέτοια προβλήματα, η μόνη διαθέσιμη πληροφορία είναι τα προηγούμενα δεδομένα και η πρόβλεψη της μελλοντικής απόδοσης μπορεί να γίνει είτε υποθέτοντας το μοντέλο δεδομένων είτε προσεγγίζοντας το μέσω μίας τεχνικής μηχανικής μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα. Τα μοναδικά χαρακτηριστικά που τα τελευταία παρουσιάζουν – arbitrary προσέγγιση συναρτήσεων, μη γραμμικότητα, ικανότητα γενίκευσης – συχνά τα καθιστούν κατάλληλα για εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο.

Τέλος, τα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να κάνουν τις προβλέψεις τους πάνω σε δεδομένα τα οποία δεν έχουν αντιμετωπίσει γρήγορα. Αυτό το χαρακτηριστικό τους, μαζί με τον υψηλό βαθμό ακρίβειας, τα καθιστά κατάλληλα για εφαρμογές όπου η εκπαίδευση πρέπει να γίνεται σποραδικά αλλά οι προβλέψεις πρέπει να γίνονται σε πραγματικό χρόνο.

Ωστόσο, πέρα από τα πλεονεκτήματά τους, τα νευρωνικά δίκτυα επίσης παρουσιάζουν και συγκεκριμένους περιορισμούς. Καταρχήν, σε προβλήματα όπου συσχέτιση ανάμεσα στα δεδομένα είναι γραμμική με μικρό ποσοστό θορύβου, τα νευρωνικά δίκτυα ενδέχεται να μην αποδίδουν καλύτερα από ότι οι γραμμικές στατιστικές μέθοδοι [116].

Επιπλέον, τα νευρωνικά δίκτυα συνήθως απαιτούν περισσότερο χρόνο εκπαίδευσης από ότι οι γραμμικές μέθοδοι λόγω του αριθμού των επαναλήψεων οι οποίες απαιτούνται για να επιτύχουν τη βέλτιστη πρόβλεψη. Πιο συγκεκριμένα, ελαττώνοντας τη συνάρτηση κόστους κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, μπορεί να εγκλωβιστούν σε τοπικά ελάχιστα, μη επιτυγχάνοντας τη βέλτιστη λύση. Για να ξεπεραστεί αυτό, συνήθως πραγματοποιούνται πολλαπλές επαναλήψεις εκπαίδευσης και επιλέγεται το πιο αποδοτικό εκπαιδευμένο δίκτυο [53].

Ένας ακόμη περιορισμός τον οποίο παρουσιάζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι η εξάρτησή τους από το μέγεθος και την ποιότητα των δεδομένων τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευσή τους [40]. Όσο πιο ενδεικτικά είναι τα παραδείγματα του προβλήματος τα οποία τους παρουσιάζονται, τόσο πιο ακριβείς είναι οι προβλέψεις τις οποίες τα νευρωνικά δίκτυα αναμένεται να κάνουν. Επιπρόσθετα, αν και μπορούν να συνάγουν μία σωστή λύση βασισμένα σε θορυβώδη δεδομένα, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν δυσκολία στο να κάνουν σωστές προβλέψεις σε δεδομένα τα οποία είναι αντίθετα προς αυτά τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους.

Τέλος, τα νευρωνικά δίκτυα είναι μέθοδοι οι οποίες είναι δυσκολότερο να αναλυθούν με μεγάλη λεπτομέρεια όπως τα γραμμικά μοντέλα και η συσχέτιση στα δεδομένα την οποία προσεγγίζουν δεν μπορεί να περιγραφεί με ευκολία [2].

2.3.5 Πειραματικά Αποτελέσματα και η Ερμηνεία τους

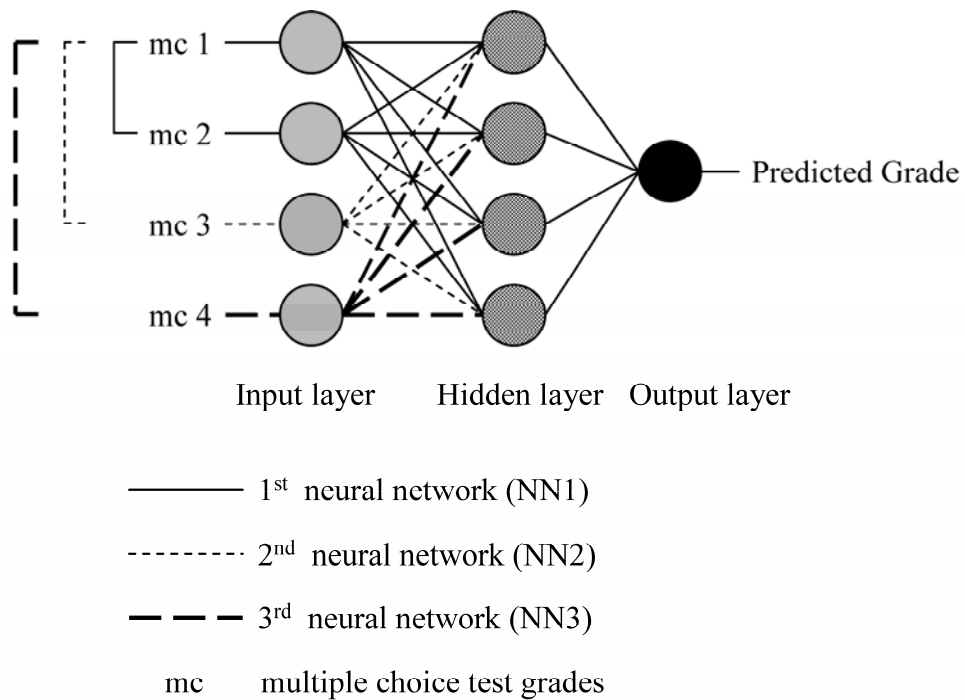
2.3.5.1 Νευρωνικά Δίκτυα για Πρόβλεψη της Επίδοσης των Μαθητών

Σε αυτό το τμήμα της παρούσας εργασίας, εφαρμόστηκαν τρία νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης τα οποία προσέγγισαν τη συνάρτηση η οποία απεικονίζει τους πρώιμους βαθμούς των μαθητών στον βαθμό της τελικής τους εξέτασης. Για την εφαρμογή των δικτύων, χρησιμοποιήθηκε η πλατφόρμα MATLAB 2007b.

Η διαδικασία περιέλαβε τα παρακάτω στάδια: Αρχικά, το σύνολο δεδομένων, το οποίο τροφοδότησε τα νευρωνικά δίκτυα, εξήχθη από τη βάση δεδομένων του Συστήματος Διαχείρισης Εκμάθησης (Learning Management System). Λόγω του ότι το διάνυσμα εξόδου των νευρωνικών δικτύων αποτελείται από τα αποτελέσματα της τελικής εξέτασης πολλαπλής επιλογής, η οποία δόθηκε στους μαθητές στο τέλος του μαθήματος τηλεεκπαίδευσης, χρησιμοποιήθηκαν μονάχα τα δεδομένα από τους 57

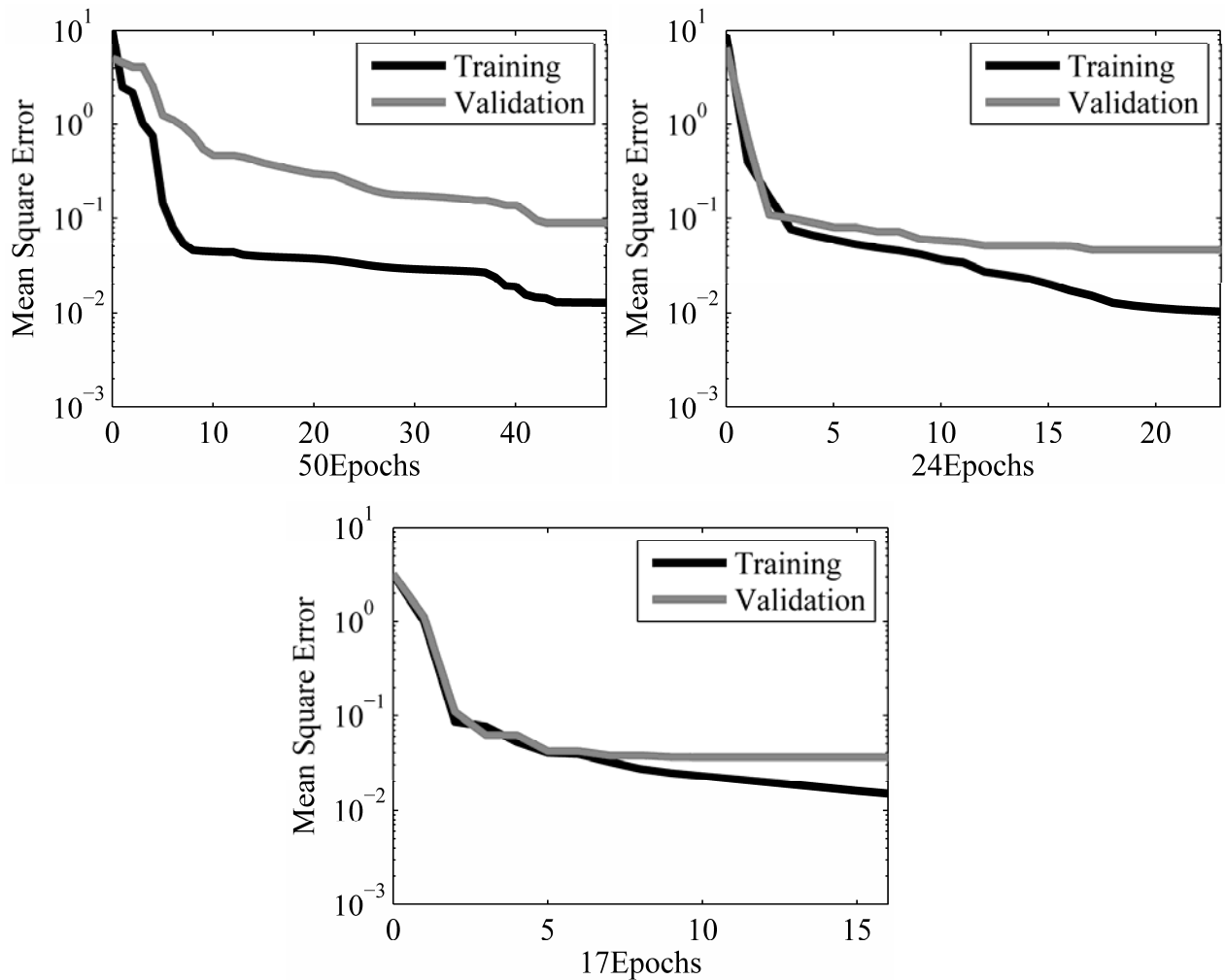
μαθητές οι οποίοι ολοκλήρωσαν με επιτυχία τους κύκλους μαθημάτων των εαρινών εξαμήνων 2006 και 2007. Το παραπάνω σύνολο δεδομένων στη συνέχεια χωρίστηκε σε τρία ξένα μεταξύ τους σύνολα, το σύνολο εκπαίδευσης, το σύνολο επικύρωσης και το σύνολο εξέτασης. Το σύνολο εκπαίδευσης τους δικτύου αποτελείται από το 85% των δεδομένων των βαθμολογιών των μαθητών του εαρινού εξαμήνου 2006, το οποίο αντιστοιχεί σε 27 τυχαία επιλεγμένους μαθητές. Το υπόλοιπο 15%, το οποίο αντιστοιχεί σε δεδομένα από 5 μαθητές χρησιμοποιήθηκε σαν σύνολο επικύρωσης. Το σύνολο εξέτασης του δικτύου αποτελείται από δεδομένα 25 μαθητών οι οποίοι ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα τηλεεκπαίδευσης του εαρινού εξαμήνου 2007. Η χρήση των δεδομένων του ενός εξαμήνου (εαρινό 2006) για το στάδιο εκπαίδευσης και του άλλου εξαμήνου (εαρινό 2007) για το στάδιο εξέτασης, επιλέχθηκε για να εξετασθεί το κατά πόσο τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να προβλέψουν δεδομένα μαθητών, από ένα διαφορετικό εξάμηνο, τα οποία δεν έχουν αντιμετωπίσει ξανά.

Στη συνέχεια, διενεργήθηκε το στάδιο εκπαίδευσης. Κατά τη διάρκεια αυτού του σταδίου κατασκευάστηκαν τρία X-4-1 νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης όπως φαίνεται στο σχήμα 1. Αυτά τα δίκτυα έλαβαν ως είσοδο (X) τις βαθμολογίες των πρώτων δύο (mc1 and mc2), τριών (mc1, mc2 and mc3) και τεσσάρων (mc1, mc2, mc3 and mc4) εξετάσεων πολλαπλής επιλογής, αντίστοιχα. Ένα ξεχωριστό δίκτυο το οποίο θα λάμβανε ως είσοδο μόνο τις βαθμολογίες της πρώτης εξέτασης (mc1) δεν δημιουργήθηκε λόγω του ότι θα ήταν πολύ πρόωμο να εξαχθούν ασφαλή αποτελέσματα με βάση μονάχα αυτή την εξέταση. Η εκπαίδευση έγινε με χρήση του αλγορίθμου Levenberg-Marquardt ο οποίος υλοποιήθηκε στο σύνολο εργαλείων Νευρωνικών Δικτύων της πλατφόρμας MATLAB. Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων, για κάθε ένα από τα τρία δίκτυα, διενεργήθηκαν 100 επαναλήψεις και επιλέχθηκε το καλύτερα εκπαιδευμένο δίκτυο. Ο υπολογιστικός χρόνος του σταδίου εκπαίδευσης για κάθε δίκτυο, σε έναν υπολογιστή με επεξεργαστή Intel 3GHz, δεν υπερέβη το 1 λεπτό.



Σχήμα 1. Τα τρία νευρωνικά δίκτυα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν

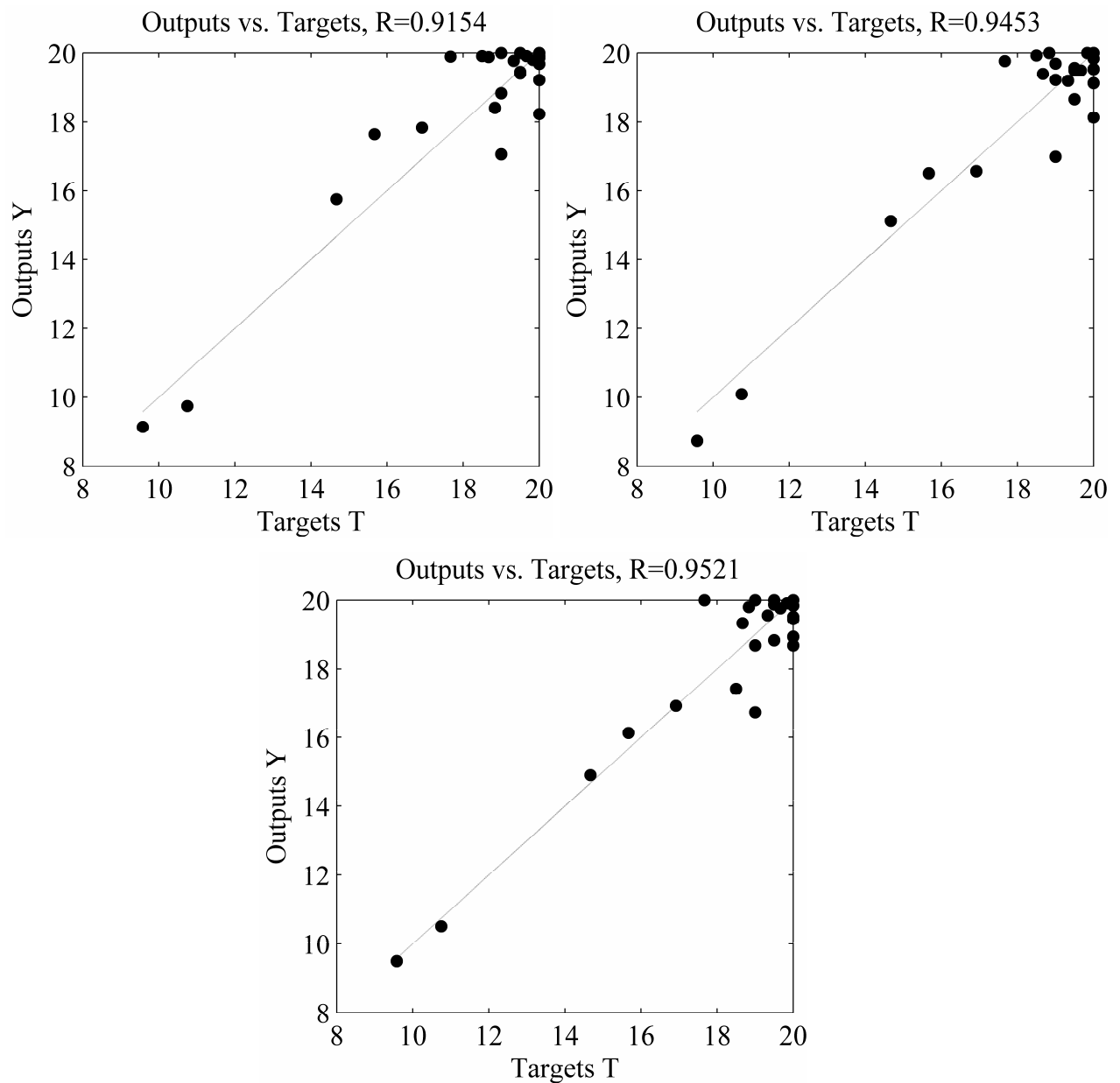
Τα δίκτυα, όπως φαίνεται στο σχήμα 2 (i-iii), ήταν αποδοτικά στην ελαχιστοποίηση του κριτηρίου απόδοσης (μέσο τετραγωνικό σφάλμα) ανάμεσα στην έξοδό τους και στην πραγματική τελική βαθμολογία των μαθητών. Σε αυτές τις εικόνες, ο κάθετος άξονας αναφέρεται στο μέσο τετραγωνικό σφάλμα ενώ ο οριζόντιος άξονας στις εποχές οι οποίες χρειάστηκαν ώστε να ολοκληρωθεί η εκπαίδευση.



Σχήμα 2. (i)-(iii) Εκπαίδευση των Νευρωνικών Δικτύων

Τέλος, το σύνολο εξέτασης παρουσιάστηκε στα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα για να εξεταστεί η ποιότητα της εκπαίδευσής τους. Ο υπολογιστικός χρόνος κατά τη διάρκεια του σταδίου εξέτασης ήταν μικρότερος από 1 δευτερόλεπτο. Η απόδοση των δικτύων κατά τη διάρκεια του σταδίου εξέτασης παρουσιάζεται στο σχήμα 3 (i-iii). Αυτή η σειρά εικόνων απεικονίζει τη συσχέτιση μεταξύ της απόκρισης των νευρωνικών δικτύων (κάθετος άξονας) και της επιθυμητής απόκρισης (οριζόντιος άξονας). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η πρόβλεψη της βαθμολογίας των μαθητών είναι δυνατή από πρώιμα στάδια, και πιο συγκεκριμένα από την Τρίτη εβδομάδα του μαθήματος, επιτυγχάνοντας μία τιμή της συνιστώσας συσχέτισης R ίση με 0.9154. Η τρίτη εξέταση πολλαπλής επιλογής βρέθηκε ότι είναι η πιο αντιπροσωπευτική της τελικής βαθμολογίας των εξεταζόμενων, καθώς η πρόσθεση των αποτελεσμάτων αυτής της εξέτασης στην είσοδο του νευρωνικού αύξησε την απόδοσή του σε

$R=0.9453$. Η εξέταση της έκτης εβδομάδας τελειοποίησε την έξοδο του τελευταίου νευρωνικού δικτύου ώστε αυτό να πετύχει πρόβλεψη της τάξης του $R=0.9521$.



Σχήμα 3. (i)-(iii) Εξετάζοντας την απόδοση των νευρωνικών δικτύων

Στο μάθημα τηλεκπαίδευσης στο οποίο αναφέρονται τα πειραματικά αποτελέσματα του παρόντος τμήματος της εργασίας, οι μαθητές οι οποίοι λαμβάνουν μεσαίες και χαμηλές βαθμολογίες τείνουν να αποσύρονται από το μάθημα για να επαναλάβουν την παρακολούθηση του μαθήματος σε ένα επόμενο εξάμηνο, ενώ οι μαθητές οι οποίοι επιτυγχάνουν υψηλές βαθμολογίες τείνουν να παραμένουν και να

το ολοκληρώνουν. Σαν αποτέλεσμα, τα περισσότερα διαθέσιμα δεδομένα εξετάσεων κυμαίνονται σε βαθμολογίες μεταξύ 16 και 20 σε κλίμακα του 20.

Στη συνέχεια, στον πίνακα 1, παρουσιάζονται έξι ενδεικτικά παραδείγματα της απόδοσης των δικτύων. Ο μαθητής 1 είναι ένα παράδειγμα καλής απόδοσης μαθητή η οποία υπολογίστηκε με ακρίβεια από την προτεινόμενη μέθοδο. Αυτός ο μαθητής έλαβε βαθμολογίες 20, 19.67, 17 και 19 στις τέσσερις εξετάσεις πολλαπλής επιλογής κατά τη διάρκεια του μαθήματος ενώ έλαβε μία βαθμολογία ίση με 19.66 στην τελική εξέταση. Οι προβλέψεις και των τριών νευρωνικών δικτύων ήταν πολύ κοντινές ως προς την πραγματική βαθμολογία του μαθητή με προβλέψεις ίσες με 19.91, 19.49 and 19.76. Ο δεύτερος μαθητής, όπως απεικονίζεται στον πίνακα 1, είχε μέτρια απόδοση. Αυτός ο μαθητής έλαβε βαθμολογίες ίσες με 18, 17, 14.17 και 17.5 κατά τη διάρκεια του μαθήματος ενώ η τελική του βαθμολογία ήταν 14.67. Και σε αυτή την περίπτωση, η προτεινόμενη μέθοδος προέβλεψε σωστά την απόδοση του μαθητή υπολογίζοντας την να είναι 15.75 (NN1), 15.11 (NN2) και 14.9 (NN3). Ο μαθητής 3 είναι ένα παράδειγμα χαμηλής απόδοσης εκπαιδευομένου. Κατά τη διάρκεια του μαθήματος, αυτός ο μαθητής πέτυχε βαθμολογίες ίσες με 16, 11.34, 13 και 12 ενώ η βαθμολογία του στην τελική εξέταση ήταν 9.58. Και σε αυτήν την περίπτωση, τα νευρωνικά δίκτυα ήταν πολύ ακριβή στον υπολογισμό της τελικής βαθμολογίας του μαθητή με προβλέψεις ίσες με 9.13 (NN1), 8.72 (NN2) και 9.5 (NN3). Η προτεινόμενη μέθοδος νευρωνικών δικτύων επίσης κατάφερε να προβλέψει μαθητές με διακυμάνσεις στην απόδοσή τους. Για παράδειγμα, ο μαθητής 4 έλαβε υψηλές βαθμολογίες (20 και 18.67) στις πρώτες δύο εξετάσεις πολλαπλής επιλογής του μαθήματος. Ωστόσο, στην τρίτη εξέταση πολλαπλής επιλογής η απόδοση του μαθητή ξαφνικά έπεσε στο 12.5 για να αυξηθεί ξανά στο 16 με τη βαθμολογία που έλαβε στην τέταρτη εξέταση. Παρά τις διακυμάνσεις που είχε κατά τη διάρκεια του μαθήματος, η τελική απόδοση του μαθητή ήταν πολύ υψηλή, ίση με 19.5. Σε αυτή την περίπτωση το πρώτο νευρωνικό δίκτυο (NN1) προέβλεψε ότι η τελική απόδοση του μαθητή είναι ίση με 19.4. Στη συνέχεια παρόλο που η απόδοση του μαθητή έπεσε, το δεύτερο νευρωνικό δίκτυο (NN2) ήταν επίσης πολύ ακριβές στην πρόβλεψή του (18.66). Το τρίτο νευρωνικό δίκτυο (NN3) προέβλεψε ότι η τελική βαθμολογία του μαθητή θα ήταν 19.87 κάτι το οποίο είναι επίσης πολύ κοντά στην πραγματική βαθμολογία την οποία ο μαθητής τελικά έλαβε. Μπορεί να γίνει αντιληπτό, ότι αν και η απόδοση του μαθητή φαίνεται να χειροτερεύει κατά τη διάρκεια των δύο

τελευταίων εξετάσεων πολλαπλής επιλογής, οι προβλέψεις των νευρωνικών δικτύων ήταν πολύ ακριβείς σε όλη τη διάρκεια του μαθήματος. Παρόμοια, η μέθοδος των νευρωνικών δικτύων προέβλεψε και τις βαθμολογίες των περισσότερων μαθητών με ακρίβεια.

Ωστόσο τα νευρωνικά δίκτυα δεν ήταν σε θέση να προβλέψουν με ακρίβεια τα παραδείγματα μαθησιακής απόδοσης τα οποία δεν ήταν τυπικά. Ο πίνακας 1 παρουσιάζει δύο τέτοια παραδείγματα, πιο συγκεκριμένα τους μαθητές 5 και 6. Ο μαθητής 5 είχε καλή απόδοση, επιτυγχάνοντας βαθμολογίες ίσες με 19, 20, 16.5 και 17 στις τέσσερις εξετάσεις πολλαπλής επιλογής, αλλά πέτυχε βαθμολογία ίση με 17.67 στην τελική εξέταση. Με βάση την καλή απόδοση την οποία είχε ο μαθητής κατά τη διάρκεια του μαθήματος, η μέτρια τελική του βαθμολογία ήταν δύσκολο να προβλεφθεί. Σαν αποτέλεσμα, η τελική βαθμολογία η οποία υπολογίστηκε από τα τρία νευρωνικά δίκτυα ήταν 19.89 (NN1), 19.76 (NN2) και 20 (NN3). Ο μαθητής 6 δείχνει αντίθετη απόδοση, επιτυγχάνοντας μέτριες βαθμολογίες ίσες με 17, 16.67, 15.5 και 15, αλλά έλαβε μία τελική βαθμολογία ίση με 19. Τα τρία νευρωνικά δίκτυα σε αυτή την περίπτωση προσέγγισαν την απόδοση του μαθητή να είναι ίση με 18.83, 16.98 και 16.73, λαμβάνοντας ως είσοδο τις τιμές των πρώτων δύο, τριών και τεσσάρων εξετάσεων πολλαπλής επιλογής αντίστοιχα. Η απότομη βελτίωση της απόδοσης του μαθητή στην τελική εξέταση δεν ήταν συμβατή με τα μέτρια αποτελέσματα των πρώτων τεσσάρων εξετάσεων και επομένως δεν μπορούσε να υπολογισθεί με ακρίβεια.

Πίνακας 1. Ενδεικτικά παραδείγματα πρόβλεψης της απόδοσης των μαθητών στο σύνολο εξέτασης εαρινού εξαμήνου 2007

	<i>Σπουδαστής 1</i>	<i>Σπουδαστής 2</i>	<i>Σπουδαστής 3</i>	<i>Σπουδαστής 4</i>	<i>Σπουδαστής 5</i>	<i>Σπουδαστής 6</i>
Mc1	20	18	16	20	19	17
Mc2	19.67	17	11.34	18.67	20	16.67
Mc3	17	14.17	13	12.5	16.5	15.5
Mc4	19	17.5	12	16	17	15
Final	19.66	14.67	9.58	19.5	17.67	19
NN1	19.91	15.75	9.13	19.4	19.89	18.83
NN2	19.49	15.11	8.72	18.66	19.76	16.98
NN3	19.76	14.9	9.5	19.87	20	16.73

Όπως δείχνουν τα αποτελέσματα, η προτεινόμενη τεχνική παρουσιάζει υψηλό βαθμό ακρίβειας ακόμη και από πρώιμα στάδια του μαθήματος. Σε μαθήματα τηλεεκπαίδευσης, στα οποία δεν υπάρχει άμεση επικοινωνία ανάμεσα στον εκπαιδευτή

και τον εκπαιδευόμενο, ο υπολογισμός του επιπέδου της απόδοσης των μαθητών και κατά συνέχεια οι ενέργειες οι οποίες είναι καταλληλότερες για κάθε μαθητή είναι δύσκολες. Η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να βοηθήσει τον διδάσκοντα στο να υπολογίσει με ακρίβεια το επίπεδο απόδοσης κάθε μαθητή, μειώνοντας έτσι το φόρτο εργασίας του διδάσκοντα και διασφαλίζοντας ότι θα ληφθούν οι κατάλληλες μαθησιακές ενέργειες για τον κάθε μαθητή. Αυτές οι ενέργειες μπορεί να περιλάβουν τη δυναμική προσαρμογή του μαθησιακού υλικού στις εξειδικευμένες ανάγκες του κάθε μαθητή κατά τη διάρκεια του μαθήματος, ενθαρρύνοντας του αδύναμους εκπαιδευομένους στο να αυξήσουν τι προσπάθειές τους και ενθαρρύνοντας τους μαθητές οι οποίοι αποδίδουν καλά για περαιτέρω βελτίωση του επιπέδου τους. Επιπλέον, η ευρεία υιοθέτηση των νευρωνικών δικτύων για επιστημονικούς και εμπορικούς σκοπούς έχει οδηγήσει στη διαθεσιμότητα μίας πληθώρας εργαλείων, τα οποία θα διευκολύνουν τους διδάσκοντες να εφαρμόσουν και να χρησιμοποιήσουν με ευκολία την προτεινόμενη μέθοδο. Αυτά τα εργαλεία περιλαμβάνουν το NeuroDimensions NeuroSolutions, με επιπρόσθετα για υπολογιστικά περιβάλλοντα όπως είναι το MS Excel ή το MATLAB (NeuroSolutions 2008), το Stuttgart Neural Network Simulator (SNNS, 2008), το Siemens ECANSE (ECANSE, 2008) και το Neural Network Toolbox της πλατφόρμας MATLAB. Χρησιμοποιώντας τη γραφική διεπιφάνεια χρήστη ενός από τα προαναφερθέντα εργαλεία, ο διδάσκοντας μπορεί εύκολα και γρήγορα να εκπαιδεύσει τα δίκτυα (κατά τη διάρκεια των πειραμάτων τα οποία έγιναν ο υπολογιστικός χρόνος εκπαίδευσης κάθε νευρωνικού δικτύου δεν υπερέβη το 1 λεπτό). Η εκπαίδευση αυτή είναι απαραίτητο να γίνει μονάχα μία φορά, στην αρχή κάθε εξαμήνου, χωρίς να αυξήσει με αυτόν τον τρόπο σημαντικά το φόρτο εργασίας του διδάσκοντα. Κατόπιν, κατά τη διάρκεια του εξαμήνου, ο διδάσκοντας μπορεί να χρησιμοποιήσει τα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα για να υπολογίσει την απόδοση των μαθητών του τρέχοντος μαθήματος αποδοτικά αλλά και γρήγορα (ο πειραματικός χρόνος εξέτασης δεν υπερέβη το 1 λεπτό). Η μέθοδος επίσης βρέθηκε ότι παράγει αποδοτικά αποτελέσματα χωρίς την αναγκαιότητα ύπαρξης μεγάλου συνόλου δεδομένων. Αυτό επικυρώθηκε από τα πειράματα τα οποία διενεργήθηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα του μαθήματος εαρινού εξαμήνου 2006 για να εκπαιδευτούν τα νευρωνικά δίκτυα και του μαθήματος εαρινού εξαμήνου 2007 για να εξεταστούν. Έτσι, σε περίπτωση που αλλάξει η δομή του μαθήματος, οι προβλέψεις μπορούν να γίνουν ξανά σε μικρό χρονικό διάστημα.

Αν και γενικά απαιτείται κάποιος χρόνος για να ολοκληρωθεί η εκπαίδευση των νευρωνικών, το γεγονός αυτό δεν θεωρείται μεγάλο μειονέκτημα για τους σκοπούς της συγκεκριμένης εφαρμογής. Πιο συγκεκριμένα, οι διδάσκοντες μαθημάτων τηλεκπαίδευσης πρέπει να εκπαιδεύουν τα δίκτυα μία φορά στην αρχή κάθε εξαμήνου, χρησιμοποιώντας δεδομένα από τα προηγούμενα μαθήματα. Στη συνέχεια, τα εκπαιδευμένα δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των βαθμολογιών των μαθητών κατά τη διάρκεια του μαθήματος.

Ωστόσο, κατά τη διάρκεια των πειραμάτων, η προτεινόμενη τεχνική δεν πέτυχε στο να προβλέψει με ακρίβεια την απόδοση συγκεκριμένων μαθητών. Αυτό συμβαίνει είτε λόγω του ότι το σύνολο εκπαίδευσης δεν περιλαμβάνει παρόμοια παραδείγματα της απόδοσης των μαθητών ή λόγω του ότι περιλαμβάνει αντικρουόμενα παραδείγματα. Παρόλα αυτά, όσο συλλέγονται περισσότερα δεδομένα και χρησιμοποιούνται για επανεκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, στην αρχή κάθε εξαμήνου του μαθήματος, η μέθοδος αναμένεται να αποδίδει όλο και καλύτερα αποτελέσματα.

2.3.6 Σύγκριση ανάμεσα στις μεθόδους Νευρωνικών Δικτύων και Πολλαπλής Γραμμικής Συσχέτισης

Για να εξεταστούν τα αποτελέσματα των νευρωνικών δικτύων, η προτεινόμενη μέθοδος συγκρίθηκε με την κοινώς χρησιμοποιούμενη μέθοδο της πολλαπλής γραμμικής συσχέτισης [8, 33, 62]. Παρόμοια με τη μέθοδο νευρωνικών δικτύων, οι πρώτες δύο, τρεις και τέσσερις εξετάσεις εαρινού εξαμήνου 2006 χρησιμοποιήθηκαν σαν ανεξάρτητες μεταβλητές για την κατασκευή τριών ανεξάρτητων πολλαπλά γραμμικών μοντέλων (LR1, LR2 and LR3) τα οποία προσέγγισαν την τελική επίδοση των μαθητών. Στη συνέχεια, οι παράμετροι μεταβλητών οι οποίες υπολογίστηκαν, χρησιμοποιήθηκαν για να προβλέψουν τις τελικές βαθμολογίες των μαθητών του εαρινού εξαμήνου 2007. Οι υπολογισμοί γραμμικής συσχέτισης διενεργήθηκαν χρησιμοποιώντας το Statistics Toolbox της πλατφόρμας Matlab 2007b. Ο χρόνος υπολογισμού και πρόβλεψης για αυτή τη μέθοδο δεν ξεπέρασε το 1 δευτερόλεπτο. Ο πίνακας 2, παρουσιάζει τα αποτελέσματα πολλαπλής γραμμικής συσχέτισης και τα αντίστοιχα αποτελέσματα των νευρωνικών δικτύων.

Πίνακας 2. Αποτελέσματα Νευρωνικών Δικτύων (NN) και Πολλαπλής Γραμμικής Συσχέτισης (LR)

	<i>NN1</i>	<i>LR1</i>	<i>NN2</i>	<i>LR2</i>	<i>NN3</i>	<i>LR3</i>
R	0.9154	0.8100	0.9453	0.7613	0.9521	0.7691
Μέσο απόλυτο σφάλμα	0.74	1.30	0.67	1.48	0.63	1.44

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της σύγκρισης μεταξύ των μεθόδων NN και LR, τα νευρωνικά δίκτυα απέδωσαν καλύτερα από ότι η μέθοδος πολλαπλής γραμμικής συσχέτισης σε κάθε στάδιο πρόβλεψης, τόσο ως προς το συντελεστή συσχέτισης (correlation coefficient- R) όσο και ως προς το μέσο απόλυτο σφάλμα. Ειδικότερα, συγκρινόμενα με την προσέγγιση της πολλαπλής γραμμικής συσχέτισης, τα νευρωνικά δίκτυα βρέθηκε ότι παρουσιάζουν υψηλότερη συσχέτιση ανάμεσα στα αποτελέσματα πρόβλεψης τους και τις πραγματικές τελικές βαθμολογίες των μαθητών. Όσο περισσότερες εξετάσεις πολλαπλής επιλογής προστίθενται στις μεθόδους, αυξάνοντας την πολυπλοκότητα του προβλήματος, η συσχέτιση η οποία επιτυγχάνεται από την πολλαπλή γραμμική συσχέτιση τείνει να μειώνεται (0.81, 0.7613, 0.7691), ενώ η αντίστοιχη συσχέτιση η οποία επιτυγχάνεται από τα νευρωνικά δίκτυα αυξάνεται (0.9154, 0.9453, 0.9521).

Επιπρόσθετα, το μέσο απόλυτο σφάλμα της μεθόδου νευρωνικών δικτύων ήταν κατά προσέγγιση το μισό από το αντίστοιχο σφάλμα της μεθόδου γραμμικής συσχέτισης και στα τρία στάδια της διαδικασίας. Αυτό το αποτέλεσμα υποδεικνύει ότι η τεχνική των νευρωνικών δικτύων ήταν πιο αποδοτική στην απεικόνιση των μη γραμμικών σχέσεων οι οποίες συνδέουν την απόδοση των σπουδαστών κατά τη διάρκεια του μαθήματος με την τελική τους επίδοση, παρέχοντας έτσι σημαντικά πιο ακριβείς υπολογισμούς του τελικού βαθμού τους.

Όσον αφορά την απόδοση της μεθόδου, η εκτίμηση των παραμέτρων γραμμικής συσχέτισης έχει διάρκεια μικρότερη του ενός δευτερολέπτου και επομένως ήταν πιο γρήγορη ανά στάδιο πρόβλεψης από ότι το στάδιο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου, το οποίο διαρκεί περίπου ένα λεπτό. Ωστόσο, με δεδομένο το ότι τα νευρωνικά δίκτυα παράγουν σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα και ότι η εκπαίδευσή τους είναι απαραίτητο να γίνεται μόνο μία φορά στην αρχή του κάθε μαθήματος, το υψηλότερο υπολογιστικό κόστος τους κατά της διάρκεια του σταδίου εκπαίδευσης δεν τα καθιστά μη πρακτικά.

Τέλος, όσον αφορά την πρόβλεψη με βάση νέα δεδομένα κατά τη διάρκεια του μαθήματος, και οι δύο μέθοδοι παρήγαγαν αποτελέσματα με περίπου την ίδια ταχύτητα.

2.3.7 Δυναμική Κατηγοριοποίηση Σπουδαστών

Μετά την ολοκλήρωση κάθε εξέτασης πολλαπλής επιλογής, τα αποτελέσματα της πρόβλεψης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη δυναμική κατηγοριοποίηση των σπουδαστών οι οποίοι έχουν παρόμοιες ικανότητες, έτσι ώστε να εντοπιστούν και να καλυφθούν οι ιδιαίτερες ανάγκες κάθε ομάδας σπουδαστών. Όπως έχει στηριχθεί από την εργασία των Feldhusen et al. [32], η κατηγοριοποίηση σπουδαστών με βάση την ικανότητά τους είναι απαραίτητη ώστε αυτοί να βοηθηθούν στο να επιτύχουν τη βέλτιστη απόδοσή τους καθώς και στο να τους δοθούν περαιτέρω κίνητρα για μάθηση. Αντίθετα, η κατηγοριοποίηση σε μη ομοιογενείς ομάδες μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα χαμηλή επίδοση και μειωμένα κίνητρα από τους μαθητές. Μόλις επιτευχθεί μία επιτυχημένη κατηγοριοποίηση, μπορούν να λάβουν χώρα μία σειρά από ενέργειες με στόχο την περαιτέρω βελτίωση της μαθησιακής διαδικασίας, όπως προτείνεται από τους Oakley et al. [81].

Στο μάθημα τηλεκαίδευσης το οποίο μελετήθηκε, μπορούν να διακριθούν δύο διακριτές ομάδες, Α και Β, με βάση τους προβλεπόμενους τελικούς βαθμούς των σπουδαστών. Το κατώφλι βαθμολογίας ανάμεσα στις δύο ομάδες καθορίστηκε από τους διδάσκοντες να είναι 18.5 σε κλίμακα του 20, καθώς το επίπεδο του μαθήματος ήταν εισαγωγικό και η δυσκολία του μαθήματος σχετικά μικρή. Έτσι, ένας σπουδαστής ανατίθεται στην ομάδα Α αν τελική του βαθμολογία υπερβαίνει το κατώφλι Τ, αλλιώς αυτός ο σπουδαστής θεωρείται ότι ανήκει στην ομάδα Β. Η ανάθεση των μαθητών σε κάθε μία ομάδα πριν τη χρήση της μεθόδου γινόταν κατά τη διάρκεια του μαθήματος με χρήση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης της τεχνικής γραμμικής συσχέτισης. Σε αυτή την ενότητα, η προτεινόμενη μέθοδος συγκρίνεται με τη μέθοδο γραμμικής συσχέτισης ως προς την αποδοτικότητα της κατηγοριοποίησης των σπουδαστών και σχολιάζονται τα αποτελέσματά της.

Ο πίνακας 3 απεικονίζει τις σωστές και λανθασμένες αναθέσεις μαθητών οι οποίες έγιναν και από τις δύο μεθόδους για τις ομάδες Α και Β. Η ομάδα Α αποτελείται από 18 από τους συνολικά 25 μαθητές του συνόλου εξέτασης, ενώ η

ομάδα Β αποτελείται από 7. Αρχικά, το NN1 κατόρθωσε μία σχετικά ακριβή κατηγοριοποίηση μαθητών, καθώς οι 15 από τους 18 μαθητές της ομάδας Α και οι 5 από τους 7 μαθητές της ομάδας Β τοποθετήθηκαν σωστά. Το LR1 από την άλλη πλευρά, είχε μία επιπλέον λανθασμένη ανάθεση μαθητή στην ομάδα Β, αλλά ο αριθμός των λανθασμένα κατηγοριοποιημένων μαθητών στην ομάδα Α ήταν ο διπλάσιος. Η απόδοση των νευρωνικών δικτύων βελτιώθηκε περισσότερο στη δεύτερη πρόβλεψη (NN2), όπου ο αριθμός των σωστά τοποθετημένων μαθητών στην ομάδα Α έφθασε τους 16 ενώ η αντίστοιχη εκτίμηση του LR2 έπεσε στους 10. Τέλος το τρίτο νευρωνικό δίκτυο (NN3) βελτίωσε ακόμη περισσότερο την επίδοση της μεθόδου, κατηγοριοποιώντας σωστά 23 από τους συνολικά 25 μαθητές που συμμετείχαν. Η απόδοση του LR3 σε αυτή την περίπτωση παρέμεινε σταθερή.

Πίνακας 3. Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των μαθητών από τις μεθόδους NN και LR στο σύνολο δεδομένων εαρινού εξαμήνου 2007

Ομάδα	Σύνολο Σπουδαστών	Κατηγοριοποίηση	NN1	LR1	NN2	LR2	NN3	LR3
A	18	Σωστή	15	12	16	10	17	10
		Λανθασμένη	3	6	2	8	1	8
B	7	Σωστή	5	4	5	5	6	5
		Λανθασμένη	2	3	2	2	1	2

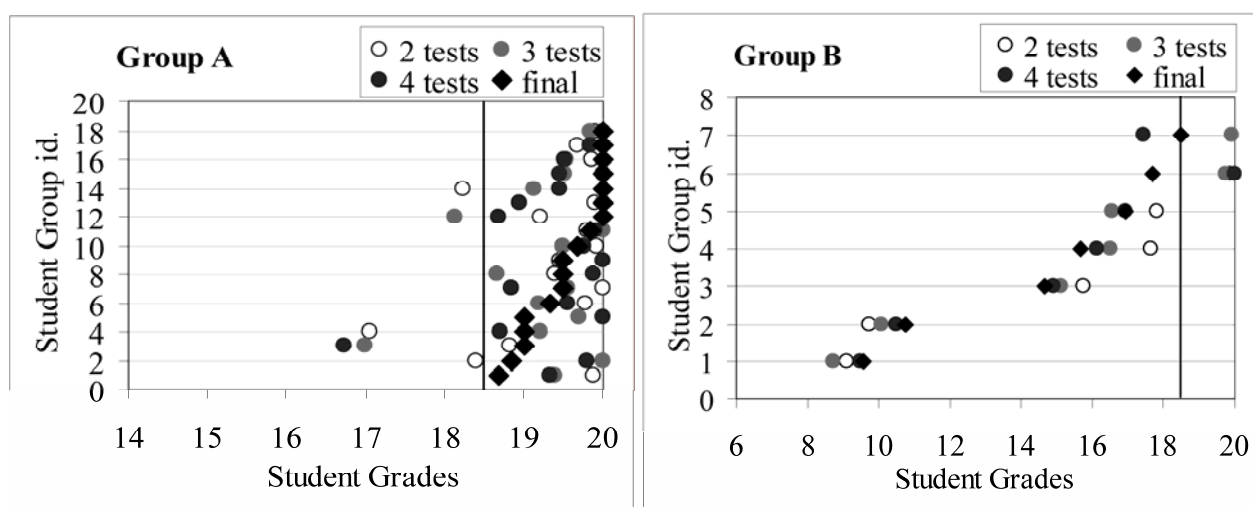
Η προτεινόμενη μέθοδος ήταν πιο επιτυχημένη από τη μέθοδο γραμμικής συσχέτισης ως προς τη σωστή κατηγοριοποίηση των μαθητών στην ομάδα στην οποία ανήκουν, ακόμη και σε πρώιμα στάδια του μαθήματος. Καθώς το μάθημα συνεχιζόταν και οι μαθητές ολοκλήρωναν περισσότερες εξετάσεις πολλαπλής επιλογής, ο αριθμός των σωστών κατηγοριοποιήσεων από τη μέθοδο NN σταδιακά αυξήθηκε, ενώ οι σωστές κατηγοριοποιήσεις της μεθόδου LR μειώθηκαν.

Επιπλέον, αν και οι δύο μέθοδοι είχαν ίση απόδοση στον καθορισμό της ομάδας Β, η μέθοδος γραμμικής συσχέτισης πρόσθεσε σε αυτή την ομάδα πολλούς σπουδαστές από την ομάδα Α, καθιστώντας την έτσι λιγότερο ομοιογενή.

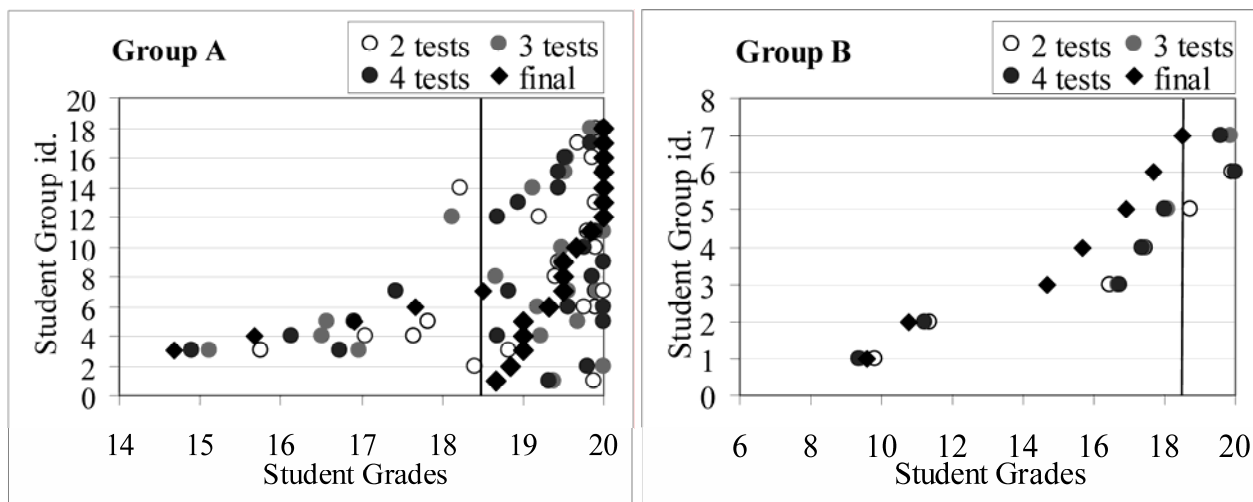
Η μη ομοιογενής σύσταση των ομάδων μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα την παροχή λιγότερης βοήθειας στους μέτριους ή αδύναμους μαθητές, παρακωλύοντας την πρόοδο των μαθητών οι οποίοι έχουν καλή απόδοση και αυξάνοντας το φόρτο εργασίας του καθηγητή. Από την άλλη πλευρά, η σωστή ανάθεση των σπουδαστών στις ομάδες, με βάση την επίδοσή τους μπορεί να είναι ωφέλιμη στη μαθησιακή

διαδικασία, καθώς οδηγεί σε πιο εστιασμένη εκπαίδευση η οποία καλύπτει τις ανάγκες της κάθε ομάδας.

Οι εικόνες 4 και 5 απεικονίζουν τους μαθητές τους οποίους οι δύο μέθοδοι τοποθέτησαν στις ομάδες Α και Β σε κάθε στάδιο της πρόβλεψής τους. Οι εικόνες 4 (i) και (ii) αντιστοιχούν στην μέθοδο νευρωνικών δικτύων και οι εικόνες 5 (i) και (ii) στη μέθοδο γραμμικής συσχέτισης. Σε αυτές τις εικόνες, για κάθε σπουδαστή, απεικονίζονται τέσσερα σημεία, ένα για κάθε πρόβλεψη και ένα το οποίο αντιστοιχεί στον τελικό βαθμό του σπουδαστή. Μία κάθετη γραμμή ο οποίος υπάρχει σε κάθε σχήμα απεικονίζει το κατώφλι του βαθμού (18.5) ανάμεσα στις δύο ομάδες. Αυτή η γραμμή επίσης αποτελεί ένα όριο ανάμεσα στις σωστές και τις λανθασμένες προβλέψεις. Ειδικότερα, στις εικόνες 4 (i) και 5(i), τα σημεία το οποία τοποθετούνται στη δεξιά πλευρά της γραμμής απεικονίζουν τις σωστές αναθέσεις στην ομάδα Α, ενώ τα σημεία στην αριστερή πλευρά της απεικονίζουν τις λανθασμένες προβλέψεις. Το αντίθετο συμβαίνει στις εικόνες 4 (ii) και 5 (ii), όπου παρουσιάζονται οι σωστές και λανθασμένες προβλέψεις για την ομάδα Β.



Σχήμα 4. (i)-(ii). Οι τοποθετήσεις μαθητών στις ομάδες Α και Β από τη μέθοδο Νευρωνικών Δικτύων



Σχήμα 5. (i)-(ii). (i)-(ii). Οι τοποθετήσεις μαθητών στις ομάδες Α και Β από τη μέθοδο Γραμμικής Συσχέτισης

Τα νευρωνικά δίκτυα κατηγοριοποίησαν σωστά την πλειοψηφία των σπουδαστών και για τις δύο ομάδες, διατηρώντας χαμηλές τιμές σφάλματος. Από την άλλη πλευρά, η μέθοδος γραμμικής συσχέτισης είχε κατά προσέγγιση τα ίδια αποτελέσματα κατηγοριοποίησης στην ομάδα Β, αλλά με παρουσία υψηλότερου σφάλματος στην προσέγγιση της βαθμολογίας. Όσον αφορά την ομάδα Α, η μέθοδος γραμμικής συσχέτισης είχε σημαντικά περισσότερες λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις σπουδαστών, καθώς και σημαντικά υψηλότερο σφάλμα πρόβλεψης.

Με βάση την πιο πάνω ανάλυση της κατηγοριοποίησης των σπουδαστών, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι με βάση την προτεινόμενη μέθοδο, είναι εφικτή η ακριβής κατηγοριοποίηση σπουδαστών σε πρώιμα στάδια, και ειδικότερα από την τρίτη ενότητα του μαθήματος. Τα αποτελέσματα αυτής της τεχνικής κατηγοριοποίησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τους διδάσκοντες ώστε να καθοριστούν οι καταλληλότερες ενέργειες για κάθε ομάδα σπουδαστών και να τους παρασχεθεί βοήθεια προσαρμοσμένη στις ανάγκες τους.

2.3.8 Συμπεράσματα και Μελλοντικές Προεκτάσεις

Σε αυτό το τμήμα της διατριβής, χρησιμοποιήθηκαν τρία νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, για την προοδευτική πρόβλεψη της τελικής βαθμολογίας σπουδαστών, οι οποίοι συμμετείχαν σε ένα εισαγωγικού επιπέδου μάθημα τηλεκπαίδευσης. Τα δεδομένα εισόδου κάθε δικτύου αποτελούνται από τα

αποτελέσματα εξετάσεων πολλαπλής επιλογής οι οποίες ολοκληρώθηκαν από τους σπουδαστές κατά τη διάρκεια του μαθήματος, ενώ η έξοδος του δικτύου ήταν η βαθμολογία της τελικής εξέτασης. Η χρήση εξετάσεων πολλαπλής επιλογής έγινε για να διασφαλιστεί η αντικειμενικότητα.

Η μέθοδος κατόπιν χρησιμοποιήθηκε για τη δυναμική κατηγοριοποίηση μαθητών τηλεκπαίδευσης σε δύο εικονικές ομάδες, σύμφωνα με την προβλεπόμενη επίδοσή τους, με στόχο να βοηθηθούν οι διδάσκοντες στο να αντιμετωπίσουν τις ιδιαίτερες ανάγκες κάθε ομάδας και να προσαρμόσουν την εκπαίδευση των μαθητών αναλόγως.

Τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου συγκρίθηκαν με τα αντίστοιχα της μεθόδου γραμμικής συσχέτισης ως προς το βαθμό συσχέτισης και το μέσο απόλυτο σφάλμα τα οποία επιτεύχθηκαν. Τα νευρωνικά δίκτυα είχαν υψηλότερο βαθμό συσχέτισης σε όλα τα στάδια πρόβλεψη, ενώ τα σφάλματα τα οποία είχαν ήταν κατά προσέγγιση στο μισό των αντίστοιχων σφαλμάτων της μεθόδου γραμμικής συσχέτισης. Κατά συνέπεια, τα νευρωνικά δίκτυα είχαν τη δυνατότητα να πετύχουν ακριβείς προβλέψεις σε πρώιμα στάδια, και πιο συγκεκριμένα στην Τρίτη εβδομάδα ενός μαθήματος διάρκειας δέκα εβδομάδων. Όσον αφορά τη δυναμική κατηγοριοποίηση σπουδαστών, η προτεινόμενη μέθοδος βρέθηκε επίσης να είναι πιο αποδοτική από ότι η μέθοδος γραμμικής συσχέτισης. Πιο συγκεκριμένα παρουσίασε χαμηλότερα ποσοστά σφάλματος, τα οποία μειώθηκαν ακόμη περισσότερο κατά τη διάρκεια του μαθήματος, ενώ τα αντίστοιχα ποσοστά της μεθόδου γραμμικής συσχέτισης αυξήθηκαν.

Συμπερασματικά, η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να γίνει ένα χρήσιμο εργαλείο πρόβλεψης της τελικής επίδοσης και της δυναμικής κατηγοριοποίησης των σπουδαστών, κάνοντας χρήση των αποτελεσμάτων των εξετάσεων πολλαπλής επιλογής κατά τη διάρκεια του μαθήματος. Επομένως αναμένεται να παρέχει μία αποτελεσματική λύση ειδικά για μαθήματα τηλεκπαίδευσης, όπου οι διδάσκοντες έχουν λιγότερους τρόπους να εκτιμήσουν τη μελλοντική απόδοση των μαθητών λόγω της απόστασης την οποία αυτή η εκπαιδευτική διαδικασία ενέχει. Μελλοντική εργασία πάνω σε αυτόν τον τομέα θα εστιαστεί στην εξέταση της μεθόδου σε μεγαλύτερο αριθμό σπουδαστών καθώς και ενσωμάτωσή της σε μία πλατφόρμα Συστήματος Διαχείρισης Μάθησης.

2.4 Μέθοδος πρόβλεψης της πιθανότητας των μαθητών τηλεκπαίδευσης να αποσυρθούν από το μάθημα

Κατά τη διάρκεια των προηγούμενων ετών, η τηλεκπαίδευση έχει παρουσιάσει σημαντική ανάπτυξη με αποτέλεσμα να προσελκύει έναν διαρκώς αυξανόμενο αριθμό από συμμετέχοντες. Τα σύγχρονα μαθήματα τηλεκπαίδευσης επωφελούνται από τις δυνατότητες του διαδικτύου ώστε να υποστηρίξουν και να βελτιώσουν τις αποτελεσματικές πρακτικές της κλασσικής εκπαίδευσης, ενώ παράλληλα προσφέρουν σημαντικές δυνατότητες καινοτομίας. Πιο συγκεκριμένα εκτός του ότι βοηθά τους μεμονωμένους σπουδαστές στο να αποκτήσουν γνώση με ευέλικτο τρόπο χωρίς το φράγμα που θέτει η απαίτηση φυσικής παρουσίας τους σε μία τάξη, αυτή η νέα μορφή εκπαίδευσης επίσης ωφελεί τα εκπαιδευτικά ιδρύματα, δίνοντας τους τη δυνατότητα να προσφέρουν τις υπηρεσίες τους σε περισσότερους σπουδαστές, μειώνοντας παράλληλα τα έξοδά τους [20]; [75]; [91]. Η φύση των μαθημάτων τηλεκπαίδευσης έχει επίσης προσελκύσει έναν σημαντικό αριθμό από ενήλικους σπουδαστές οι οποίοι επιθυμούν να συνδυάσουν τα οφέλη της ανώτερης εκπαίδευσης με απαιτητικές συνθήκες εργασίας [46].

Ωστόσο αν και προσελκύουν ένα μεγάλο αριθμό σπουδαστών, τα μαθήματα τηλεκπαίδευσης παρουσιάζουν υψηλότερα ποσοστά διακοπής από ότι τα μαθήματα συμβατικής εκπαίδευσης, συχνά ξεπερνώντας τα τελευταία κατά ένα ποσοστό 10-20% όπως αναφέρεται και από τους [16]) και [26]). Επιπρόσθετες μελέτες επιβεβαιώνουν τις πιο πάνω αναφορές υπολογίζοντας τα ποσοστά διακοπής των μαθημάτων τηλεκπαίδευσης σε 25-40% σε σχέση με τα αντίστοιχα ποσοστά των μαθημάτων κλασσικής εκπαίδευσης τα οποία κυμαίνονται στο 10-20% [17, 29, 34, 84, 112].

Εν τούτοις, τα ποσοστά συγκράτησης των μαθητών θεωρούνται ως ένας αντικειμενικός δείκτης της ποιότητας ενός πανεπιστημιακού ιδρύματος, τόσο από τα ίδια τα ιδρύματα όσο και από φορείς χρηματοδότησής τους. Αυτός ο δείκτης ποιότητας αναγνωρίζεται σε διεθνές επίπεδο και περιλαμβάνει εκπαιδευτικά ιδρύματα στην Αυστραλία, την Ευρωπαϊκή Ένωση, τις Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής και την Νότιο Αμερική [9].

Για παράδειγμα, αναφέρεται ότι το Υπουργείο Παιδείας των Ηνωμένων Πολιτειών (US Department of Education) θεωρεί τα ζητήματα συγκράτησης μαθητών στην ανώτερη εκπαίδευση ιδιαίτερα σημαντικά, περιλαμβάνοντας τα στην στρατηγική αξιολόγησης και χρηματοδότησης των ιδρυμάτων ανώτερης εκπαίδευσης την οποία υιοθετεί [12]. Επιπλέον, η μελέτη του [27]) αναφέρει ότι η Επιτροπή για το Μέλλον της Ανώτερης Εκπαίδευσης των Ηνωμένων Πολιτειών (United States Commission on the Future of Higher Education) επιβεβαίωσε ότι τα ποσοστά συγκράτησης μαθητών σε πανεπιστήμια και κολλέγια εξετάζονται ως τμήμα της επισκόπησης της κρατικής χρηματοδότησης. Η συγκράτηση μαθητών ως δείκτης επίδοσης λαμβάνεται επίσης υπόψη από το Συμβούλιο Χρηματοδότησης Ανώτερης Εκπαίδευσης του Ηνωμένου Βασιλείου (Higher Education Funding Council), ως ένας τρόπος παροχής αξιόπιστης πληροφορίας σχετικά με την επίδοση του τομέα ανώτερης εκπαίδευσης, ως ένα μέτρο σύγκρισης ανάμεσα στα πανεπιστημιακά ιδρύματα, για να διευκολύνει τα ίδια τα ιδρύματα να αξιολογούν την απόδοσή τους και για να συνεισφέρει στην αναγνώριση της ανώτερης εκπαίδευσης από το κοινό [42]. Τα ποσοστά συγκράτησης μαθητών αναφέρονται επίσης ανάμεσα στα κριτήρια αξιολόγησης της εκπαίδευσης από απόσταση σύμφωνα με το Συμβούλιο για τη Διαπίστευση των Περιφερειακών Επιτροπών (Council for Regional Accrediting Commissions) [97] και την Ανώτατη Εκπαιδευτική Ένωση (Higher Learning Commission [44].

Αυτή η αυξημένη έμφαση στη συγκράτηση των μαθητών, σε συνδυασμό με τα υψηλά ποσοστά διακοπής τα οποία παρουσιάζονται στα μαθήματα τηλεεκπαίδευσης, καθιστά τη μείωση των ποσοστών διακοπής ουσιώδη για την αποδοχή και την επιτυχία αυτού του τύπου εκπαίδευσης. Ένα από τα πιο βασικά στοιχεία στη μείωση των ποσοστών διακοπής σε μαθήματα τηλεεκπαίδευσης είναι ο έγκαιρος και ακριβής εντοπισμός των μαθητών υψηλού κινδύνου, αυτών των μαθητών δηλαδή οι οποίοι είναι πιο πιθανό να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος και να αποσυρθούν. Αν οι συγκεκριμένοι μαθητές εντοπιστούν, οι εκπαιδευτές θα είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν καλύτερα τις μεμονωμένες ανάγκες τους και να προβούν στις αναγκαίες ενέργειες ώστε να μειωθεί η πιθανότητα αυτών των μαθητών να αποσυρθούν. Ο εντοπισμός αυτών των μαθητών επίσης αναμένεται να βοηθήσει στα εξειδικευμένα προγράμματα παρέμβασης τα οποία πολλά πανεπιστημιακά ιδρύματα

ενσωματώνουν στα στρατηγικά τους σχέδια με στόχο την αύξηση της συγκράτησης μαθητών.

Στο παρόν τμήμα της εργασίας παρουσιάζεται μία μέθοδος πρόβλεψης της διακοπής του μαθήματος τηλεκπαίδευσης, η οποία εντοπίζει έγκαιρα και με ακρίβεια την ομάδα μαθητών που τείνουν προς τη διακοπή. Η μέθοδος επωφελείται από τα πλήρως ηλεκτρονικά χαρακτηριστικά των μαθημάτων τηλεκπαίδευσης, η οποία περιλαμβάνει λεπτομερή καταγραφή της δραστηριοποίησης των σπουδαστών στο μάθημα καθώς και δεδομένα προόδου τους, ώστε να κάνει τις προβλέψεις της δυναμικά και να τις προσαρμόσει ανάλογα με την επίδοση και τα επίπεδα συμμετοχής των εκπαιδευομένων κατά τη διάρκεια του μαθήματος. Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για να εκπαιδευτούν τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης και πιο συγκεκριμένα τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNNs), μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines - SVMs) και πιθανοτικής συστοιχίας ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού (probabilistic ensemble simplified fuzzy ARTMAP - PESFAM).

Κατόπιν, και λόγω του γεγονότος ότι μία μεμονωμένη τεχνική μηχανικής μάθησης ενδέχεται να αποτύχει στο να προβλέψει τη διακοπή του μαθήματος από έναν αριθμό σπουδαστών, τα αποτελέσματα των τριών τεχνικών συνδυάζονται χρησιμοποιώντας τρία σχήματα απόφασης. Οι εκτιμήσεις οι οποίες παράγονται από κάθε μία τεχνική μηχανικής μάθησης καθώς και οι αντίστοιχες εκτιμήσεις των σχημάτων απόφασης συγκρίνονται ως προς την συνολική ακρίβειά (overall accuracy) , την ευαισθησία (sensitivity) και την ευστοχία τους (precision). Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι ο συνδυασμός των εξόδων των τριών τεχνικών οδηγεί σε έναν πιο ακριβή και έγκαιρο εντοπισμό των μαθητών που θα διακόψουν το μάθημα, ξεπερνώντας τα αποτελέσματα των σχετικών αναφορών στην τρέχουσα βιβλιογραφία.

Η συνέχεια αυτού του τμήματος της εργασίας δομείται ως ακολούθως: Αρχικά παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της σχετικής ερευνητικής βιβλιογραφίας. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η θεωρητική βάση των τριών τεχνικών μηχανικής μάθησης οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν καθώς και η περιγραφή των τριών σχημάτων απόφασης τα οποία εξετάστηκαν. Κατόπιν, περιγράφονται τα δεδομένα τηλεκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και οι λεπτομέρειες την υλοποίησης των αλγορίθμων. Τα πειραματικά αποτελέσματα αναφέρονται στη συνέχεια ακολουθούμενα από μία

συζήτηση πάνω στους περιορισμούς τους. Το παρόν τμήμα της ερευνητικής εργασίας κλείνει με τα κυριότερα αποτελέσματα και τις μελλοντικές προεκτάσεις της μεθόδου.

2.4.1 Σχετική Βιβλιογραφία

Μία πληθώρα από μελέτες εστιάζουν στο πεδίο της πρόβλεψης διακοπής σπουδών σε επίπεδο ανώτερης εκπαίδευσης, πανεπιστημιακό επίπεδο καθώς και σε επίπεδο διαδικτυακής εκπαίδευσης. Αυτές οι μελέτες μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο κατηγορίες, σύμφωνα με τον τύπο των δεδομένων τα οποία χρησιμοποιούν. Από τη μία πλευρά, υπάρχει ένας αριθμός μελετών οι οποίες χρησιμοποιούν αμετάβλητα με την πάροδο του χρόνου χαρακτηριστικά ώστε να καθορίσουν τις πιο σημαντικές μεταβλητές οι οποίες ενδέχεται να οδηγήσουν στην πρόβλεψη της διακοπής σπουδών από τους μαθητές. Από την άλλη πλευρά, η δεύτερη κατηγορία μελετών ενσωματώνει μεταβλητά στο χρόνο χαρακτηριστικά, τα οποία αλλάζουν κατά τη διάρκεια του μαθήματος.

Πιο αναλυτικά, οι μελέτες της πρώτης κατηγορίας χρησιμοποιούν παλαιότερα αμετάβλητα στο χρόνο δεδομένα σπουδαστών σαν δείκτες πρόβλεψης για να εξάγουν τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά τα οποία σχετίζονται με την απόφαση ενός σπουδαστή να αποσυρθεί από ένα μάθημα. Η πλειονότητα αυτών των μελετών χρησιμοποιούν ανάλυση γραμμικής συσχέτισης για να κατασκευάσουν και να ελέγξουν τα μοντέλα πρόβλεψης τα οποία έχουν υποθέσει. Στη μελέτη τους οι [86]) χρησιμοποιούν ένα μέσο διαβάθμισης Likert εξήντα στοιχείων (sixty-item Likert scale instrument) και πιο συγκεκριμένα το ESPRI-V2, ώστε να συλλέξουν δεδομένα πάνω στα χαρακτηριστικά των σπουδαστών τα οποία αφορούν την πρόβλεψη της συγκράτησής ή της διακοπής εκ μέρους τους του μαθήματος σε ένα εικονικό εκπαιδευτικό περιβάλλον. Οι μεταβλητές οι οποίες συλλέγονται μέσω του ESPRI-V2 αναφέρονται σε έναν μεγάλο πληθυσμό 2162 σπουδαστών και αξιολογούνται μέσω δυαδικής ανάλυσης γραμμικής συσχέτισης. Αυτή η μελέτη αναφέρει ένα συνολικό ποσοστό ορθών κατηγοριοποιήσεων της τάξης του 79.3%, το οποίο αντιστοιχεί στον καλύτερο συνδυασμό προλεκτήρων (predictors) που ανακτήθηκαν, συγκεκριμένα την ηλικία, το βαθμό GPA, τη διαθεσιμότητα υπολογιστή στο σπίτι και την σχολική περίοδο κατά την οποία ο μαθητής παρακολούθησε το εικονικό μάθημα. Ωστόσο, τα αποτελέσματα του μοντέλου που προτείνει η συγκεκριμένη εργασία δεν προβλέπουν

αποδοτικά την διακοπή σπουδών σε μαθήματα μέσω διαδικτύου, καθώς επιτυγχάνουν μόνο ένα ποσοστό ίσο με 30,4%. Η μελέτη του [30]) χρησιμοποιεί διακρίνουσα ανάλυση (discriminant analysis), σε μία έρευνα η οποία περιλαμβάνει 464 σπουδαστές, για να καθορίσει τους ισχυρότερους μεταβλητούς προλεκτήρες οι οποίοι θα χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της ολοκλήρωσης ή όχι μιας σειράς μαθημάτων πανεπιστημιακού επιπέδου από τους μαθητές. Αυτή η μελέτη αναφέρει ότι η πρότερη εκπαιδευτική εμπειρία καθώς η πρότερη εκπαίδευση σε υπολογιστές είναι τα πιο χρήσιμα κριτήρια για τον διαχωρισμό ανάμεσα στους μαθητές οι οποίοι ολοκληρώνουν το μάθημα και σε εκείνους οι οποίοι διακόπτουν την παρακολούθησή του, για μαθήματα εξ αποστάσεως εκπαίδευσης μέσω διαδικτύου. Η μελέτη του [79]) χρησιμοποιεί γραμμική συσχέτιση μαζί με ανάλυση Chi-square και bivariate για να εξάγει μεταβλητούς προλεκτήρες οι οποίοι σχετίζονται με τα δεδομένα των μαθητών και μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην κατεύθυνση της πρόβλεψης διακοπής σπουδών. Αυτή τη μελέτη χρησιμοποιεί δεδομένα τα οποία έχουν εξαχθεί από έναν πληθυσμό 89473 μαθητών οι οποίοι είναι εγγεγραμμένοι στα διαδικτυακά μαθήματα του πανεπιστημίου Georgia Technical College. Η μελέτη καταλήγει ότι η ηλικία, το φύλο, η εθνικότητα και οι προϋποθέσεις επιλεξιμότητας οι οποίες σχετίζονται με την οικονομική υποστήριξη είναι σημαντικοί προλεκτήρες της επιτυχημένης περάτωσης του μαθήματος. Οι [1]) χρησιμοποιούν ιεραρχική λογιστική συσχέτιση (hierarchical logistic regression) για να εξετάσουν ένα θεωρητικό μοντέλο πρόβλεψης της συγκράτησης μαθητών σε μία ομάδα δεδομένων που αποτελείται από 50000 σπουδαστές. Το μοντέλο αυτό αποτελείται από τρεις κύριες μεταβλητές, πιο συγκεκριμένα τα επαγγελματικά ενδιαφέροντα των μαθητών, την ακαδημαϊκή τους προετοιμασία και την επίδοση τους κατά το πρώτο έτος σπουδών. Οι [109]) χρησιμοποιούν ένα διαφορετικό στοιχείο των σπουδαστών και πιο συγκεκριμένα την ανία ελεύθερου χρόνου (leisure boredom) των μαθητών, μαζί με λογιστική συσχέτιση για να διερευνήσουν την αποδοτικότητα αυτής της μεταβλητής ως προλεκτήρα του ποσοστού διακοπής σπουδών. Η μελέτη τους, και με βάση δεδομένα από 281 μαθητές, καταλήγει στο ότι η ανία ελεύθερου χρόνου είναι ένας σημαντικός παράγοντας πρόβλεψης της διακοπής σπουδών ιδιαίτερα σε μαθητές οι οποίοι ανήκουν στην ηλικιακή ομάδα των 14 ετών και άνω. Οι [115]) χρησιμοποιούν ήδη υπάρχοντα δημογραφικά και ακαδημαϊκά δεδομένα σπουδαστών μαζί με πολλαπλή λογιστική συσχέτιση για να προβλέψουν τη συγκράτηση μαθητών. Αυτή η μελέτη εφαρμόζει το μοντέλο της σε έναν μεγάλο πληθυσμό 57549 μαθητών τεχνολογικής

κατεύθυνσης οι οποίοι προέρχονται από 9 πανεπιστημιακά ιδρύματα. Τα αποτελέσματα αυτής της μελέτης υποδεικνύουν ότι οι βαθμοί SAT μαθηματικών, οι προφορικοί βαθμοί SAT, ο υψηλός δείκτης GPA δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, το γένος, η εθνικότητα και η ιθαγένεια διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση των ποσοστών συγκράτησης σπουδαστών.

Εκτός από τη μέθοδο λογιστικής συσχέτισης, μία πληθώρα μελετών έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί πάνω σε αμετάβλητα στο χρόνο δεδομένα σπουδαστών για να εξάγουν τους πιο σημαντικούς προλεκτήρες διακοπής σπουδών. Οι [103]) χρησιμοποιούν πολλαπλή ανάλυση συσχέτισης (multiple regression analysis) μαζί με διάφορα προηγούμενα δεδομένα μαθητών, όπως είναι η βαθμολογία δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, οι βαθμοί SAT, η βαθμολογία LTM (McCarty's Learning Type Measure) καθώς και άλλες δημογραφικές πληροφορίες για να εξάγουν τις πιο σημαντικές μεταβλητές πρόβλεψης της συγκράτησης σπουδαστών στην εκπαίδευση διδασκόντων. Αυτή η μελέτη βασίζεται σε μία ομάδα δεδομένων η οποία αποτελείται από 316 εκπαιδευόμενους και προτείνει ότι οι πιο ισχυροί προλεκτήρες είναι η βαθμολογία SAT-V, η βαθμολογία δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης GPR, η βαθμίδα εκπαίδευσης του πατέρα και η βαθμολογία LTM. Στη μελέτη του ο [11]) χρησιμοποιεί μοντέλα μονοπατιών δομημένων εξισώσεων (structural equation path models) μαζί με την ακαδημαϊκή επίδοση, τη διαγωγή, το έτος σπουδών, τις μεταβλητές κοινωνικό-οικονομικής και οικογενειακής δομής, για να προβλέψει την κατάσταση (status) διακοπής σπουδών 1050 σπουδαστών σε αστικά σχολεία δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης της περιοχής North Queensland. Τα αποτελέσματα αυτής της μελέτης δείχνουν ότι η διαγωγή είναι ισχυρότερος προλεκτήρας από τις υπόλοιπες μεταβλητές οι οποίες εξετάστηκαν. Οι [77]) χρησιμοποιούν προλεκτική διακριτική ανάλυση (predictive discriminant analysis) για να αναπτύξουν έναν κανόνα κατηγοριοποίησης ο οποίος προβλέπει την διακοπή σπουδών των εκπαιδευομένων προπτυχιακού επιπέδου σε διαδικτυακά μαθήματα. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη αναφέρονται σε 211 σπουδαστές και περιλαμβάνουν τη μέση βαθμολογία δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης των μαθητών καθώς, τη βαθμολογία SAT (Scholastic Aptitude Test) στα μαθηματικά καθώς και το πεδίο ελέγχου τους (locus of control) και την οικονομική στήριξη την οποία λαμβάνουν. Τα αποτελέσματα προγνωστικών αυτής της μελέτης φθάνουν ένα ποσοστό 74,5 % όσον αφορά την ορθή κατηγοριοποίηση των σπουδαστών οι οποίοι

ολοκληρώνουν με επιτυχία το μάθημα και αυτών οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους. Οι [74]) χρησιμοποιούν δέντρα κατηγοριοποίησης (classification trees) και τυχαία δάση (random forests) για να εντοπίσουν σημαντικούς προλεκτήρες της επιτυχημένης ολοκλήρωσης σε μαθήματα φυσικής και τεχνολογίας με μία σχετικά μεγάλου μεγέθους ομάδα δεδομένων από 2232 σπουδαστές. Αυτή η μελέτη παρουσιάζει υποσχόμενα αποτελέσματα καθώς παρέχει μία καλύτερη διάκριση μεταξύ των σημαντικών μεταβλητών από ότι η διάκριση την οποία προσφέρει η ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος λογιστικής συσχέτισης. Ο [66]) χρησιμοποιεί αμετάβλητα στο χρόνο δεδομένα μαθητών για να εξετάσει εάν η αποδοχή του μαθήματος και το ακαδημαϊκό πεδίο ελέγχου (academic locus of control) το οποίο επιδεικνύουν οι μαθητές τηλεεκπαίδευσης επηρεάζει την απόφασή τους να διακόψουν τις σπουδές τους. Αυτή η μελέτη βασίζεται σε μία ομάδα δεδομένων από 133 μαθητές και αναλύει τα δεδομένα με χρήση της μεθόδου μονόδρομου ANOVA (one-way ANOVA) και μη παραμετρικών δοκιμών (non-parametric tests). Η μελέτη συμπεραίνει ότι η αποδοχή του μαθήματος διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην απόφαση των σπουδαστών να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος, ενώ το ακαδημαϊκό πεδίο ελέγχου δεν έχει επίδραση πάνω σε αυτή τους την απόφαση. Οι [113]) χρησιμοποιούν πολυμεταβλητές μεθόδους (multivariate methods) καθώς και ανάλυση συσχέτισης (correlation analysis) για να εξετάσουν διαφορετικά χαρακτηριστικά σπουδαστών σε σχέση με τη διακοπή των σπουδών τους σε ένα πανεπιστημιακό μάθημα τεχνολογικής κατεύθυνσης. Η ομάδα δεδομένων αυτής της μελέτης αποτελείται από δεδομένα 1230 σπουδαστών. Η μελέτη καταλήγει ότι η διακοπή σπουδών σχετίζεται με την ηλικία των μαθητών, το επίπεδο χρήσης από την πλευρά τους τεχνολογικών μέσων, την προηγούμενη εμπειρία που έχουν με τους υπολογιστές και την πρότερη εκπαίδευσή τους σε μαθήματα πληροφορικής. Η προαναφερθείσα μελέτη επίσης αναφέρει ότι το φύλο και ο βαθμός ειδίκευσης των μαθητών στους υπολογιστές δεν βρέθηκε να συσχετίζεται με την απόφασή τους να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος. Η μελέτη του [100]) χρησιμοποιεί την τεχνική της δεξαμενοποιημένης εγκάρσιας διατομής χρονικών σειρών (pooled cross-sectional time series) καθώς και την τεχνική κανονικών ελαχίστων τετραγώνων (ordinary least squares - OLS) για να δημιουργήσει ένα μοντέλο πρόβλεψης των ποσοστών συγκράτησης σπουδαστών. Το μοντέλο εφαρμόστηκε σε δεδομένα από 150 μαθητές σε 15 πανεπιστημιακά ιδρύματα της περιοχής North Carolina. Σε αντίθεση με τις υπόλοιπες μελέτες οι οποίες χρησιμοποιούν κυρίως δεδομένα

μαθητών, αυτή η μελέτη εξετάζει την επίδραση που οι σχετιζόμενες με το πανεπιστημιακό ίδρυμα μεταβλητές έχουν πάνω στη συγκράτηση μαθητών και καταλήγει ότι οι παράγοντες με τη μεγαλύτερη επίδραση είναι ο αριθμός εγγραφών, το επίπεδο της εκπαίδευσης, τα γενικά έξοδα διδασκαλίας και η ακαδημαϊκή υποστήριξη, ο πληθυσμός της περιοχής στην οποία τοποθετείται το πανεπιστημιακό ίδρυμα και το επίπεδο ανεργίας στην περιοχή.

Εκτός από τη χρήση μόνο αμετάβλητων πρότερων δεδομένων των σπουδαστών σαν προλεκτήρες της απόφασής τους να διακόψουν την παρακολούθηση ενός μαθήματος, μία σειρά από μελέτες χρησιμοποιούν και χρονομεταβλητά χαρακτηριστικά τα οποία συλλέγονται κατά τη διάρκεια του μαθήματος, για να προβλέψουν την διακοπή ή την ολοκλήρωση του μαθήματος. Αυτός ο τύπος μελετών βασίζεται κυρίως σε τεχνικές μηχανικής μάθησης. Οι [78]) χρησιμοποιούν δέντρα απόφασης σε μία ομάδα δεδομένων 3978 μαθητών, για να εξάγουν κανόνες σχετικά με την παρακολούθηση των σπουδαστών σε νοσηλευτικά ανώτερα εκπαιδευτικά ιδρύματα. Αυτή η μελέτη βασίζεται και σε αμετάβλητα και σε χρονομεταβλητά δεδομένα τα οποία σχετίζονται με την επίδοση των μαθητών κατά τη διάρκεια του μαθήματος. Τα αποτελέσματα της μελέτης είναι ενθαρρυντικά ως προς τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης στο πεδίο της πρόβλεψης διακοπής σπουδών. Πιο συγκεκριμένα το ποσοστό εύστοχων κατηγοριοποιήσεων το οποίο αναφέρεται από την πιο πάνω μελέτη φθάνει το 94%. Ο [43]) εξετάζει την ακρίβεια πρόβλεψης τριών μεθόδων, συγκεκριμένα των νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης, των δέντρων απόφασης εξαγωγής κανόνων (rule induction decision trees) και της πολωνυμικής λογιστικής συσχέτισης (multinomial logistic regression) πάνω στο πρόβλημα της πρόβλεψης της συγκράτησης πρωτοετών φοιτητών. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται από τη μελέτη αναφέρονται σε 23475 σπουδαστές και περιλαμβάνουν χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά, με τη μορφή των δημογραφικών και προ-πανεπιστημιακών δεδομένων, καθώς και χρονομεταβλητά δεδομένα τα οποία συλλέγονται καθώς οι πρωτοετείς βρίσκονται στη διάρκεια του πρώτου χρόνου σπουδών τους. Η πρόβλεψη των προαναφερθεισών μεθόδων γίνεται στα μέσα του ακαδημαϊκού έτους, και πιο συγκεκριμένα στο τέλος του πρώτου εξαμήνου, και στο τέλος του, στο τέλος του δευτέρου εξαμήνου. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι όλες οι μέθοδοι οι οποίες εξετάστηκαν επιτυγχάνουν παρόμοια ποσοστά ευστοχίας της τάξης του 75% στο μέσο και 84% στο πέρας του ακαδημαϊκού έτους. Τα δίκτυα

Bayesian (Bayesian networks) χρησιμοποιούνται στη μελέτη του [112]) για να μοντελοποιήσουν την πρότερη εκπαιδευτική εμπειρία σχετικά με η συμπεριφορά των σπουδαστών πανεπιστημιακού επιπέδου, με χρήση και πρότερων δεδομένων και δεδομένων τα οποία σχετίζονται με την πρόοδο των φοιτητών κατά τη διάρκεια του ακαδημαϊκού έτους. Η ομάδα δεδομένων η οποία χρησιμοποιήθηκε αποτελείται από περίπου 800 φοιτητές. Το μοντέλο το οποίο παρουσιάζεται σε αυτή τη μελέτη στοχεύει στο να διευκολύνει τους διδάσκοντες στην απόφασή τους σχετικά με τις εκπαιδευτικές διαδικασίες και σαν τμήμα αυτών, να βοηθήσει στον εντοπισμό των αιτιών ή των ενδείξεων οι οποίες οδηγούν στην απόφαση των σπουδαστών να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος. Μία σύγκριση διαφόρων τεχνικών μηχανικής μάθησης, συγκεκριμένα των νευρωνικών δικτύων, των δέντρων απόφασης, του αλγορίθμου naïve Bayes, των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines) και βασισμένων σε στιγμιότυπα αλγορίθμων μάθησης γίνεται από τους [61]) για να προβλέψουν τους σπουδαστές οι οποίοι τείνουν να διακόψουν την παρακολούθηση ενός πανεπιστημιακού μαθήματος. Αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά καθώς και δεδομένα τα οποία αφορούν την επίδοση των μαθητών κατά τη διάρκεια του μαθήματος, με τη μορφή δεδομένων από συναντήσεις και γραπτές εργασίες. Ένα σύνολο δεδομένων από 353 σπουδαστές συγκεντρώθηκε για τη συγκεκριμένη μελέτη. Η μελέτη συμπεραίνει ότι αν και δεν είναι εφικτό να επιλέξουμε έναν μοναδικό βέλτιστο αλγόριθμο για την πρόβλεψη διακοπής σπουδών, ωστόσο ο αλγόριθμος naïve Bayes μοιάζει ως ο πιο κατάλληλος, επιτυγχάνοντας ένα ποσοστό ακρίβειας το οποίο υπερβαίνει το 83% για τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν.

Οι προαναφερθείσες μελέτες έχουν συνεισφέρει σημαντικά στο πεδίο της πρόβλεψης διακοπής σπουδών· ωστόσο παρουσιάζουν συγκεκριμένες ελλείψεις τις οποίες η παρούσα προτεινόμενη μέθοδος στοχεύει να καλύψει. Αρχικά, τα αποτελέσματα πρόβλεψης τα οποία παρουσιάζουν, ιδιαίτερα για τα πρώιμα στάδια του μαθήματος είναι μέτρια έως χαμηλά. Αυτό μπορεί να εξηγηθεί από το γεγονός ότι η πλειονότητα των μελετών οι οποίες απαντώνται στη σχετική βιβλιογραφία χρησιμοποιούν γενικά χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά σπουδαστών αντί για λεπτομερή χαρακτηριστικά της προόδου τους κατά τη διάρκεια του μαθήματος. Ακόμη και σε περιπτώσεις μελετών οι οποίες χρησιμοποιούν χρονομεταβλητά χαρακτηριστικά, αυτά συνήθως μετρώνται σπάνια κατά τη διάρκεια του μαθήματος.

Επομένως, αυτές οι προβλέψεις πραγματοποιούνται μόνο σε προκαθορισμένες ημερομηνίες κατά τη διάρκεια του μαθήματος και όχι δυναμικά, ελαττώνοντας με αυτόν τον τρόπο τη δυνατότητα έγκαιρης παρέμβασης και βοήθειας προς τους μαθητές οι οποίοι ανήκουν στην ομάδα υψηλού κινδύνου διακοπής σπουδών. Όσον αφορά την κλασσική εκπαίδευση τα διαθέσιμα δεδομένα είναι λίγα, αλλά ιδιαίτερα όσον αφορά τα μαθήματα τηλεεκπαίδευσης, υπάρχει η δυνατότητα εκμετάλλευσης των πλεονεκτημάτων που μας δίνουν τα πλήρως ηλεκτρονικά και εξαντλητικά καταγεγραμμένα δεδομένα σπουδαστών. Επιπλέον, η σχετική βιβλιογραφία υποδεικνύει ότι οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν καλύτερες δυνατότητες πρόβλεψης από ότι η μέθοδος λογιστικής συσχέτισης, όπως φαίνεται και από τα ποσοστά ορθής κατηγοριοποίησης τα οποία οι μέθοδοι παρουσιάζουν.

Στοχεύοντας στην παροχή ενός έγκαιρου και ακριβούς τρόπου πρόβλεψης της διακοπής σπουδών από τους μαθητές, αυτό το τμήμα της διατριβής εστιάζει στα μαθήματα τηλεεκπαίδευσης τα οποία επιτρέπουν την καταγραφή λεπτομερών αρχείων των καθημερινών ενεργειών των σπουδαστών και χρησιμοποιεί τεχνικές μηχανικής μάθησης για την ανάπτυξη ενός μηχανισμού πρόβλεψης διακοπής σπουδών, ο οποίος οδηγεί σε πιο ακριβή αποτελέσματα από ότι η τρέχουσα βιβλιογραφία.

2.4.2 Τεχνικές μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη διακοπής σπουδών

Για την πρόβλεψη διακοπής σπουδών, χρησιμοποιήθηκαν τρεις δημοφιλείς τεχνικές μηχανικής μάθησης, συγκεκριμένα τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward neural networks-FFNN), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines - SVM) και πιθανοτικής συστοιχίας απλοποιημένης ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού (probabilistic ensemble simplified fuzzy ARTMAP - PESFAM). Αυτές οι τεχνικές έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία στην επίλυση διαφόρων προβλημάτων κατηγοριοποίησης και λειτουργούν σε δύο φάσεις, τη φάση εκπαίδευσης και τη φάση δοκιμής.

Κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης μία ομάδα από ζεύγη παραδειγμάτων (X,Y) παρουσιάζεται σε κάθε τεχνική, όπου η είσοδος αναπαρίσταται με X και η αντίστοιχη έξοδος κάθε ζεύγους αναπαρίσταται με Y. Στην παρούσα μελέτη το Y

μπορεί να λάβει μία από τις ακόλουθες τιμές, 0 αν ένας μαθητής ολοκλήρωσε με επιτυχία το μάθημα ή 1 αν αυτός ο μαθητής διέκοψε την παρακολούθηση του μαθήματος. Επομένως, η πρόβλεψη διακοπής σπουδών είναι ένα πρόβλημα δύο κλάσεων. Στη συνέχεια, κάθε τεχνική προσαρμόζει τις εσωτερικές της παραμέτρους για να συνάγει τη συνάρτηση η οποία συνδέει τα παρεχόμενα δεδομένα. Κατά τη διάρκεια του σταδίου εξέτασης τα δεδομένα τα οποία δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης παρουσιάζονται σε κάθε τεχνική για να εξεταστεί η απόδοση της μεθόδου στη διαδικασία της κατηγοριοποίησης. Αν η τεχνική βρεθεί ότι κατηγοριοποιεί με ορθό τρόπο την πλειονότητα των δεδομένων στο σύνολο δεδομένων δοκιμής, τότε η εκπαίδευση θεωρείται επιτυχημένη και η τεχνική μηχανικής μάθησης θεωρείται ότι παρουσιάζει δυνατότητες γενίκευσης. Οι πιο κάτω υπο-ενότητες περιγράφουν εν συντομία τα χαρακτηριστικά των τριών τεχνικών μηχανικής μάθησης οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν.

2.4.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα Εμπρόσθιας Τροφοδότησης

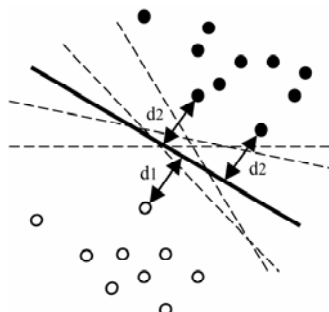
Η πρώτη από τις τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης η οποία χρησιμοποιήθηκε για τη συγκεκριμένη μέθοδο είναι η τεχνική των νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης. Η λειτουργία αυτής της τεχνικής περιγράφεται αναλυτικά στην ενότητα 2.3.4.

2.4.2.2 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Η τεχνική των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines - SVM) δημιουργήθηκε από τον Vapnik [21, 101, 102] και έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλά προβλήματα κατηγοριοποίησης στη βιβλιογραφία. Αυτή η τεχνική προσπαθεί να διαχωρίσει δύο κλάσεις δεδομένων κάνοντας χρήση ενός υπερεπιπέδου το οποίο ορίζεται από τα διανύσματα υποστήριξης, τα οποία είναι τμήμα του συνόλου δεδομένων.

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής τους, οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων αναζητούν το Βέλτιστο Διαχωριστικό Υπερεπίπεδο (Optimal Separating Hyperplane - OSH), το οποίο είναι το βέλτιστο υπερεπίπεδο το οποίο μεγιστοποιεί το περιθώριο ανάμεσα στις δύο κλάσεις του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Για να γίνει αυτό πιο σαφές, στο σχήμα 6 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα σε δύο διαστάσεις. Σε αυτό το παράδειγμα, μπορούν να βρεθούν πολλές γραμμές οι οποίες διαχωρίζουν τα δεδομένα

σε δύο κλάσεις. Η βέλτιστη γραμμή, το OSH, είναι αυτή η οποία βρίσκεται στο μέσο του περιθωρίου. Ο όρος «περιθώριο» (margin) αναφέρεται στο άθροισμα των αποστάσεων d αυτών των δεδομένων τα οποία είναι πιο κοντά στη γραμμή, τα οποία ορίζονται ως τα διανύσματα υποστήριξης.



Σχήμα 6. Παράδειγμα της τεχνικής μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων

Συνήθως, λόγω του ότι στα περισσότερα πραγματικά προβλήματα τα δεδομένα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, η προαναφερθείσα τεχνική γενικεύεται για να χειριστεί μη γραμμικά διαχωρίσιμες εισόδους, έχοντας ως κόστος την αποδοχή ενός αριθμού από λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις. Για να βελτιώσει περαιτέρω την απόδοσή της, η τεχνική SVM μετασχηματίζει τα δεδομένα σε ένα χώρο γνωρισμάτων (feature space) υψηλότερης διάστασης από την διάσταση της εισόδου πριν επιχειρήσει να τα διαχωρίσει χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό διαχωριστή. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιεί μία συνάρτηση πυρήνα. Υπάρχουν διάφορες συναρτήσεις πυρήνα, όπως ο γραμμικός, ο πολυωνυμικός και ο πυρήνας ακτινωτής βάσης. Στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκε ο πυρήνας ακτινωτής βάσης.

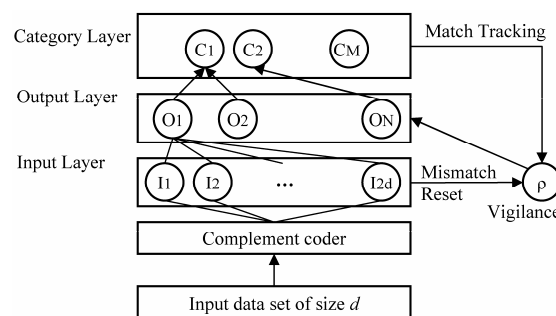
Κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης, η τεχνική SVM μετασχηματίζει τα δεδομένα στον χώρο γνωρισμάτων ο οποίος χρησιμοποιήθηκε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και στη συνέχεια κατηγοριοποιεί τα δεδομένα, με βάση το OSH το οποίο βρήκε στη φάση εκπαίδευσης.

2.4.2.3. Πιθανοτική συστοιχία ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού

Η τελευταία τεχνική η οποία χρησιμοποιήθηκε είναι η τεχνική της πιθανοτικής συστοιχίας απλοποιημένης ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού (probabilistic ensemble simplified fuzzy ARTMAP - PESFAM). Η τεχνική PESFAM [69] συνδυάζει έναν αριθμό από απλοποιημένα

ασαφή στοιχεία ARTMAP (SFAM) με μία στρατηγική πλειοψηφικής ψηφοφορίας (plurality voting strategy) βασισμένη στα ευρήματα των [68].

Η τεχνική SFAM προτάθηκε από τον Kasuba (1993) και μειώνει το υπολογιστικό κόστος και την πολυπλοκότητα της αρχιτεκτονικής του αρχικού δικτύου ασαφούς ARTMAP [15]. Ένα δίκτυο SFAM αποτελείται από τρία επίπεδα, όπως απεικονίζεται στο σχήμα 7, συγκεκριμένα τα επίπεδα εισόδου, εξόδου και κατηγορίας. Κάθε κόμβος εισόδου συνδέεται με κάθε κόμβο του επιπέδου εξόδου και κάθε κόμβος εξόδου δείχνει προς έναν μοναδικό κόμβο κατηγορίας, ο οποίος αντιστοιχεί σε μία από τις κλάσεις του προβλήματος κατηγοριοποίησης. Όλα τα δεδομένα τα οποία εισάγονται στο δίκτυο SFAM αρχικά μετασχηματίζονται στο εύρος τιμών $[0,1]$.



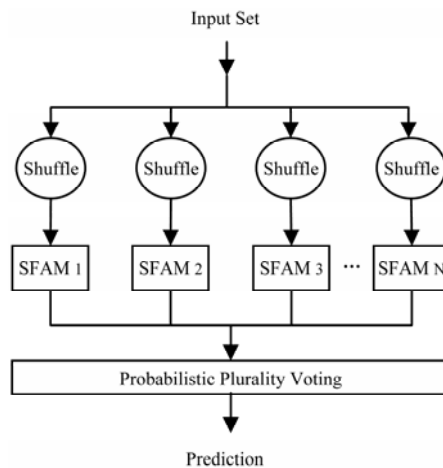
Σχήμα 7. Αρχιτεκτονική του απλοποιημένου ασαφούς δικτύου ARTMAP

Ο αλγόριθμος της τεχνικής SFAM μπορεί να συνοψισθεί ως ακολούθως: Κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης, ο αλγόριθμος SFAM αρχικά δημιουργεί τα συμπληρωματικά στοιχεία των δεδομένων εισόδου του, μέσω του στοιχείου συμπληρωματικού κωδικοποιητή. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε χαρακτηριστικό a του συνόλου δεδομένων, ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα συμπληρωματικό $a' = 1 - a$. Τα χαρακτηριστικά, όπως και τα συμπληρωματικά τους στη συνέχεια κωδικοποιούνται σε ένα διάνυσμα εισόδου. Στη συνέχεια, κάθε διάνυσμα του συνόλου δεδομένων χρησιμοποιείται για να υπολογιστεί μία τιμή ενεργοποίησης για κάθε κόμβο εξόδου O , με βάση την συνάρτηση ενεργοποίησης του δικτύου. Ο κόμβος ο οποίος έχει τη μέγιστη τιμή ενεργοποίησης ορίζεται ως νικητήριο. Αν αυτός ο νικητήριος κόμβος δεν δείχνει στη σωστή κατηγορία στην οποία τα δεδομένα του διανύσματος εισόδου πραγματικά ανήκουν, τότε δημιουργείται ένας νέος κόμβος εξόδου για αυτή την είσοδο στο επίπεδο εξόδου ο οποίος και δείχνει στη σωστή κατηγορία του

διανύσματος εισόδου. Στην αντίθετη περίπτωση, αν ο νικητήριος κόμβος δείχνει στη σωστή κατηγορία εξόδου, τότε λαμβάνει χώρα μία διαδικασία η οποία ονομάζεται «ιχνηλασία προσαρμογής» (“match tracking”). Μέσω αυτής της διαδικασίας, η τεχνική SFAM εξετάζει αν προκύπτει αντιστοίχιση (resonance) ανάμεσα στην τρέχουσα είσοδο και το νικητήριο κόμβο εξόδου ή όχι, συγκρίνοντας μία συνάρτησης προσαρμογής με μία παράμετρο η οποία ονομάζεται επιτήρηση (vigilance) ρ . Ο όρος “αντιστοίχιση” δηλώνει ότι η τρέχουσα είσοδος αντιστοιχεί στο νικητήριο κόμβο του επιπέδου εξόδου ενώ παράλληλα αντιστοιχεί στο νικητήριο αυτό κόμβο αρκετά ώστε να κωδικοποιηθεί σε αυτόν. Αν προκύψει αντιστοίχιση, τότε ο κόμβος εξόδου προσαρμόζει το βάρος του ώστε να «μάθει» την τρέχουσα είσοδο. Από την άλλη πλευρά, αν ο νικητήριος κόμβος δεν ανταποκρίνεται στο κατάλληλο κατώφλι το οποίο αντιπροσωπεύεται από την παράμετρο επιτήρησης (vigilance), τότε τα βάρη του δεν προσαρμόζονται, αλλά αντί για αυτό ένας νέος κόμβος εξόδου δημιουργείται για το τρέχον διάνυσμα εισόδου.

Κατά τη διάρκεια της φάσης δοκιμής, για κάθε ένα από τα διανύσματα του συνόλου δεδομένων δοκιμής, η τεχνική SFAM υπολογίζει τις τιμές ενεργοποίησης κάθε κόμβου. Ο στο επίπεδο εξόδου, ώστε να υπολογίσει τον αντίστοιχο νικητήριο κόμβο. Τότε, το διάνυσμα εισόδου κατηγοριοποιείται στην κατηγορία στην οποία δείχνει ο νικητήριος κόμβος.

Αν και αποτελεσματικό, το δίκτυο SFAM μπορεί να παρουσιάσει ένα σημαντικό μειονέκτημα: εξαρτάται άμεσα από τη διάταξη με την οποία τα δεδομένα εισόδου παρουσιάζονται σε αυτό κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης. Για να ξεπεραστεί αυτό, οι [69]) προτείνουν την πιθανοτική συστοιχία από κατηγοριοποιητές SFAM (PESFAM). Σύμφωνα με αυτό το μοντέλο, πολλά δίκτυα SFAM εκπαιδεύονται με χρήση διαφορετικών διατάξεων δεδομένων εισόδου. Τα αποτελέσματά τους υποβάλλονται σε μία στρατηγική ψηφοφορίας η οποία ονομάζεται πιθανοτική πλειοψηφική ψηφοφορία [68], ώστε να βελτιωθεί η γενική απόδοση. Η στρατηγική πλειοψηφικής ψηφοφορίας είναι ουσιαστικά μία μέθοδος συνδυασμού αποφάσεων ενός συνόλου κατηγοριοποιητών. Γενικά, το κύριο κίνητρο της χρήσης μίας συστοιχίας νευρωνικών δικτύων είναι να αμβλυνθούν οι περιορισμοί κάθε μεμονωμένου δικτύου. Στο σχήμα 8 παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική PESFAM.



Σχήμα 8. Η αρχιτεκτονική πιθανοτικής συστοιχίας SFAM

2.4.3 Συνδυάζοντας τα αποτελέσματα των τεχνικών μηχανικής μάθησης

Μία μεμονωμένη τεχνική μηχανικής μάθησης ενδέχεται να μην εντοπίσει ένα συγκεκριμένο αριθμό από σπουδαστές οι οποίοι θα διακόψουν τις σπουδές τους. Αντίθετα μία άλλη τεχνική μπορεί να πετύχει τον ανωτέρω εντοπισμό. Για αυτό το λόγο τα αποτελέσματα των μεμονωμένων τεχνικών συνδυάζονται σε αυτή τη διατριβή μέσω τριών σχημάτων απόφασης, ώστε να προκύψουν πιο ακριβείς προβλέψεις.

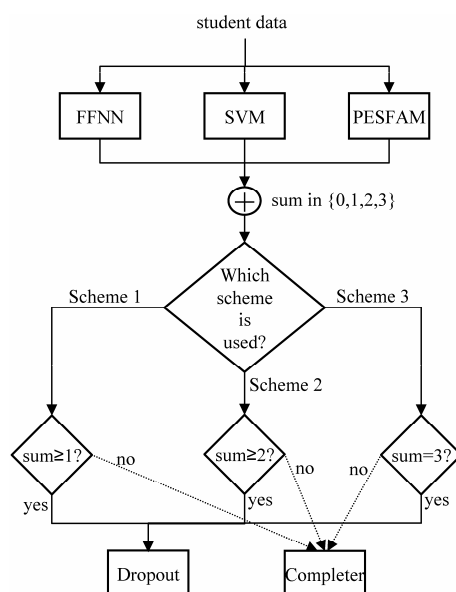
Αρχικά, τα αποτελέσματα των τριών δικτύων αθροίζονται ώστε να υπολογιστεί το επίπεδο διακοπής σπουδών (dropout level) κάθε μαθητή στο σύνολο δεδομένων. Τα αποτελέσματα κάθε δικτύου παρουσιάζονται σε δυαδική μορφή, όπου το «1» αντιστοιχεί στην περίπτωση όπου ο σπουδαστής έχει κατηγοριοποιηθεί στην κλάση διακοπής σπουδών και το «0» αντιστοιχεί στην περίπτωση που ο μαθητής έχει κατηγοριοποιηθεί στην κλάση ολοκλήρωσης σπουδών. Επομένως το επίπεδο διακοπής σπουδών ενός μαθητή μπορεί να λάβει τέσσερις διακριτές ακέραιες τιμές οι οποίες κυμαίνονται από 0 (ολοκλήρωσε το μάθημα με επιτυχία) έως 3 (όλα τα δίκτυα έχουν κατηγοριοποιήσει τον μαθητή στην κλάση διακοπής σπουδών). Μόλις το επίπεδο διακοπής σπουδών ενός μαθητή έχει υπολογιστεί, αυτός ο μαθητής μπορεί να κατηγοριοποιηθεί στην κλάση ολοκλήρωσης ή διακοπής σπουδών με χρήση τριών διαφορετικών σχημάτων απόφασης τα οποία ορίζονται ως ακολούθως:

Σχήμα απόφασης 1: Ένας μαθητής θεωρείται ότι ανήκει στην κλάση διακοπής σπουδών αν τουλάχιστον μία τεχνική τον έχει κατηγοριοποιήσει σε αυτή την κλάση. Με άλλα λόγια, αν το επίπεδο διακοπής σπουδών αυτού του μαθητή είναι μεγαλύτερο ή ίσο με «1» ο μαθητής κατηγοριοποιείται στην κλάση διακοπής σπουδών, αλλιώς κατηγοριοποιείται στην κλάση ολοκλήρωσης σπουδών.

Σχήμα απόφασης 2: Εάν επιλεγεί αυτό το σχήμα απόφασης, ένας μαθητής θεωρείται ότι ανήκει στην κλάση διακοπής σπουδών αν τουλάχιστον δύο τεχνικές τον έχει κατηγοριοποιήσει σε αυτή την κλάση, με άλλα λόγια, αν το επίπεδο διακοπής σπουδών αυτού του μαθητή είναι μεγαλύτερο ή ίσο με «2».

Σχήμα απόφασης 3: Σύμφωνα με αυτό το σχήμα απόφασης, ένας μαθητής θεωρείται ότι ανήκει στην κλάση διακοπής σπουδών αν όλες οι τεχνικές τον έχει κατηγοριοποιήσει σε αυτή την κλάση, αν δηλαδή το επίπεδο διακοπής σπουδών του είναι ίσο με «3».

Τα τρία σχήματα απόφασης παρουσιάζονται στο σχήμα 9.



Σχήμα 9. Τα σχήματα απόφασης τα οποία χρησιμοποιούνται από την προτεινόμενη μέθοδο

2.4.4 Περιγραφή του συνόλου δεδομένων και εφαρμογή του αλγορίθμου

2.4.4.1 Περιγραφή του συνόλου δεδομένων

Η παρούσα μελέτη εφαρμόστηκε σε δύο εισαγωγικού επιπέδου μαθήματα τηλεκπαίδευσης, συγκεκριμένα τα μαθήματα «Δίκτυα Υπολογιστών & Επικοινωνίες» (NET) και «Σχεδιασμός Ιστοσελίδων» (WEB). Τα μαθήματα παρέχονται από την ομάδα τηλεκπαίδευσης του εργαστηρίου Πολυμέσων του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου [73].

Κάθε μάθημα αποτελείται από οχτώ εκπαιδευτικές ενότητες και προσφέρεται δύο φορές το χρόνο κατά τη διάρκεια του εαρινού και φθινοπωρινού εξαμήνου. Κατά τη διάρκεια των πρώτων επτά ενότητων, το εκπαιδευτικό υλικό κάθε προγράμματος παραδίδεται στους μαθητές και οι γνώσεις τους εξετάζονται μέσω υλικού το οποίο αποτελείται από εξετάσεις πολλαπλής επιλογής, για να διαπιστωθούν οι θεωρητικές γνώσεις τις οποίες απέκτησαν οι σπουδαστές, και πρακτικών εργασιών, για να εξεταστεί η εφαρμογή αυτών των γνώσεων στην πράξη. Οι τελικές εξετάσεις κάθε μαθήματος διενεργούνται κατά τη διάρκεια της όγδοης ενότητας. Η δομή κάθε εκπαιδευτικής ενότητας είναι προκαθορισμένη και χρησιμοποιεί τον ίδιο αριθμό εξετάσεων πολλαπλής επιλογής και πρακτικών εργασιών κάθε έτος. Αυτό επιτρέπει στην μέθοδο να παράγει αξιόπιστα αποτελέσματα όταν εφαρμόζεται σε επόμενα εξάμηνα.

Το μάθημα NET αποτελείται από 4 εξετάσεις πολλαπλής επιλογής, τα οποία διενεργούνται στο τέλος της 1^{ης}, 3^{ης}, 4^{ης} και 6^{ης} ενότητας, καθώς και τεσσάρων πρακτικών εργασιών οι οποίες διενεργούνται στο τέλος της 1^{ης}, 2^{ης}, 3^{ης} και 5^{ης} ενότητας. Το μάθημα WEB περιλαμβάνει 5 εξετάσεις πολλαπλής επιλογής οι οποίες διενεργούνται στο τέλος κάθε μίας από τις 5 πρώτες ενότητες και 7 πρακτικών εργασιών οι οποίες διενεργούνται στο τέλος κάθε μίας από τις 7 πρώτες ενότητες.

Και τα δύο μαθήματα είναι εισαγωγικού επιπέδου και στοχεύουν προς ενήλικες διαφόρων εκπαιδευτικών βαθμίδων, οι οποίες κυμαίνονται από αποφοίτους δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης μέχρι κατόχους μεταπτυχιακού τίτλου. Παρόλα αυτά συνιστάται στους μαθητές η κατοχή βασικών δεξιοτήτων σε υπολογιστές και στην αγγλική γλώσσα. Τα μαθήματα παραδίδονται αποκλειστικά μέσω της πλατφόρμας

ανοιχτού κώδικα Moodle [76] χωρίς την απαίτηση συναντήσεων κατά τη διάρκεια του εξαμήνου.

Οι μαθητές τηλεκπαίδευσης μπορούν να διαχωριστούν στις τέσσερις πιο κάτω κατηγορίες:

1. Μαθητές οι οποίοι είναι εγγεγραμμένοι αλλά δεν έχουν εισέλθει ποτέ στο μάθημα τηλεκπαίδευσης.
2. Μαθητές οι οποίοι εισήλθαν στο μάθημα και ολοκλήρωσαν έναν αριθμό από ενότητες αλλά αποφάσισαν να διακόψουν τις σπουδές τους οριστικά.
3. Μαθητές οι οποίοι ολοκλήρωσαν κάποιες από τις ενότητες του μαθήματος αλλά αποφάσισαν να διακόψουν τις σπουδές τους και να επαναλάβουν το μάθημα σε επόμενο εξάμηνο.
4. Μαθητές οι οποίοι ολοκλήρωσαν όλες τις ενότητες του μαθήματος με επιτυχία και ολοκλήρωσαν την παρακολούθηση του μαθήματος.

Μονάχα οι μαθητές οι οποίοι ανήκουν στην 4^η κατηγορία θεωρείται ότι ολοκλήρωσαν το μάθημα. Όσον αφορά τους μαθητές οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους, η πολιτική του εργαστηρίου Τεχνολογίας Πολυμέσων Ε.Μ.Π καθορίζει ότι δεν δικαιούνται αποζημίωση αλλά αντί για αυτό επανεγγράφονται στο επόμενο εξάμηνο. Αυτό ωστόσο μπορεί να καταλήξει στη συγκέντρωση παλαιότερων μη ενεργών εγγεγραμμένων μαθητών σε κάθε εξάμηνο. Λόγω του ότι αποδοτικά μέτρα αποτροπής της διακοπής σπουδών μπορούν να εφαρμοστούν από τους διδάσκοντες μονάχα όσον αφορά τους ενεργούς σπουδαστές, αυτή η μελέτη επεκτείνει τον ορισμό ο οποίος δόθηκε από τον [66]) ως εξής:

Οι μαθητές οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους σε ένα συγκεκριμένο εξάμηνο είναι εκείνοι οι μαθητές οι οποίοι επιλέγουν να διακόψουν τις σπουδές τους έχοντας οικονομικό κόστος και έχουν εισέλθει στην πλατφόρμα τηλεκπαίδευσης τουλάχιστον μία φορά κατά τη διάρκεια του εξαμήνου.

Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη προέρχονται από τα μαθήματα εαρινού εξαμήνου 2007 (Spring 2007), φθινοπωρινού εξαμήνου 2007 (Fall 2007) και εαρινού εξαμήνου 2008 (Spring 2008). Ο αριθμός των συνολικά συμμετεχόντων μαθητών στα δύο μαθήματα για αυτά τα εξάμηνα είναι 193, από τους οποίους οι 109 μαθητές ολοκλήρωσαν με επιτυχία τα μαθήματα. Ο συνολικός

αριθμός μαθητών οι οποίοι διέκοψαν τις σπουδές τους είναι 84 δίνοντας έτσι ένα ποσοστό διακοπής σπουδών της τάξης το 44%, το οποίο επιβεβαιώνει παρόμοια αποτελέσματα της σχετικής βιβλιογραφίας. Τα αναλυτικά δεδομένα των μαθητών οι οποίοι ολοκλήρωσαν ή διέκοψαν τις σπουδές τους παρουσιάζονται στον πίνακα 4.

Πίνακας 4. Δεδομένα μαθητών που ολοκλήρωσαν ή διέκοψαν τις σπουδές τους τα οποία εξετάστηκαν

	<i>NET</i>		<i>WEB</i>			
	Εαρινό εξάμηνο 2007	Φθινοπωρινό εξάμηνο 2007	Εαρινό εξάμηνο 2008	Εαρινό εξάμηνο 2007	Φθινοπωρινό εξάμηνο 2007	Εαρινό εξάμηνο 2008
Σπουδαστές που ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα	27	23	20	14	11	14
Σπουδαστές οι οποίοι αποσύρθηκαν από το μάθημα	23	18	19	9	5	10
Σύνολο	130			63		

Η πειραματική διαδικασία αποτελείται από τα πιο κάτω βήματα: αρχικά, για κάθε ένα από τα δύο μαθήματα, εξάγουμε από τη βάση δεδομένων της πλατφόρμας τηλεκπαίδευσης το σύνολο δεδομένων το οποίο θα εισαχθεί στα δίκτυα μηχανικής μάθησης. Αυτό το σύνολο δεδομένων αποτελείται τόσο από χρονοαμετάβλητα όσο και από χρονομεταβλητά χαρακτηριστικά. Για να εξετάσουμε το κατά πόσο τα χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν ένας εκ των προτέρων προλεκτήρας της πιθανότητας διακοπής σπουδών, αναλύθηκαν τα δημογραφικά χαρακτηριστικά των μαθητών. Τα υπόλοιπα από τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά είναι χρονομεταβλητά και απεικονίζουν την πρόοδο των μαθητών κατά τη διάρκεια των μαθημάτων, καθώς και το επίπεδο δέσμευσής τους στη διαδικασία τηλεκπαίδευσης. Ειδικότερα, η πρόοδος των μαθητών μπορεί να μετρηθεί χρησιμοποιώντας τις βαθμολογίες των πρακτικών εξετάσεων και των εξετάσεων πολλαπλής επιλογής. Η συμμετοχή των μαθητών κατά τη διάρκεια της κάθε ενότητας του μαθήματος μπορεί να μετρηθεί αν χρησιμοποιήσουμε τα αρχεία καταγραφής των ενεργειών τους. Σαν ένας ακόμη ενδείκτης της δέσμευσης των μαθητών με το

μάθημα, μετρήθηκε επίσης η ικανότητά τους να συμμορφώνονται με τις καταληκτικές ημερομηνίες παράδοσης των εργασιών. Ειδικότερα για κάθε ενότητα μετρήθηκε ο αριθμός των ημερών οι οποίες έχουν περάσει από την καταληκτική ημερομηνία υποβολής της εργασίας μέχρι την ημερομηνία κατά την οποία ο κάθε μαθητής υπέβαλλε την εργασία του. Ο πίνακας 5 παρουσιάζει τα χαρακτηριστικά τα οποία χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια των πειραμάτων και το εύρος των τιμών τους.

Πίνακας 5. Χαρακτηριστικά μαθητών τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση και δοκιμή των δικτύων μηχανικής μάθησης

	<i>Χαρακτηριστικό στοιχείο</i>	<i>Εύρος τιμών</i>
Χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά	Φύλο	A/Θ
	Τόπος κατοικίας	Πρωτεύουσα, επαρχία
	Επίπεδο εκπαίδευσης	βασική, μέση, υψηλή, μεταπτυχιακό, διδακτορικό
	Εργασιακή εμπειρία (έτη)	≥ 0
Χρονομεταβλητά χαρακτηριστικά	Ευχέρεια χρήσης της αγγλικής γλώσσας	στοιχειώδης, βασική, υψηλή, άριστη
	Βαθμολογία εξέτασης πολλαπλής επιλογής	0-20
	Βαθμολογία εργασίας	0-100
	Ημερομηνία υποβολής εργασίας (μέτρηση ημερών από την καταληκτική ημερομηνία)	≥ 0
	Δραστηριότητα μέσα στην ενότητα	≥ 0

2.4.4.2 Εφαρμογή της μεθόδου

Το ανωτέρω σύνολο δεδομένων στη συνέχεια διασπάστηκε σε δύο ξένα μεταξύ τους σύνολα, συγκεκριμένα το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και το σύνολο δεδομένων δοκιμής, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια των πειραμάτων. Το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από τα δεδομένα του εαρινού εξαμήνου 2007 και του φθινοπωρινού εξαμήνου 2007, τα οποία αντιστοιχούν σε 91 μαθητές για το μάθημα NET και 39 μαθητές για το μάθημα WEB. Το σύνολο δεδομένων δοκιμών αποτελείται από τα δεδομένα του εαρινού εξαμήνου 2008, το οποίο αντιστοιχεί σε 39 μαθητές για το μάθημα NET και 24 μαθητές για το μάθημα WEB. Έτσι, αντί για την κατασκευή ενός συνόλου δεδομένων δοκιμών μέσω τυχαίας επιλογής μαθητών από κάθε εξάμηνο, επελέγη η δοκιμή των αλγορίθμων με χρήση δεδομένων από ένα ξεχωριστό εξάμηνο, συγκεκριμένα το εαρινό εξάμηνο 2008. Αυτός ο τύπος συνόλου δεδομένων εξέτασης επελέγη για να εξεταστεί αν οι προαναφερθείσες τεχνικές μπορούν να προβλέψουν έναν διαφορετικό πληθυσμό μαθητών, των οποίων τα χαρακτηριστικά ενδέχεται να διαφέρουν από τα παραδείγματα μαθητών με βάση τα οποία οι τεχνικές εκπαιδεύτηκαν. Αυτή η διαδικασία προσομοιώνει τον τρόπο με

βάση τον οποίο ένας διδάσκοντας θα εκπαίδευε τα δίκτυα χρησιμοποιώντας παλαιότερα δεδομένα μαθητών και στη συνέχεια θα χρησιμοποιούσε τα εκπαιδευμένα δίκτυα σε επόμενο εξάμηνο. Εάν αυτή η διαδικασία παράγει ακριβή αποτελέσματα, αυτό είναι μία ένδειξη ότι οι μέθοδοι πρόβλεψης έχουν δυνατότητα γενίκευσης.

Στη συνέχεια, για κάθε μάθημα, έλαβαν χώρα οι φάσεις εκπαίδευσης και δοκιμής των αλγορίθμων. Κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης, οι αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης. Αρχικά οι αλγόριθμοι εκπαιδεύτηκαν με χρήση μόνο των δημογραφικών χαρακτηριστικών. Στη συνέχεια η εκπαίδευση ολοκληρώθηκε σε επτά διαδοχικά βήματα, κατά τη διάρκεια των οποίων οι αλγόριθμοι τροφοδοτήθηκαν με τα χαρακτηριστικά κάθε ενότητας του μαθήματος μέχρι την τρέχουσα έως ότου όλες οι ενότητες είχαν χρησιμοποιηθεί. Για παράδειγμα, στο πρώτο βήμα εκπαίδευσης των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά της πρώτης ενότητας. Στο δεύτερο βήμα χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά τόσο της πρώτης όσο και της δεύτερης ενότητας μέχρι να ολοκληρωθούν και οι επτά ενότητες.

Μόλις τελείωσε η φάση εκπαίδευσης, έλαβε χώρα η φάση δοκιμών. Κατά τη διάρκεια αυτής της φάσης εξετάστηκε η απόδοση των τριών τεχνικών μηχανικής μάθησης καθώς και των τριών σχημάτων απόφασης πάνω στο σύνολο δεδομένων δοκιμής. Η φάση δοκιμής επίσης περιλαμβάνει τη δοκιμή της μεθόδου, αρχικά χρησιμοποιώντας χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά και στη συνέχεια σύμφωνα με τα ίδια επτά βήματα τα οποία περιγράψαμε προηγουμένως κατά τη φάση εκπαίδευσης.

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη μελέτη υλοποιήθηκαν με χρήση της πλατφόρμας Mathworks MATLAB R2007b. Οι ακριβείς προδιαγραφές των τεχνικών είναι ως εξής: όσον αφορά την υλοποίηση της τεχνικής FFNN, κατασκευάστηκαν επτά X-4-1 FFNNs για κάθε μάθημα. Το X αντιστοιχεί στον αριθμό των νευρώνων στο επίπεδο εισόδου, δηλαδή στον αριθμό των χαρακτηριστικών των ενοτήτων τα οποία είναι διαθέσιμα σε κάθε βήμα. Για παράδειγμα, στην πρώτη ενότητα του μαθήματος WEB, χρησιμοποιήθηκε ένα 4-4-1 FFNN, ενώ στην τρίτη ενότητα του ίδιου μαθήματος χρησιμοποιήθηκε ένα 12-4-1 δίκτυο. Κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης της τεχνικής FFNN, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης διασπάστηκε σε δύο ξένα μεταξύ τους υποσύνολα, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν ως τα σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης. Πιο συγκεκριμένα το

σύνολο δεδομένων το οποίο προέκυψε αποτελείται από το 85% του αρχικού συνόλου εκπαίδευσης, δηλαδή σε 77 και 33 τυχαία επιλεγμένους μαθητές για τα μαθήματα NET και WEB αντίστοιχα. Το υπόλοιπο 15%, το οποίο αντιστοιχεί σε 14 μαθητές του μαθήματος NET και 6 μαθητές του μαθήματος WEB, χρησιμοποιήθηκε ως το σύνολο επικύρωσης. Αυτή η διαδικασία, όπως περιγράφει προηγουμένως, χρησιμοποιήθηκε για να διασφαλιστεί ότι δεν θα συμβεί υπέρ-προσαρμογή. Η χρήση ενός συνόλου επικύρωσης είναι απαραίτητη μονάχα για την υλοποίηση της τεχνικής FFNN και έτσι το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκε ως είχε στις άλλες δύο τεχνικές. Όσον αφορά την υλοποίηση της τεχνικής SVM, επτά SVM δίκτυα κατασκευάστηκαν για κάθε μάθημα τα οποία έλαβαν ως είσοδο τα αντίστοιχα δεδομένα για κάθε ενότητα. Ο τύπος του πυρήνα ο οποίος χρησιμοποιήθηκε είναι η συνάρτηση ακτινωτής βάσης. Τέλος, για την υλοποίηση της τεχνικής PESFAM, κατασκευάστηκαν επτά PESFAM δίκτυα για κάθε μάθημα λαμβάνοντας σε κάθε βήμα τα ίδια δεδομένα όπως οι άλλες δύο τεχνικές. Κάθε PESFAM συνδυάζει τις εξόδους πέντε SFAM δικτύων για τη λήψη της απόφασής του.

Η έξοδος κάθε τεχνικής είναι δυαδική, με το 0 να αντιστοιχεί στην εκτίμηση ότι ο μαθητής θα ολοκληρώσει με επιτυχία τις σπουδές του και 1 να αντιστοιχεί στην εκτίμηση ότι ο μαθητής θα διακόψει την παρακολούθηση του μαθήματος.

2.4.5 Πειραματικά Αποτελέσματα

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα της μελέτης. Για να εκτιμηθεί η απόδοση την οποία κάθε μία από τις τεχνικές μηχανικής μάθησης καθώς και κάθε ένα από τα σχήματα απόφασης είχαν στο σύνολο δεδομένων δοκιμής, χρησιμοποιήθηκαν τρία κριτήρια απόδοσης, τα οποία εκτιμούν τη συνολική ακρίβεια, την ευαισθησία και την ευστοχία των μεθόδων. Στη συνέχεια παρουσιάζεται μία αναλυτική περιγραφή κάθε κριτηρίου καθώς και τα αποτελέσματά του.

2.4.5.1 Συνολική ακρίβεια (Overall accuracy)

Το κριτήριο συνολικής ακρίβειας χρησιμοποιείται για να μετρηθεί το συνολικό ποσοστό μαθητών των οποίων την τελική κατάσταση διακοπής ή συνέχισης σπουδών προέβλεψε σωστά μία τεχνική. Με άλλα λόγια, αυτό το κριτήριο μετρά τον αριθμό

των μαθητών τους οποίους η τεχνική προέβλεψε με επιτυχία προς το συνολικό αριθμό μαθητών:

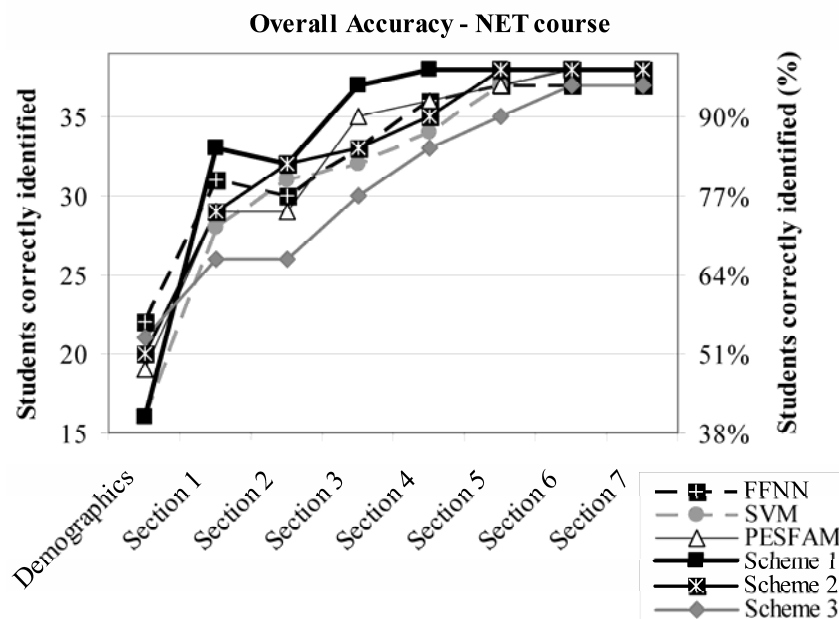
$$\text{overall_accuracy} = \frac{\text{correctly_predicted_completers} + \text{correctly_predicted_dropouts}}{\text{total_number_of_students}}$$

Τα αποτελέσματα συνολικής ακρίβειας των τριών τεχνικών μηχανικής μάθησης καθώς και των τριών σχημάτων απόφασης πάνω στα σύνολα δοκιμών των μαθημάτων NET και WEB απεικονίζονται στα σχήματα 10 και 11. Ο αριστερός κάθετος άξονας των σχημάτων αυτών παρουσιάζει τον αριθμό των μαθητών τους οποίους προέβλεψε σωστά κάθε τεχνική, ενώ ο δεξιός κάθετος άξονας απεικονίζει το αντίστοιχο ποσοστό ορθών προβλέψεων. Ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί στα βήματα με βάση τα οποία εξετάστηκαν οι αλγόριθμοι, ξεκινώντας με τα δημογραφικά χαρακτηριστικά και φθάνοντας στην έβδομη ενότητα του μαθήματος.

Αρχικά, χρησιμοποιώντας μόνο τα δημογραφικά χαρακτηριστικά, οι τεχνικές δεν βρέθηκε να παράγουν σημαντικά αποτελέσματα σε κανένα μάθημα. Αντίθετα, όσο τα μαθήματα συνεχίζονται, τα αποτελέσματα προβλέψεων όλων των τεχνικών βελτιώθηκαν αισθητά, με χρήση των χρονομεταβλητών δεδομένων των μαθητών.

Όσον αφορά το μάθημα NET, κανένα μεμονωμένο δίκτυο δεν βρέθηκε να είναι ανώτερο από τα υπόλοιπα σε κάθε ενότητα του μαθήματος. Ειδικότερα, τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης ήταν ανώτερα κατά τη διάρκεια των πρώτων ενοτήτων, ενώ οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων ξεπέρασαν τις άλλες δύο τεχνικές κατά τη διάρκεια της δεύτερης ενότητας και η τεχνική πιθανοτικής συστοιχίας απλοποιημένης ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού απέδωσαν καλύτερα κατά τη διάρκεια της τρίτης ενότητας. Σε όλη τη διάρκεια των υπόλοιπων ενοτήτων του μαθήματος, δύο ή τρία από τα δίκτυα βρέθηκε να παρουσιάζουν τα ίδια υψηλά αποτελέσματα. Όσον αφορά τα σχήματα απόφασης που εξετάστηκαν, το Σχήμα Απόφασης 1 βρέθηκε να παράγει τα καλύτερα αποτελέσματα, με καλύτερη ή τουλάχιστον ίση επίδοση με όλα τα υπόλοιπα μεμονωμένα δίκτυα και σχήματα απόφασης τα οποία εξετάστηκαν, σε κάθε ενότητα του μαθήματος. Πιο ειδικά, αυτό το σχήμα κατόρθωσε να πετύχει ένα ποσοστό 85% συνολικής ακρίβειας κατά την πρώτη ενότητα του μαθήματος και έφθασε ένα ποσοστό 97% στα μέσα του μαθήματος, το οποίο έμεινε αμετάβλητο

μέχρι το τέλος του μαθήματος. Μία μικρή διακύμανση στα γενικώς αυξανόμενα ποσοστά του Σχήματος Απόφασης 1, συνέβη ανάμεσα στην ενότητα 1, όπου το σχήμα προέβλεψε σωστά 33 από τους συνολικά 39 μαθητές (85%), και στην ενότητα 2, όπου προέβλεψε με ακρίβεια τους 32 από τους 39 μαθητές (82%). Αυτή η διακύμανση μπορεί να εξηγηθεί από το γεγονός ότι κάποιοι μαθητές ενδέχεται να μην παρουσιάζουν συνεχώς συμπεριφορά συνεπή με την τελική κατάστασή τους ολοκλήρωσης ή διακοπής σπουδών, ιδιαίτερα κατά τη διάρκεια των πρώιμων ενοτήτων του μαθήματος. Η συμπεριφορά αυτή σε συνδυασμό με το μικρό αριθμό δεδομένων τα οποία είναι διαθέσιμα σε αυτές τις πρώιμες ενότητες, καθιστούν τις τεχνικές περισσότερο ευάλωτες στο σφάλμα. Παρόλα αυτά, το Σχήμα Απόφασης 1 παρέμεινε η πιο επιτυχημένη τεχνική κατά τη διάρκεια και αυτών των ενοτήτων.

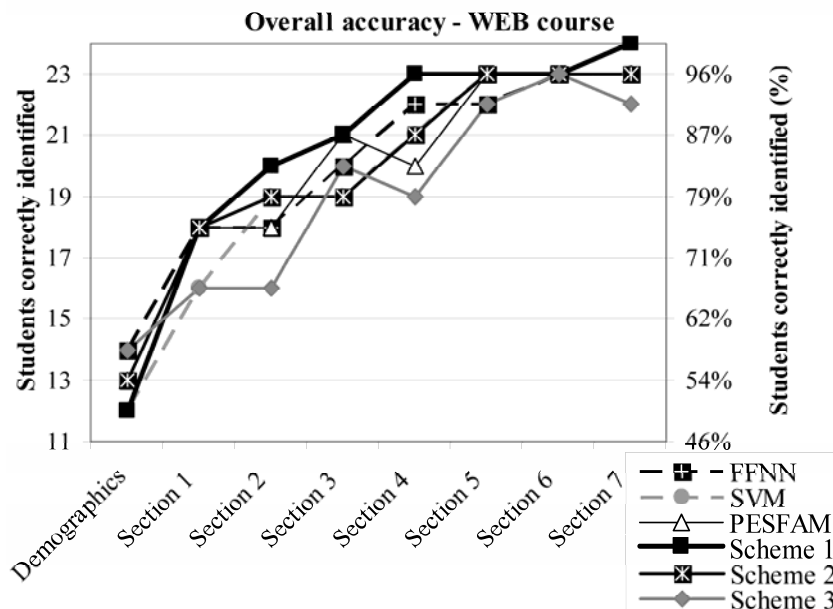


Σχήμα 10. Αποτελέσματα συνολικής ακρίβειας στους 39 σπουδαστές του μαθήματος NET

Τα πειραματικά αποτελέσματα της συνολικής επίδοσης των τεχνικών πάνω στους συνολικά 24 μαθητές του μαθήματος WEB απεικονίζονται στο σχήμα 11. Αυτά τα αποτελέσματα επίσης δείχνουν ότι μία μεμονωμένη τεχνική μηχανικής μάθησης δεν παρέχει ακριβείς εκτιμήσεις σε κάθε ενότητα μαθήματος. Οι προβλέψεις οι οποίες έγιναν από την τεχνική FFNN έδωσαν καλύτερα ή ίσα αποτελέσματα με τις προβλέψεις των άλλων δύο τεχνικών κατά τη διάρκεια των ενοτήτων 1, 4, 6 και 7, ενώ οι καλύτερες προβλέψεις της τεχνικής SVM έγιναν κατά τη διάρκεια των ενοτήτων 2, 5, 6 και 7. Η τεχνική PESFAM πέτυχε τα καλύτερα αποτελέσματα κατά τη διάρκεια

των ενότητων 3, 5, 6 και 7. Παρομοίως με τα πειράματα στο μάθημα NET, το Σχήμα Απόφασης 1 απέδωσε τα υψηλότερα αποτελέσματα συνολικής ακρίβειας σε όλες τις ενότητες του μαθήματος, ξεκινώντας από 75% στην πρώτη ενότητα και φθάνοντας το 100% στην έβδομη ενότητα του μαθήματος.

Όπως και στην περίπτωση του μαθήματος NET, μία μικρή πτώση στην απόδοση μίας τεχνικής ενδέχεται να προκύψει σε κάποιες ενότητες του μαθήματος. Για παράδειγμα, η απόδοση της τεχνικής PESFAM έχει μία μικρή πτώση ανάμεσα στην ενότητα 3, όπου προέβλεψε με επιτυχία 21 από τους συνολικά 24 μαθητές, και στην ενότητα 4, όπου λόγω μίας επιπρόσθετης λανθασμένης κατηγοριοποίησης προέβλεψε σωστά 20 μαθητές. Αυτό μπορεί επίσης να εξηγηθεί λόγω των αλλαγών στην συμπεριφορά των μαθητών οι οποίες οδήγησαν τη συγκεκριμένη τεχνική στη λανθασμένη κατηγοριοποίηση. Ωστόσο, λόγω του ότι οι τρεις μεμονωμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης λειτουργούν με διαφορετικό τρόπο, αυτή η αλλαγή στη συμπεριφορά των μαθητών δεν επηρέασε την απόδοση των FFNN και SVM, και επομένως δεν είχε αντίκτυπο στην σωστή κατηγοριοποίηση την οποία πέτυχε το Σχήμα Απόφασης 1.



Σχήμα 11. Αποτελέσματα συνολικής ακρίβειας στους 24 σπουδαστές του μαθήματος WEB

Η υλοποίηση των τεχνικών μηχανικής μάθησης στα δεδομένα τηλεκπαίδευσης, και ειδικά ο συνδυασμός τους με χρήση του Σχήματος Απόφασης 1, είχε ως αποτέλεσμα υψηλή απόδοση στην πρόβλεψη της ολοκλήρωσης ή διακοπής σπουδών

από τους μαθητές ακόμη και από πρώιμες ενότητες του μαθήματος. Επιπρόσθετα, τα δημογραφικά χαρακτηριστικά δεν βρέθηκε να δρουν βοηθητικά στην ακριβή πρόβλεψη της διακοπής σπουδών.

Παρόλα αυτά, τα ποσοστά συνολικής ακρίβειας ενδέχεται να μην αντικατοπτρίζουν πλήρως τις δυνατότητες της μεθόδου στο να προβλέπει ειδικά τους μαθητές οι οποίοι θα διακόψουν τις σπουδές τους καθώς οι προβλέψεις τους αφορούν τόσο τους μαθητές οι οποίοι ολοκληρώνουν με επιτυχία τις σπουδές τους όσο και αυτούς οι οποίοι τις διακόπτουν. Για αυτό, και λόγω του ότι αυτή η μελέτη εστιάζει στην πρόβλεψη των μαθητών οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους, χρησιμοποιήθηκαν δύο επιπρόσθετα κριτήρια για να απεικονίσουν την απόδοση της μεθόδου.

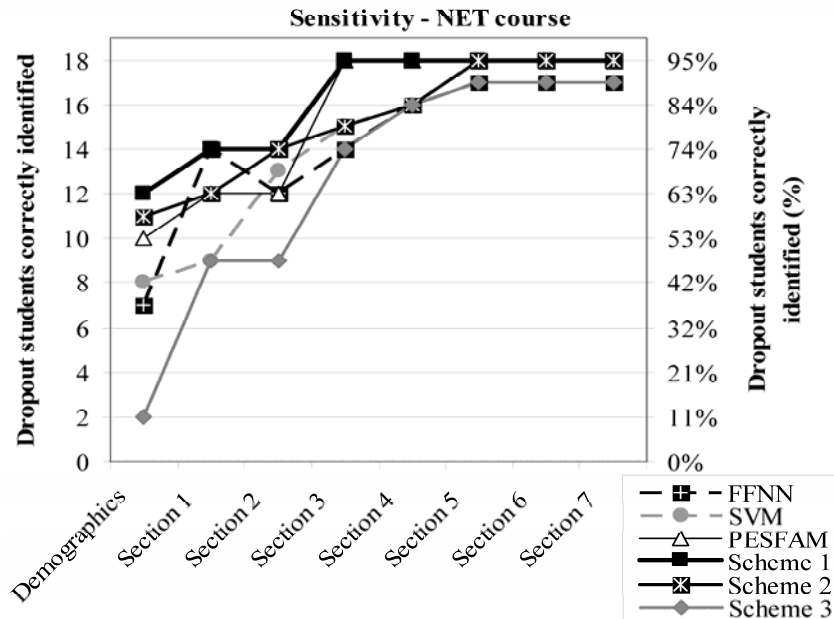
2.4.5.2 Ευαισθησία (sensitivity)

Για να μετρηθεί η αποδοτικότητα κάθε τεχνικής στη σωστή πρόβλεψη των μαθητών οι οποίοι θα διακόψουν τις σπουδές τους, χρησιμοποιείται το κριτήριο ευαισθησίας. Αυτό το κριτήριο μετρά το ποσοστό μαθητών οι οποίοι εκτιμήθηκε σωστά από μία τεχνική ότι θα διακόψουν τις σπουδές τους, προς το συνολικό αριθμό των μαθητών οι οποίοι διέκοψαν στην πραγματικότητα τις σπουδές τους.

$$sensitivity = \frac{correctly_predicted_dropouts}{actual_dropouts}$$

Τα σχήματα 12 και 13 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα ευαισθησίας των τεχνικών μηχανικής μάθησης και των σχημάτων απόφασης για τα μαθήματα NET και WEB αντίστοιχα. Παρομοίως με τα σχήματα του κριτηρίου συνολικής ακρίβειας, ο αριστερός άξονας απεικονίζει τα ποσοστά ευαισθησίας τα οποία πέτυχε η κάθε τεχνική και ο δεξιός άξονας απεικονίζει τον αριθμό των σωστών προβλέψεων. Επιπλέον, ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί στα βήματα κατά τη διάρκεια των οποίων εξετάστηκαν οι αλγόριθμοι. Και σε αυτή την περίπτωση τα δημογραφικά χαρακτηριστικά δεν βρέθηκε ότι μπορούν να δώσουν ακριβείς προβλέψεις για το αν οι μαθητές θα διακόψουν τις σπουδές τους, όπως φαίνεται και από τα χαμηλά αποτελέσματα τα οποία είχαν και στα δύο μαθήματα.

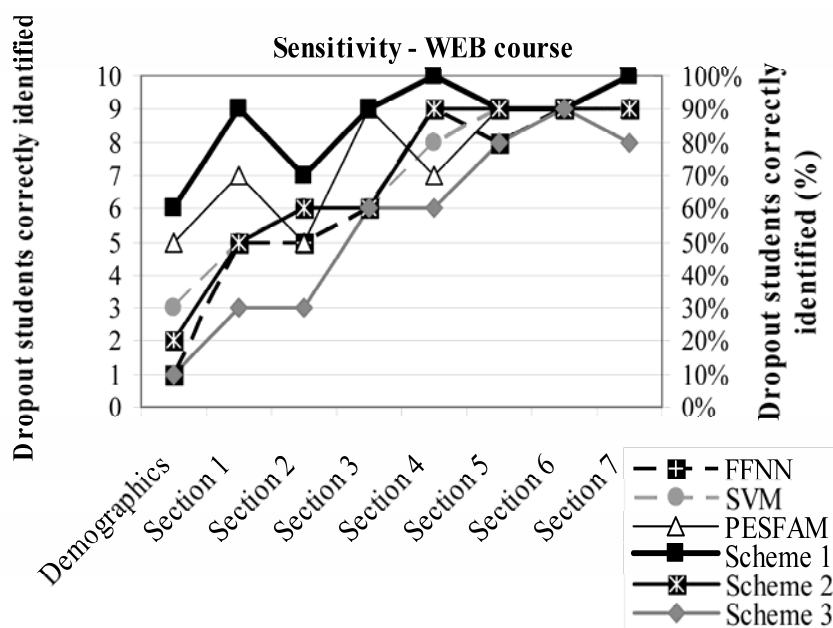
Τα πειραματικά αποτελέσματα του μαθήματος NET, υποδεικνύουν ότι οι μεμονωμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης παρήγαγαν μέτρια έως χαμηλά αποτελέσματα ευαισθησίας στις δύο πρώτες ενότητες, κυρίως λόγω του ότι κάποιοι μαθητές αποφάσισαν να διακόψουν τις σπουδές τους αργότερα κατά τη διάρκεια του μαθήματος και επομένως δεν ήταν δυνατό να προβλεφθούν με ακρίβεια. Ωστόσο, ακόμη και σε αυτή την περίπτωση, το Σχήμα Απόφασης 1 πέτυχε ικανοποιητικά έως υψηλά αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα ευαισθησίας των τεχνικών βελτιώθηκαν σημαντικά από την 3^η ενότητα έως το τέλος του μαθήματος, κυρίως ως αποτέλεσμα των προβλέψεων υψηλής ακρίβειας της τεχνικής PESFAM. Αυτή η μέθοδος βρέθηκε ότι παράγει τα καλύτερα αποτελέσματα στο κριτήριο ευαισθησίας ακολουθούμενη από την τεχνική μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων. Τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης δεν απέδωσαν τόσο καλά όσο οι άλλες δύο τεχνικές, εκτός από την πρώτη ενότητα. Στο συγκεκριμένο κριτήριο, το Σχήμα Απόφασης 1 παρήγαγε τα καλύτερα αποτελέσματα αφού η ευαισθησία του κυμάνθηκε από 74% κατά τη διάρκεια των δύο πρώτων ενότητων και έφθασε το 95% από την πρώτη ενότητα μέχρι το τέλος του μαθήματος. Αυτά τα υψηλά ποσοστά ευαισθησίας υποδεικνύουν ότι αυτό το σχήμα απόφασης προέβλεψε σωστά την πλειονότητα των μαθητών οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους στο μάθημα τηλεκπαίδευσης, ακόμη και σε πρώιμες ενότητες του μαθήματος. Τα αποτελέσματα των άλλων δύο σχημάτων απόφασης κυμάνθηκαν στα ίδια επίπεδα με τα αποτελέσματα των μεμονωμένων τεχνικών.



Σχήμα 12. Αποτελέσματα ευαισθησίας στους 19 σπουδαστές οι οποίοι αποσύρθηκαν από το μάθημα NET

Το σχήμα 13 απεικονίζει τα πειραματικά αποτελέσματα τα οποία παρουσίασαν οι τεχνικές στο κριτήριο ευαισθησίας στο σύνολο δεδομένων του μαθήματος WEB. Κατά τη διάρκεια των δύο πρώτων ενοτήτων του μαθήματος η ακρίβεια των τριών μεμονωμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης ήταν μέτρια έως χαμηλή στο να προβλέψουν τους μαθητές οι οποίοι διέκοψαν τις σπουδές τους. Ωστόσο, ο συνδυασμός των αποτελεσμάτων τους με χρήση του Σχήματος Απόφασης 1 παρήγαγε ακριβείς εκτιμήσεις. Αυτό υποδεικνύει ότι αν και μία μεμονωμένη τεχνική μηχανικής μάθησης μπορεί να κάνει λάθος, και οι τρεις τεχνικές σπάνια θα κάνουν τέτοια λανθασμένη κατηγοριοποίηση. Στις περισσότερες περιπτώσεις οι τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης κάνουν λανθασμένη κατηγοριοποίηση σε διαφορετικούς μαθητές και επομένως η χρήση του Σχήματος Απόφασης 1 παρουσιάζει ένα συνεχώς υψηλό ποσοστό ευαισθησίας ακόμη και σε πρώιμες ενότητες του μαθήματος. Ωστόσο, και αυτό το σχήμα απόφασης εξαρτάται από τις προβλέψεις οι οποίες γίνονται από τις μεμονωμένες τεχνικές και έτσι, στην περίπτωση που οι τελευταίες παράγουν μέτρια αποτελέσματα, τότε τα αποτελέσματα του Σχήματος Απόφασης 1 θα πέσουν επίσης, όπως φαίνεται στην ενότητα 2. Σε αυτή την ενότητα, η ξαφνική πτώση της απόδοσης του Σχήματος Απόφασης 1, από 90% σε 70%, μπορεί να εξηγηθεί από τα αντίστοιχα μέτρια αποτελέσματα των μεμονωμένων τεχνικών και ειδικά από τη μειωμένη απόδοση της τεχνικής PESFAM. Ωστόσο, ακόμη και σε αυτή την περίπτωση το

Σχήμα 1 απέδωσε 20% καλύτερα από ότι οι μεμονωμένες τεχνικές. Όσο το μάθημα προχωρούσε και συλλέγονταν περισσότερα δεδομένα μαθητών, οι τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης και τα σχήματα απόφασης είχαν γενικώς βελτιωμένα αποτελέσματα. Το υψηλό ποσοστό ευαισθησίας του Σχήματος Απόφασης 1 υποδεικνύει ότι αυτός ο συγκεκριμένος συνδυασμός των τριών τεχνικών μηχανικής μάθησης βελτιώνει τα μεμονωμένα αποτελέσματά τους και οδηγεί σε ακριβή εντοπισμό των μαθητών οι οποίοι διατρέχουν τον κίνδυνο διακοπής σπουδών.



Σχήμα 13. Αποτελέσματα ευαισθησίας στους 10 μαθητές οι οποίοι αποσύρθηκαν από το μάθημα WEB

2.4.5.3 Ευστοχία (precision)

Ο αριθμός των μαθητών τους οποίους μία τεχνική ή ένα σχήμα απόφασης κατηγοριοποιεί στην κλάση των μαθητών που θα διακόψουν τις σπουδές τους είναι διττός: αποτελείται από τους μαθητές οι οποίοι εντοπίστηκε σωστά ότι θα διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος και από τους μαθητές οι οποίοι στην πραγματικότητα ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα αλλά τοποθετήθηκαν λανθασμένα από μία τεχνική στην κλάση των μαθητών οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους. Το κριτήριο ευστοχίας χρησιμοποιείται για να καθορίσει το ποσοστό των μαθητών οι οποίοι όντως διέκοψαν τις σπουδές τους ανάμεσα σε όλους τους μαθητές όσους μία τεχνική προέβλεψε ότι θα τις διακόψουν. Ένα υψηλό ποσοστό στο κριτήριο ευστοχίας υποδεικνύει ότι η εξεταζόμενη τεχνική τείνει να κατηγοριοποιεί

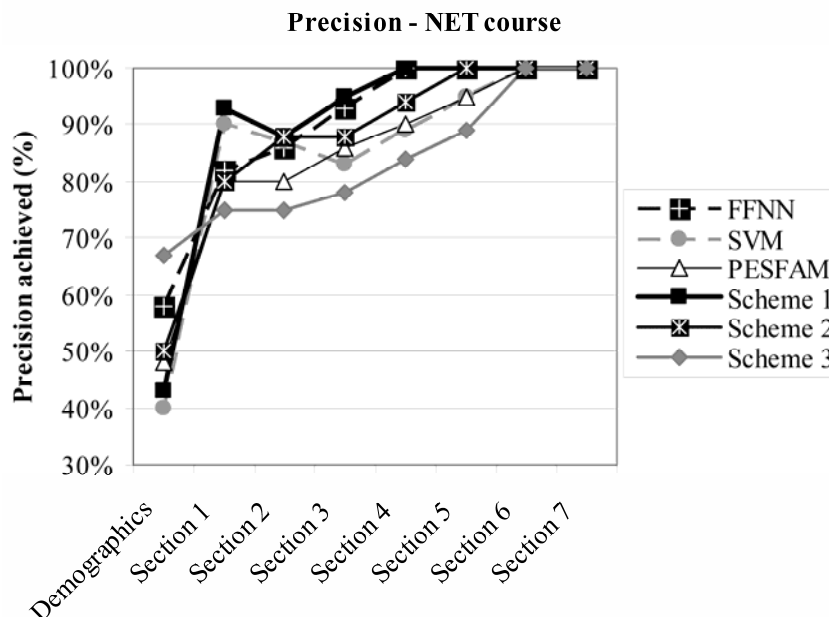
στην κατηγορία διακοπής σπουδών μόνο τους μαθητές οι οποίοι όντως σταματούν την παρακολούθηση του μαθήματος.

$$precision = \frac{correctly_predicted_dropouts}{incorrectly_predicted_dropouts + correctly_predicted_dropouts}$$

Τα αποτελέσματα ευστοχίας των δικτύων και των σχημάτων απόφασης για τα μαθήματα NET και WEB απεικονίζονται στα σχήματα 14 και 15 αντίστοιχα. Σε αυτές τις εικόνες ο κάθετος άξονας αντιστοιχεί στα ποσοστά ευστοχίας τα οποία επιτεύχθηκαν από μία τεχνική ενώ ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί στα βήματα με τα οποία εξετάστηκαν οι τεχνικές.

Αρχικά, τα αποτελέσματα ευστοχίας των τεχνικών με χρήση των δημογραφικών χαρακτηριστικών είναι παρομοίως χαμηλά όπως και στα προηγούμενα κριτήρια και για τα δύο μαθήματα.

Όσον αφορά τα πειραματικά αποτελέσματα του μαθήματος NET, οι τεχνικές κατηγοριοποίησαν λανθασμένα μόνο κάποιους μαθητές. Ακόμη και σε αυτή την περίπτωση, το Σχήμα Απόφασης 1, παρουσίασε τα πιο ακριβή αποτελέσματα, επιτυγχάνοντας ευστοχία η οποία κυμάνθηκε από το 88%-100%. Η μοναδική περίπτωση στην οποία αυτή η τεχνική μείωσε ελαφρώς την απόδοσή της ήταν ανάμεσα στην ενότητα 1, όπου προέβλεψε σωστά 14 από τους 19 μαθητές οι οποίοι διέκοψαν τις σπουδές τους και κατηγοριοποίησε λανθασμένα 1 μαθητή (93%) και την ενότητα 2, όπου προέβλεψε σωστά τον ίδιο αριθμό μαθητών που διέκοψαν τις σπουδές τους αλλά κατηγοριοποίησε λανθασμένα 2 μαθητές οι οποίοι ολοκλήρωσαν το μάθημα (88%).

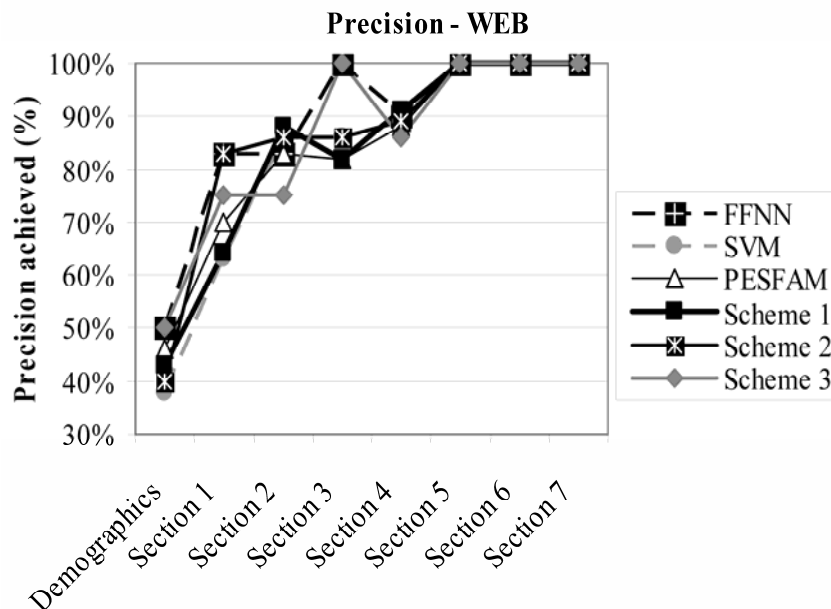


Σχήμα 14. Αποτελέσματα ευστοχίας στο μάθημα NET

Τα αποτελέσματα ευστοχίας τα οποία είχαν οι εξετασθείσες τεχνικές και σχήματα απόφασης στα δεδομένα του μαθήματος WEB, απεικονίζονται στο σχήμα 15. Όσον αφορά τις μεμονωμένες τεχνικές, η τεχνική FFNN πέτυχε τα υψηλότερα ποσοστά ευστοχίας στις ενότητες 1,2 και 3 ενώ οι τεχνικές SVM και PESFAM πέτυχαν μέτρια αποτελέσματα. Οι συνδυασμοί των τριών τεχνικών κατά τη διάρκεια των τριών πρώτων ενοτήτων παρήγαγαν αποτελέσματα μέτριας έως υψηλής ευστοχίας. Από την ενότητα 4 έως το τέλος του μαθήματος, όλες οι τεχνικές και τα σχήματα απόφασης ήταν πολύ εύστοχα.

Στην περίπτωση του μαθήματος WEB και συγκρινόμενο με τις υπόλοιπες τεχνικές το Σχήμα Απόφασης 1 βρέθηκε ότι είχε χαμηλότερα αποτελέσματα ευστοχίας στις ενότητες 1 και 3. Αυτό μπορεί να εξηγηθεί από το γεγονός ότι το Σχήμα Απόφασης 1 τείνει να επηρεάζεται περισσότερο από τις λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις μαθητών που ολοκληρώνουν με επιτυχία το μάθημα τις οποίες κάνουν οι μεμονωμένες τεχνικές από ότι τα άλλα δύο Σχήματα Απόφασης. Παρόλα αυτά, όπως φαίνεται και από τα πειραματικά αποτελέσματα, τα αποτελέσματα ευστοχίας αυτού του σχήματος ήταν ίσα ή υψηλότερα από αυτά των άλλων τεχνικών σε 5 από τις 7 ενότητες του μαθήματος. Επίσης πρέπει να τονιστεί ότι αν και οι τρεις μεμονωμένες τεχνικές κατηγοριοποίησαν λανθασμένα λιγότερους μαθητές οι οποίοι τελικά ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα κατά τη διάρκεια των ενοτήτων 1 και 3,

επιτυγχάνοντας έτσι υψηλότερα ποσοστά ευστοχίας, εντόπισαν επίσης και ένα μικρό αριθμό μαθητών οι οποίοι διέκοψαν τις σπουδές τους όπως φαίνεται και από τα αντίστοιχα αποτελέσματα στο κριτήριο ευαισθησίας. Από την άλλη πλευρά, το Σχήμα Απόφασης 1, κατηγοριοποίησε λανθασμένα περισσότερους μαθητές που ολοκλήρωσαν το μάθημα, ωστόσο εντόπισε σωστά σημαντικά περισσότερους μαθητές οι οποίοι διέκοψαν τις σπουδές τους. Για παράδειγμα, στην ενότητα 3 αυτό το σχήμα πέτυχε ένα 82% ποσοστό ευστοχίας, ως αποτέλεσμα του γεγονότος ότι εντόπισε σωστά 9 μαθητές που διέκοψαν τις σπουδές τους και κατηγοριοποίησε λανθασμένα 2 μαθητές οι οποίοι ολοκλήρωσαν το μάθημα. Στην ίδια ενότητα η τεχνική FFNN δεν κατηγοριοποίησε λανθασμένα κανένα μαθητή που ολοκλήρωσε το μάθημα, επιτυγχάνοντας ένα ποσοστό ευστοχίας 100%, αλλά εντόπισε μόνο 6 από τους μαθητές που διέκοψαν τις σπουδές τους. Έτσι αν και είχε χαμηλότερα ποσοστά ευστοχίας από ότι η τεχνική FFNN, το Σχήμα Απόφασης 1 είναι προτιμότερο για τους σκοπούς αυτής της μελέτης. Εκτός από τις ενότητες 1 και 3 και κατά την πρόοδο του μαθήματος, το Σχήμα Απόφασης 1 πέτυχε υψηλά ποσοστά ευστοχίας, μειώνοντας τον αριθμό των λανθασμένων κατηγοριοποιήσεων στους μαθητές οι οποίοι ολοκλήρωσαν με επιτυχία το μάθημα και κατηγοριοποιώντας σωστά τους περισσότερους μαθητές που διέκοψαν τις σπουδές τους.



Σχήμα 15. Αποτελέσματα ευστοχίας στο μάθημα WEB

2.4.6. Συζήτηση

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται τα κύρια χαρακτηριστικά της προτεινόμενης μεθόδου. Αρχικά, όσον αφορά τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται, αυτή η μελέτη επωφελείται από τον πλήρως ηλεκτρονικό χαρακτήρα της τηλεεκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας δεδομένα τα οποία εξάγονται αυτόματα από τη βάση δεδομένων της πλατφόρμας του μαθήματος. Αυτός ο τύπος δεδομένων παρέχει στους διδάσκοντες προφίλ μαθητών υψηλής λεπτομέρειας, τα οποία περιλαμβάνουν βαθμολογίες σε εξετάσεις πολλαπλής επιλογής και σε εργασίες, την ικανότητα των μαθητών να τηρούν τις καταληκτικές ημερομηνίες και την συμμετοχή τους κατά τη διάρκεια του μαθήματος. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά βρέθηκε ότι είναι σημαντικά για τη μέθοδο πρόβλεψης διακοπής σπουδών, αφού περιγράφουν διαφορετικές περιπτώσεις μαθητών. Για παράδειγμα, αν και ένας μαθητής ενδέχεται να εισέλθει στην πλατφόρμα και να συμμετέχει στις κοινές δραστηριότητες συχνά, ωστόσο αυτός ο μαθητής μπορεί να λαμβάνει χαμηλές βαθμολογίες και τελικά να διακόψει την παρακολούθηση του μαθήματος. Το αντίθετο παράδειγμα μπορεί επίσης να απαντηθεί στο σύνολο δεδομένων, απεικονίζοντας την περίπτωση ενός μαθητή ο οποίος δεν συμμετέχει ενεργά στο μάθημα, αλλά ωστόσο το ολοκληρώνει με επιτυχία επιτυγχάνοντας καλά αποτελέσματα. Επομένως, η χρήση αυτών των λεπτομερών δεδομένων μαθητών βοηθά στο να γίνονται πιο ακριβείς προβλέψεις.

Σαν επιπρόσθετη παρατήρηση μπορεί να λεχθεί ότι τα χρονοαμετάβλητα χαρακτηριστικά των μαθητών με τη μορφή δημογραφικών δεδομένων δεν βρέθηκαν να αποτελούν ακριβείς προλεκτήρες της απόφασης ενός μαθητή να διακόψει την παρακολούθηση του μαθήματος. Τα δημογραφικά χαρακτηριστικά βρέθηκε μονάχα να προσφέρουν ένα γενικό πρότερο προφίλ για τους μαθητές το οποίο αποτελείται από παράγοντες ασυναφείς προς την εκπαιδευτική διαδικασία και ενδέχεται να έχουν ή να μην έχουν αντίκτυπο στην απόφαση των μαθητών να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος. Αυτό επιπλέον επιβεβαιώνεται από τα χαμηλά πειραματικά αποτελέσματα τα οποία παράγονται αν χρησιμοποιήσουμε αυτό τον τύπο δεδομένων, κάτι το οποίο υποδεικνύει ότι τα δημογραφικά χαρακτηριστικά δεν

θα πρέπει να θεωρούνται ως ενδεικτικοί προλεκτές της απόφασης των μαθητών να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος.

Όσον αφορά τις τεχνικές μηχανικής μάθησης, αυτές είχαν καλή επίδοση σε όλα τα κριτήρια αξιολόγησης και στα δύο μαθήματα τηλεκπαίδευσης. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν το πλεονέκτημα ότι καθοδηγούνται από τα ίδια τα δεδομένα αντί να υποθέτουν εκ των προτέρων ένα συγκεκριμένο μοντέλο το οποίο τα συνδέει. Αντίθετα η δομή του μοντέλου καθώς και οι παράμετροι τις οποίες χρησιμοποιούν οι τεχνικές μηχανική μάθησης εξάγονται από το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων του προβλήματος. Επιπρόσθετα, για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί των μεμονωμένων τεχνικών, σε αυτή τη μελέτη χρησιμοποιούνται τρία σχήματα απόφασης τα οποία συνδυάζουν τα αποτελέσματα των τεχνικών μηχανικής μάθησης. Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το Σχήμα Απόφασης 1 φαίνεται ως η καλύτερη λύση για να επιτευχθούν αποτελέσματα υψηλής ακρίβειας, ευαισθησίας και ευστοχίας, καθώς αυτό το σχήμα πέτυχε τα υψηλότερα ποσοστά σε όλες σχεδόν τις ενότητες και για τα δύο μαθήματα.

Η χρήση της προτεινόμενης μεθόδου απέδωσε αποτελέσματα υψηλότερης ακρίβειας από ότι τα αποτελέσματα τα οποία είχαν οι μελέτες της σχετικής βιβλιογραφίας οι οποίες αναφέρθηκαν στην ενότητα 2.1. Πιο συγκεκριμένα, η υψηλότερη συνολική ακρίβεια που αναφέρεται στη βιβλιογραφία όσον αφορά τη χρήση νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης ήταν περίπου 84% [61], ενώ τα αντίστοιχα πειραματικά αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου ήταν 96% (μάθημα NET) και 95% (μάθημα WEB). Επιπλέον, τα υψηλότερα ποσοστά συνολικής ακρίβειας τα οποία αναφέρονται με εφαρμογή της τεχνικής μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων ήταν 83% [61] το οποίο είναι χαμηλότερο από το αντίστοιχο 97% (μάθημα NET) και 96% (μάθημα WEB) τα οποία πέτυχε η τεχνική στην παρούσα μελέτη. Η τεχνική PESFAM, η οποία επίσης βρέθηκε να αποδίδει υψηλά ποσοστά συνολικής ακρίβειας δεν έχει χρησιμοποιηθεί στη σχετική βιβλιογραφία. Τα υψηλότερα ποσοστά συνολικής ακρίβειας τα οποία αναφέρονται είναι 94% και επιτεύχθηκαν με χρήση δέντρων απόφασης από τους [78]). Αυτή η μελέτη επίσης παρέχει αποτελέσματα σχετικά με τα κριτήρια της ευαισθησία (84%) και ευστοχίας (70%). Συγκρινόμενη με αυτά τα αποτελέσματα, και χρησιμοποιώντας το Σχήμα Απόφασης 1 η προτεινόμενη μέθοδος βρέθηκε ότι είναι καλύτερη και ως προς τα τρία κριτήρια, επιτυγχάνοντας ένα ποσοστό συνολικής ακρίβειας το οποίο

κυμαίνεται από 97% έως 100% για τα δύο μαθήματα, ένα ποσοστό ευαισθησίας της τάξης του 95-100% και ένα ποσοστό ευστοχίας με μέγιστο το 100%. Έτσι, η χρήση των λεπτομερών δεδομένων και ο συνδυασμός των τεχνικών μηχανικής μάθησης φαίνονται ότι είναι καταλληλότερα για τον σωστό και ακριβή εντοπισμό των μαθητών οι οποίοι διακόπτουν την παρακολούθηση του μαθήματος.

Ωστόσο η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει και μερικά μειονεκτήματα. Πρώτα από όλα, η φάση εκπαίδευσης του αλγορίθμου γενικά απαιτεί ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Για παράδειγμα, η φάση εκπαίδευσης ενός μαθήματος όπως αυτά τα οποία παρουσιάστηκαν στη μελέτη, σε έναν υπολογιστή με προδιαγραφές 2.4 GHz, 512MB RAM ολοκληρώνεται σε περίπου ένα λεπτό. Ωστόσο, αυτό δεν θεωρείται σημαντικό μειονέκτημα της μεθόδου, για τους σκοπούς της συγκεκριμένης εφαρμογής. Συγκεκριμένα, οι διδάσκοντες τηλεκπαίδευσης πρέπει να εκπαιδεύσουν τους αλγορίθμους μόνο μία φορά στην αρχή κάθε εξαμήνου χρησιμοποιώντας δεδομένα από προηγούμενα μαθήματα. Στη συνέχεια, τα εκπαιδευμένα δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να κάνουν αυτόματα τις προβλέψεις τους στους νέους μαθητές του τρέχοντος εξαμήνου. Έτσι ο χρόνος εκπαίδευσης δεν αναμένεται να εμποδίζει τη διαδικασία πρόβλεψης.

Τα αποτελέσματα ακρίβειας της μεθόδου κυμάνθηκαν από μέτρια μέχρι υψηλά και βελτιώνονται καθώς το μάθημα συνεχίζει. Τα μέτρια αποτελέσματα, τα οποία κυμαίνονται από 75% μέχρι 85%, εμφανίζονται ως επί το πλείστον στην πρώτη ενότητα κάθε μαθήματος και μπορούν να εξηγηθούν εν μέρει λόγω του γεγονότος ότι συγκεκριμένοι μαθητές δεν είχαν αποφασίσει να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος τη δεδομένη χρονική στιγμή, αν και πήραν αυτή την απόφαση σε μεταγενέστερες ενότητες. Ένας μαθητής κατηγοριοποιείται λαμβάνοντας υπόψη την τελική του κατάσταση στο τέλος του μαθήματος και όχι στην συγκεκριμένη χρονική στιγμή στην οποία ο μαθητής αποφάσισε να διακόψει την παρακολούθηση του μαθήματος, καθώς αυτή η πληροφορία είναι πολύ δύσκολο να εξαχθεί. Επομένως, αυτά τα αποτελέσματα δεν καθιστούν υποχρεωτικά την προτεινόμενη μέθοδο λιγότερο αποδοτική.

Τέλος, οι τεχνικές μηχανικής μάθησης κάνουν τις προβλέψεις τους με βάση δεδομένα από προηγούμενα μαθήματα και επομένως εξαρτώνται από το μέγεθος και την ποιότητα των δεδομένων τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους. Όσο πιο ενδεικτικά είναι τα παραδείγματα του προβλήματος τα οποία τους

παρουσιάζονται, τόσο πιο ακριβείς προβλέψεις αναμένεται να κάνουν. Επιπλέον, αν και μπορούν να εξάγουν μία σωστή λύση βασιζόμενες σε δεδομένα με θόρυβο, δυσκολεύονται στο να κάνουν σωστές προβλέψεις πάνω σε δεδομένα τα οποία αντικρούουν αυτά τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους. Ωστόσο, όπως φαίνεται και από τα πειράματα, ακριβή αποτελέσματα είναι δυνατό να παραχθούν με βάση ένα εκπαιδευτικό σύνολο δεδομένων μεσαίου μεγέθους το οποίο αντιστοιχεί σε μερικές δεκάδες μαθητών, γεγονός το οποίο αναμένεται να διευκολύνει τους διδάσκοντες να χρησιμοποιήσουν την προτεινόμενη μέθοδο.

2.4.7. Συμπέρασμα

Σε αυτή την εργασία παρουσιάστηκε μία μέθοδος για την έγκαιρη και ακριβή πρόβλεψη της διακοπής σπουδών εκ μέρους των μαθητών σε μαθήματα τηλεεκπαίδευσης. Η μέθοδος βασίζεται στη χρήση λεπτομερών δεδομένων μαθητών τα οποία εξάγονται από το σύστημα το οποίο φιλοξενεί τα μαθήματα τηλεεκπαίδευσης, για να κάνει δυναμικά τις εκτιμήσεις της και να τις προσαρμόσει στην πρόοδο των μαθητών κατά τη διάρκεια του μαθήματος.

Η μέθοδος χρησιμοποιεί τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης, τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, τις μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων και την τεχνική πιθανοτικής συστοιχίας απλοποιημένης ασαφούς θεωρίας αυτό-οργανούμενων μονάδων προσαρμοστικού συντονισμού. Για να ξεπεράσει τα λάθη των μεμονωμένων τεχνικών στον εντοπισμό των μαθητών οι οποίοι διακόπτουν τις σπουδές τους, η μέθοδος συνδυάζει τις εκτιμήσεις τους χρησιμοποιώντας τρία διαφορετικά σχήματα απόφασης.

Οι τρεις μεμονωμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης καθώς και τα τρία σχήματα απόφασης εξετάστηκαν με χρήση δεδομένων από δύο μαθήματα τηλεεκπαίδευσης για να καθοριστεί η συνολική ακρίβεια, ευαισθησία και ευστοχία τους. Τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι η πιο επιτυχημένη τεχνική έγκαιρης και ακριβούς πρόβλεψης μαθητών οι οποίοι τείνουν να διακόψουν την παρακολούθηση του μαθήματος είναι το σχήμα απόφασης το οποίο κατηγοριοποιεί ένα μαθητή στην κλάση διακοπής σπουδών αν αυτός ο μαθητής έχει κατηγοριοποιηθεί σε αυτή την κλάση από τουλάχιστον μία από τις τρεις τεχνικές μηχανικής μάθησης. Χρησιμοποιώντας αυτά τα σχήματα η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε ένα ποσοστό συνολικά ακριβούς κατηγοριοποίησης της τάξης το 75-85% από την πρώτη ενότητα

των δύο μαθημάτων, για να φθάσει ένα ποσοστό 97-100% στις τελικές ενότητες. Τα αποτελέσματα τα οποία αφορούν τα κριτήρια ευαισθησίας και ευστοχίας ήταν επίσης υψηλά υποδεικνύοντας ότι το σχήμα ήταν επίσης ακριβές τόσο στο να κάνει σωστές κατηγοριοποιήσεις μαθητών στην κλάση διακοπής σπουδών όσο και στο να αποφεύγει τις λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις στην κλάση ολοκλήρωσης σπουδών. Επιπλέον, συγκρινόμενη με άλλες μελέτες της σχετικής βιβλιογραφίας, η προτεινόμενη μέθοδος βρέθηκε να είναι πιο ακριβής.

Η προτεινόμενη μέθοδος αναμένεται να διευκολύνει τους διδάσκοντες στον έγκαιρο εντοπισμό των μαθητών οι οποίοι βρίσκονται στην κατηγορία υψηλού κινδύνου διακοπής σπουδών και στην εξατομικευμένη αντιμετώπιση των προβλημάτων που μπορεί να αντιμετωπίζουν αυξάνοντας έτσι τα ποσοστά συγκράτησης μαθητών στο μάθημα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΥΛΛΟΓΙΚΗΣ ΕΥΦΥΪΑΣ

3.1 Γενικά για τα συνεργατικά συστήματα και τη συλλογική ευφυΐα

Η συλλογική ευφυΐα είναι ένα από τα μεγαλύτερα και πιο φιλόδοξα ζητήματα της τρέχουσας ερευνητικής δραστηριότητας. Με βάση την ιδέα ότι η ευφυΐα του πλήθους είναι υψηλότερη και οδηγεί σε καλύτερες αποφάσεις από ότι η ευφυΐα μίας μικρής ομάδας ατόμων, το όραμα των συστημάτων συλλογικής ευφυΐας είναι να συγχωνεύσουν, με τη βοήθεια της τεχνολογίας, τη γνώση και την εμπειρία των χρηστών τους ώστε να προκύψει η βέλτιστη δυνατή πληροφορία και αποφάσεις οι οποίες θα οδηγήσουν στο όφελος όλης της κοινότητας.

Το πιο πρόσφατο παράδειγμα προς την κατεύθυνση της υλοποίησης των συστημάτων συλλογικής ευφυΐας στο οποίο κινείται η τρέχουσα έρευνα, είναι η ιδέα των συνεργατικών συστημάτων Παγκοσμίου Ιστού Δεύτερης Γενιάς (Web 2.0), όπως είναι τα wikis. Τα συστήματα αυτά επιτρέπουν τη συνεργασία μεγάλου αριθμού ατόμων για τη συλλογή γνώσης και τη συνεργατική δημιουργία περιεχομένου, βασιζόμενα ως επί το πλείστον σε μη συστηματικές συνεισφορές. Η εισαγωγή των συστημάτων wiki έχει προκαλέσει μία αλλαγή στον τρόπο με τον οποίο συλλέγεται η γνώση στον Παγκόσμιο Ιστό και έχουν καλλιεργήσει μία πολύτιμη κουλτούρα διαμοιρασμού της γνώσης ανάμεσα στους μεμονωμένους χρήστες.

3.2 Το πρόβλημα

Αν και τα τωρινά συνεργατικά συστήματα wiki παρέχουν στους χρήστες οι οποίοι συμμετέχουν τη δυνατότητα συνεργασίας, ωστόσο δεν κατορθώνουν να εντοπίσουν, και μέσω του κατάλληλου συντονισμού, να εκμεταλλευθούν στο μέγιστο τη γνώση την οποία κάθε ανεξάρτητο άτομο έχει να προσφέρει. Με αυτόν τον τρόπο αποτρέπουν την κοινότητα των χρηστών από το να φθάσει στο μέγιστο των δυνατοτήτων της ως προς το περιεχόμενο και τις δυνατές της λύσεις με τρόπο έγκαιρο, αξιόπιστο και ασφαλή. Το μειονέκτημα αυτό της έλλειψης ενός μηχανισμού διασφάλισης της ποιότητας του περιεχομένου, υπονομεύει την αξιοπιστία των συστημάτων wiki και τα καθιστά απλές συλλογές διαδικτυακής πληροφορίας.

Στοχεύοντας σε μία αποδοτική λύση στο πιο πάνω πρόβλημα, σε αυτό το κεφάλαιο της διατριβής προτείνεται ένα καινοτόμο αυτό-ρυθμιζόμενος σύστημα συλλογικής ευφυΐας το οποίο δρα προς τη διασφάλιση της ποιότητας του περιεχομένου με τρόπο αξιόπιστο και αποδοτικό. Πιο συγκεκριμένα, η εισερχόμενη στο σύστημα πληροφορία υφίσταται έναν έλεγχο ποιοτικής αξιολόγησης με βάση τις γνώσεις ενός μεγάλου αριθμού ομότιμων χρηστών. Σε περίπτωση που η ποιότητα δεν είναι επαρκής, το σύστημα χρησιμοποιεί έναν καινοτόμο αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών (expert peer matching algorithm - EPM), που βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα και ο οποίος ερευνά το ανθρώπινο δίκτυο για να επιλέξει τους καταλληλότερους ομότιμους χρήστες οι οποίοι θα βελτιώσουν την ποιότητα του άρθρου. Έτσι, το προτεινόμενο σύστημα, συνδυάζοντας την ευφυΐα μηχανικής μάθησης με την ατομικής ευφυΐα των ομότιμων χρηστών, στοχεύει στο να δημιουργήσει συνεργατικό περιεχόμενο το οποίο θα διακρίνεται από αξιοπιστία στην ποιότητά του.

Λόγω της άμεσης χρησιμότητας που ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να έχει στον εταιρικό τομέα, σε αυτή τη διατριβή παρουσιάζεται το πρωτότυπο του συστήματος που αναπτύχθηκε για εφαρμογή σε εταιρικά περιβάλλοντα και πιο συγκεκριμένα στον τομέα της αξιολόγησης κινδύνων.

3.3 Ένα αυτό-οργανούμενο συνεργατικό σύστημα για την προώθηση της συλλογικής ευφυΐας

Ένα από τα κύρια θέματα τα οποία οι οργανισμοί είναι αναγκαίο να αντιμετωπίσουν είναι η συγκέντρωση της συλλογικής εταιρικής ευφυΐας με τρόπο γρήγορο και αξιόπιστο ο οποίος θα εξασφαλίσει την ποιότητα και τον κεντρικό έλεγχο της συγκεντρωθείσας πληροφορίας, καθώς και την αποδοτική χρήση αυτής της γνώσης για να μάθει και να εφεύρει λύσεις, γρηγορότερα από τους αντιπάλους τους. Η συλλογική γνώση, σαν ένα ρευστό μείγμα ιδεών, εμπειρίας και διαίσθησης, δεν υπάρχει μόνο σε αποθετήρια πληροφοριών (information repositories) αλλά βρίσκεται κυρίως στο νου των ατόμων [25]. Αυτή η γνώση, όντας το προαπαιτούμενο για ενημερωμένη λήψη αποφάσεων θεωρείται εταιρικό περιουσιακό στοιχείο και έχει γίνει στρατηγική προτεραιότητα για τους οργανισμούς. Ωστόσο, η απλή απόκτηση εταιρικής γνώσης, αν και πολύτιμη, δεν είναι αρκετή. Είναι ικανότητα του οργανισμού να μάθει από τη συλλεχθείσα γνώση του και να τη χρησιμοποιήσει με το βέλτιστο τρόπο ώστε να δημιουργήσει τη δική του ευφυΐα και συλλογικές λύσεις, το οποίο αληθινά παρέχει στην εταιρεία πλεονέκτημα σε σχέση με τους ανταγωνιστές της.

Ο τρόπος με τον οποίο κάθε οργανισμός επιλέγει να αντιμετωπίσει το παραπάνω πρόβλημα της συλλογής και χρήσης της γνώσης του για να εφεύρει λύσεις και να ανταποκριθεί στις προκλήσεις που αντιμετωπίζει, σχετίζεται με την προσέγγιση συντονισμού την οποία έχει υιοθετήσει.

Στον ιεραρχικό συντονισμό, η γνώση θεωρείται συγκεντρωμένη σε εξειδικευμένα τμήματα τα οποία αποτελούνται από επιλεγμένους ειδικούς του οργανισμού. Η εξειδίκευση την οποία αυτά τα άτομα προσφέρουν έχει αποδειχθεί ότι λύνει διάφορα προβλήματα και αποτελεί ένα πολύτιμο περιουσιακό στοιχείο του οργανισμού, ιδιαίτερα στην περίπτωση που χρειάζεται να αντιμετωπιστούν θέματα τα οποία απαιτούν συγκεκριμένη και προκαθορισμένη εξειδίκευση [41]. Ωστόσο, η χρήση ιεραρχικά συντονιζόμενων ειδικών παρουσιάζει συγκεκριμένους περιορισμούς. Καταρχήν, λόγω του ότι η εξειδίκευση είναι αναπόφευκτα περιορισμένης έκτασης, οι ειδικοί ενός τμήματος μπορούν να εστιάσουν μονάχα σε μερικές πλευρές της γνώσης

και όχι σε κάτι τόσο ευρύ όσο η πλήρης εταιρική πληροφορία. Έτσι η επένδυση σε περιορισμένους πόρους ειδικών δεν εγγυάται πάντα το επιθυμητό αποτέλεσμα. Επιπλέον, η γνωμοδότηση από ειδικούς μπορεί να συνοδεύεται από υψηλή καθυστέρηση στην απόκτηση της γνώσης [106]. Αυτό συμβαίνει λόγω του γεγονότος ότι στον ιεραρχικό συντονισμό, οι ειδικοί δρουν είτε απομονωμένοι είτε στα στενά πλαίσια του εξειδικευμένου λειτουργικού τμήματός τους ενώ ο απαραίτητος συνδυασμός της γνώσης τους πραγματοποιείται μονάχα από τους προϊστάμενους μέσω της ανάβασης στην ιεραρχία [41]. Αυτή η πρακτική εισάγει μία σημαντική καθυστέρηση ανάμεσα στη δημιουργία της γνώσης και τη στιγμή που αυτή γίνεται διαθέσιμη.

Στην περίπτωση προβλημάτων όπου η εξειδίκευση είναι προκαθορισμένη, οι προαναφερθέντες περιορισμοί είναι αποδεκτοί αφού τα αναμενόμενα οφέλη τους υπερνικούν. Ωστόσο, οι σύγχρονοι οργανισμοί αντιμετωπίζουν επίσης προκλήσεις, που σχετίζονται κυρίως με το στρατηγικό σχεδιασμό, οι οποίοι επηρεάζουν ολόκληρο τον οργανισμό και απαιτούν συνεχείς καινοτομίες και δημιουργία νέας γνώσης και λύσεων. Αυτός ο τύπος προβλημάτων απαιτεί το συνδυασμό διαφόρων ειδών γνώσης καθώς και ευρύτερη εξειδίκευση. Σε αυτές τις περιπτώσεις, η ιεραρχικά συντονιζόμενη χρήση ειδικών ενδέχεται να περιορίσει τις ικανότητες του οργανισμού για καινοτομία καθώς και την αποκρισμότητα του.

Σαν εναλλακτική λύση του ιεραρχικού συντονισμού των ειδικών, οι οργανισμοί μπορούν να υιοθετήσουν μία προσέγγιση πιο επίπεδου και ανοιχτού συντονισμού, για να συλλέξουν τη γνώση των εργαζομένων τους και να λάβουν αποφάσεις με βάση την ιδέα της «σοφίας του πλήθους» (“wisdom of the crowds”) [95]. Σύμφωνα με αυτή την ιδέα, οι αποφάσεις μίας αρκετά μεγάλης και ποικιλόμορφης ομάδας από ανθρώπους θα είναι, με το πέρας του χρόνου, διανοητικά ανώτερες από αυτές των μεμονωμένων ειδικών. Υπάρχουν τέσσερις συνθήκες για να υπάρξει ένα σοφό πλήθος. Η πρώτη αναφέρεται στην ποικιλομορφία, το οποίο σημαίνει ότι η ύπαρξη μίας ομάδας ανθρώπων με διαφορετική προϊστορία και προοπτικές επιτρέπει στην ομάδα να αντιληφθεί τα προβλήματα υπό εντελώς νέο πρίσμα. Η δεύτερη συνθήκη είναι η ανεξαρτησία, η οποία σημαίνει ότι αν τα άτομα μίας ομάδας έχουν σχετική ελευθερία το ένα από την επίδραση του άλλου τότε είναι πολύ πιο πιθανό να ληφθεί μία καλή απόφαση. Η τρίτη συνθήκη είναι η αποκεντροποίηση, η οποία επιτρέπει στα άτομα να λαμβάνουν καλύτερες αποφάσεις με βάση τη δική τους τοπική και

εξειδικευμένη γνώση. Τέλος, η τέταρτη συνθήκη ενός «σοφού πλήθους» είναι η συνάθροιση, η οποία βοηθά στη μετατροπή των ατομικών κρίσεων σε μία συλλογική απόφαση.

Οι προαναφερθείσες συνθήκες έχουν γίνει πολύ πιο εφικτές με την άφιξη των συστημάτων ιστού δεύτερης γενιάς Web 2.0, τα οποία επιτρέπουν σε μεγάλες ομάδες χρηστών να επιτύχουν εντυπωσιακά αποτελέσματα συλλογικής γνώσης [60]. Η απλότητα και η υποστήριξη που αυτά τα συστήματα προσφέρουν σε χαμηλό κόστος, έχει οδηγήσει πολλούς οργανισμούς στο να επενδύουν με αυξανόμενο ρυθμό στην υιοθέτησή τους [9]. Ωστόσο, η προσέγγιση του συλλογικά δημιουργηθέντος περιεχομένου επίσης παρουσιάζει συγκεκριμένα μειονεκτήματα. Καταρχήν, έντονη κριτική έχει ασκηθεί αναφορικά με την ποιότητα της πληροφορίας η οποία δημιουργείται [58] στα wikis και στις υπόλοιπες τεχνολογίες ιστού δεύτερης γενιάς. Ιδιαίτερα όσον αφορά τα wikis, αυτό οφείλεται κυρίως στο γεγονός ότι αυτά τα συστήματα συνήθως βασίζονται στις εθελούσιες συνεισφορές των ενδιαφερομένων συγγραφέων, ανεξάρτητα από την εξειδίκευσή τους, ένα χαρακτηριστικό για το οποίο έχει διατυπωθεί η άποψη ότι υπονομεύει την ποιότητα και την εγκυρότητα της εισερχόμενης πληροφορίας [24, 25]. Δεύτερον, οι συνεισφορές των χρηστών είναι συνήθως μη συστηματικές και δεν ακολουθούν ένα συγκεκριμένο χρονοδιάγραμμα, γεγονός το οποίο συχνά οδηγεί σε μεγάλα χρονικά διαστήματα προτού η εισερχόμενη πληροφορία φθάσει σε ικανοποιητικά επίπεδα ποιότητας. Αυτή η έλλειψη εμπιστοσύνης στην ποιότητα του περιεχομένου καθώς και η αβεβαιότητα για το χρόνο παραγωγής του είναι πιθανότατα οι κυριότεροι λόγοι για τους οποίους, μετά από μία αρχική περίοδο υπόσχησης και δοκιμής, οι εταιρείες δεν είναι αρκετά ικανοποιημένες με την υιοθέτηση των wiki συστημάτων. Σε μία πρόσφατη παγκόσμια μελέτη η οποία πραγματοποιήθηκε από το McKinsey Quarterly Journal [9], μόνο το 21% των ερωτηθέντων αναφέρουν συνολική ικανοποίηση με τα εταιρικά τους wiki και τις άλλες Web 2.0 τεχνολογίες.

Χρειάζεται επομένως ένα σύστημα το οποίο θα συνδυάζει τις πιο πάνω δύο απόψεις, επωφελούμενο από τα πλεονεκτήματα και ελαχιστοποιώντας τα μειονεκτήματά τους. Ένα τέτοιο σύστημα θα πρέπει ενεργά και συνεχώς να προσπαθεί να εγγυηθεί την ποιότητα του υλικού του, επιλέγοντας από ολόκληρο το δίκτυο εργαζομένων του οργανισμού, τους πιο κατάλληλους ομότιμους ειδικούς οι οποίοι θα αξιολογούν και θα συνεισφέρουν στην εισερχόμενη πληροφορία.

Σε αυτό το τμήμα της διατριβής προτείνεται το CorpWiki, ένα αυτό-ρυθμιζόμενο σύστημα βασισμένο στη wiki τεχνολογία το οποίο συλλέγει την εταιρική γνώση και τη συνδυάζει με την ατομική ευφυΐα των μελών του οργανισμού για να φθάσει σε βέλτιστες λύσεις όσον αφορά τους εταιρικούς στόχους. Κάθε άρθρο το οποίο εισέρχεται στο CorpWiki υφίσταται όσες διαδικασίες συνεισφοράς και κρίσης όσες είναι αναγκαίες ώστε να φθάσει σε αποδεκτά επίπεδα ποιότητας και στον ελάχιστο χρόνο. Για να επιτευχθούν τα ανωτέρω, εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών (expert peer matching algorithm-EPM), ο οποίος χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης για να ερευνήσει το εταιρικό δίκτυο εργαζομένων και να επιλέξει τους καταλληλότερους ειδικούς οι οποίοι θα παρέχουν τη βέλτιστη λύση σε κάθε εταιρικό ζήτημα. Το σύστημα συνδυάζει την ευφυΐα μηχανικής μάθησης με την ατομική ευφυΐα των ομότιμων χρηστών για να δημιουργήσει νέες λύσεις όσον αφορά τα εταιρικά ζητήματα, έτσι χρησιμοποιώντας και προωθώντας τη συλλογική ευφυΐα του οργανισμού.

Επομένως το CorpWiki επωφελείται από την προσέγγιση ιεραρχικού συντονισμού των ειδικών, εφόσον ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών επιλέγει και συντονίζει τους ειδικούς οι οποίοι θα κρίνουν και θα συνεισφέρουν σε κάθε εισερχόμενο τμήμα πληροφορίας. Επιπρόσθετα, επωφελείται από την προσέγγιση επίπεδου συντονισμού της «σοφίας του πλήθους», καθώς οι ειδικοί καθορίζονται από τις γνώμες μεγάλου αριθμού ομότιμων χρηστών.

Με αυτόν τον τρόπο το σύστημα κατορθώνει να ξεπεράσει το πρόβλημα της αμφισβητούμενης ποιότητας περιεχομένου η οποία συνήθως υπάρχει στην προσέγγιση επίπεδου συντονισμού, ενώ με το να συντονίζει τις συνεισφορές και τις κριτικές, περιορίζει τον μη συστηματικό χαρακτήρα που συνήθως έχει αυτή η προσέγγιση. Επιπρόσθετα, και αντίθετα με την προσέγγιση ιεραρχικού συντονισμού, ο συνδυασμός της γνώσης των ειδικών στο CorpWiki δεν πραγματοποιείται μέσω της ανόδου στην ιεραρχία του οργανισμού. Αντίθετα πραγματοποιείται αυθωρεί στη δημιουργία της, καθώς οι ειδικοί βελτιώνουν απευθείας τις συνεισφορές των προηγούμενων χρηστών. Αυτό μειώνει την καθυστέρηση στην απόκτηση της γνώσης και αυξάνει την αποκρισιμότητα του οργανισμού. Τέλος, με το να συνδυάζει τη γνώση ποικίλων χρηστών, το CorpWiki κατορθώνει να υπερνικήσει το θέμα της περιορισμένης εξειδίκευσης το οποίο σχετίζεται με την προσέγγιση ιεραρχικού συντονισμού των ειδικών.

Το υπόλοιπο αυτού του τμήματος της διατριβής δομείται ως εξής: Στην ενότητα 2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και οι περιορισμοί της τρέχουσας ερευνητικής βιβλιογραφίας. Στην ενότητα 3 παρουσιάζεται το προτεινόμενο σύστημα, καθώς και μία αναλυτική περιγραφή του αλγορίθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών. Πέρα από την παρουσίαση της βασικής λειτουργικότητας του CorpWiki, αυτή η ενότητα επίσης περιλαμβάνει μία πιθανή περίπτωση χρήσης του συστήματος στη διαχείριση κινδύνων, μία εταιρική διαδικασία με στρατηγική σημασία για τους οργανισμούς. Η αξιολόγηση του CorpWiki παρουσιάζεται στην ενότητα 4. Τέλος, η ενότητα 5 κλείνει με τα κυριότερα ευρήματα και τη μελλοντική εργασία.

3.3.1 Σχετική Βιβλιογραφία

Διάφορες μελέτες έχουν αφιερωθεί στην ανάπτυξη, την εφαρμογή και την αξιολόγηση συστημάτων συλλογικής ευφυΐας, τα οποία στοχεύουν στη συλλογή της εξειδίκευσης μίας ομάδας ατόμων. Αυτά τα συστήματα περιλαμβάνουν συστήματα υποστήριξης ομάδων εργασίας (groupware systems) και υποστήριξης αποφάσεων [14, 15, 17, 19, 26], σύγχρονο και ασύγχρονο λογισμικό [7, 53], συστήματα συλλογιστικής βασισμένα σε περιπτώσεις (case based reasoning systems) [5] και αγορές πρόβλεψης (prediction markets) [69]. Τα προαναφερθέντα συστήματα διευκολύνουν τη συλλογή απόψεων, την οργάνωση των συλλογικών συζητήσεων προς την αμοιβαία προτεραιοποίηση των στόχων, καθώς και την υποστήριξη αποφάσεων και επομένως είναι ιδανικά για να χρησιμοποιούνται σε ομάδες ειδικών έργων ή σε ομάδες προγραμμάτων με προκαθορισμένους στόχους [41]. Ωστόσο, παρουσιάζουν συγκεκριμένα μειονεκτήματα όσον αφορά την πολυπλοκότητα και το κόστος τους, καθώς και σε ότι αφορά την ικανότητά τους να αναπαριστούν αποδοτικά την πλειονότητα της γνώσης του οργανισμού [28].

Μία εναλλακτική προσέγγιση, είναι η υιοθέτηση των wikis, μίας δημοφιλούς τεχνολογίας Web 2.0, η οποία επωφελείται από τη συλλογική ευφυΐα με τρόπο απλό, χαμηλό σε κόστος και εύκολο στην αναβάθμιση. Η επιτυχία της Wikipedia έχει προωθήσει την εφαρμογή των τεχνολογιών wiki σε διάφορα πεδία συμπεριλαμβανομένων και των οργανισμών όπου τα wikis προσφέρουν ένα υποσχόμενο περιβάλλον συνεργασίας και εταιρικής μάθησης, αλλά επίσης εγείρουν και συγκεκριμένα ζητήματα. Η φύση αυτών των ζητημάτων μπορεί να είναι

διοικητική, όπως η απώλεια της παραδοσιακής οργανωτικής ιεραρχίας και του κεντρικού ελέγχου. Μπορεί επίσης να είναι κοινωνική, καθώς τα wikis δεν αναγνωρίζουν συγγραφικά δικαιώματα, και η ποιότητα των άρθρων τους είναι αμφισβητήσιμη. Τέλος, νομικά ζητήματα ενδέχεται να εμφανιστούν, θέτοντας θέματα πνευματικής ιδιοκτησίας και υπαιτιότητας δυσφήμισης. Τέλος, ένα σημαντικό ζήτημα είναι η ικανότητα και η θέληση των εργαζομένων να χρησιμοποιήσουν και να συνεισφέρουν στο wiki. Οι μελέτες οι οποίες εντοπίζουν τα παραπάνω ζητήματα προτείνουν συγκεκριμένες λύσεις οι οποίες περιλαμβάνουν τη διασφάλιση της ποιότητας μέσω της εθελούσιας συνεισφοράς από καταρτισμένους ομότιμους χρήστες, την παροχή εταιρικών κινήτρων τα οποία θα διασφαλίσουν τη συμμετοχή και την ανάπτυξη κανόνων για την προστασία της πνευματικής ιδιοκτησίας [24,25]. Οι Ding et. al [28] υλοποιούν ένα wiki για να υποστηρίξουν εταιρικά προγράμματα και εντοπίζουν δύο κύρια ζητήματα ανησυχίας. Το πρώτο ζήτημα αναφέρεται σε προβλήματα προσβασιμότητας, καθώς οι χρήστες δεν μπορούν να βρουν εύκολα την πληροφορία που αναζητούν. Το δεύτερο ζήτημα αναφέρεται σε θέματα συντήρησης, καθώς ένα μεγάλο τμήμα της πληροφορίας των εταιρικών wikis τείνει να είναι ξεπερασμένο. Οι Majchrzak και λοιποί [71] στις μελέτες τους πάνω σε έναν ποικιλόμορφο πληθυσμό 168 χρηστών εταιρικών wiki συμπεραίνουν ότι τα εταιρικά wikis είναι μία βιώσιμη λύση για έναν οργανισμό, ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιούνται για την εξεύρεση λύσεων και όταν οι συνεισφορές γίνονται από αξιόπιστους χρήστες. Η μελέτη των Wagner και Bolloju [107], δείχνει ότι σε σχέση με τις υπόλοιπες τεχνολογίες Web, τα χαρακτηριστικά των wikis τα καθιστούν ωφέλιμα για τις κοινότητες καλύτερων πρακτικών (best practice communities). Οι παραπάνω μελέτες συμπεραίνουν ότι οι περιοριστικοί παράγοντες για την επιτυχία των εταιρικών wikis είναι η έλλειψη επαρκούς οργάνωσης της πληροφορίας, η έλλειψη αναγνώρισης των συγγραφέων οι οποίοι μπορεί να οδηγήσει σε μειωμένη αναγνώριση για τις συνεισφορές ενός χρήστη, η μειωμένη συμμετοχή και η χαμηλή εγγύηση ποιότητας την οποία τα σημερινά συστήματα wiki παρουσιάζουν.

Η έλλειψη οργάνωσης της πληροφορίας μέσα σε ένα wiki αντιμετωπίζεται από την τρέχουσα έρευνα με χρήση σημασιολογικών τεχνολογιών οι οποίες βελτιώνουν την πλοήγηση και την αναζήτηση [13], την κατηγοριοποίηση των άρθρων [105], τη συνεκτικότητα του περιεχομένου και την επαναχρησιμοποίηση της γνώσης [63].

Επιπλέον έχουν αναπτυχθεί σημασιολογικά wikis τα οποία υποστηρίζουν τις ανάγκες συγκεκριμένων γνωστικών πεδίων [64] [65, 104, 118].

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος της ανωνυμίας των χρηστών σε ένα wiki, δύο συστήματα, τα οποία ονομάζονται WikiGenes [45] και Knoi έχουν προταθεί [80]. Αυτά τα συστήματα συνδυάζουν τις συνεργατικές επιλογές οι οποίες παρέχονται από τις τεχνολογίες wiki με τη ρητή δήλωση συγγραφέων έτσι ώστε να παρέχει στους χρήστες την κατάλληλη αναγνώριση για τη συνεισφορά τους.

Το ζήτημα της συμμετοχής αντιμετωπίζεται επίσης από διάφορες μελέτες οι οποίες προτείνουν ότι συγκεκριμένα κίνητρα θα πρέπει να δίνονται στους εταιρικούς εργαζομένους, ώστε να τους παρακινήσει να συνεισφέρουν στο εταιρικό wiki [39, 80].

Στο ζήτημα της ποιότητας, ένας αριθμός μελετών εστιάζουν στην εκτίμηση της ποιότητας των άρθρων μέσω της εξαγωγής των χαρακτηριστικών τους και χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης [10], [93, 114], [50, 51]. Άλλες ποιοτικές μελέτες επίσης υποδεικνύουν ότι η ποιότητα των άρθρων αυξάνει όσο αυξάνουν τα επίπεδα συνεργασίας [111], ιδιαίτερα όταν οι συνεισφορές πηγάζουν από πεπειραμένους χρήστες [92].

Αν και οι πιο πάνω προσεγγίσεις παρουσιάζουν τρόπους υπολογισμού της ποιότητας, ωστόσο δεν διασφαλίζουν την ποιότητα των άρθρων. Για αυτό το λόγο, η μελέτη του Bughin [14] προτείνει ότι για να βελτιώσουν την ποιότητα των εσωτερικών τους wiki οι εταιρείες θα έπρεπε να υιοθετήσουν πρακτικές διασφάλισης της ποιότητας οι οποίες θα βασίζονται σε καθορισμένους είτε αυτό-καθορισμένους «φύλακες» των ζητημάτων ποιότητας. Άλλες μελέτες επίσης προτείνουν τη χρήση τεχνικών διασφάλισης της ποιότητας όπως είναι οι wiki-gardeners, έμπειρων δηλαδή και έμπιστων ατόμων τα οποία έχουν το καθήκον της διασφάλισης και διατήρησης της ποιότητας της πληροφορίας [24, 60, 94, 110].

Ωστόσο, δεν έχουν γίνει ακόμη προσπάθειες προς την κατεύθυνση ενός συστήματος wiki το οποίο αυτό-βελτιώνει την ποιότητα των άρθρων του μέσω της επιλογής των καταλληλότερων ομότιμων χρηστών οι οποίοι θα συνεισφέρουν. Ωστόσο, λόγω του ότι οι περισσότερες από τις προαναφερθείσες μελέτες έχουν εντοπίσει τη συνεισφορά από έμπειρους χρήστες ως έναν σημαντικό παράγοντα της

διασφάλισης της ποιότητας του άρθρου, στη συνέχεια θα συνοψίσουμε τη σχετική βιβλιογραφία στις τεχνικές εύρεσης ειδικών και συνδυασμού ομότιμων χρηστών.

Τα συστήματα εύρεσης ειδικών, χρησιμοποιούν τα έγγραφα τα οποία ένα άτομο δημιούργησε για να σχηματίσουν το κειμενικό προφίλ για το άτομο αυτό. Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας την ομοιότητα την οποία παρουσιάζει το προφίλ ενός χρήστη σε ένα συγκεκριμένο ερώτημα, υπολογίζεται η εξειδίκευση κάθε χρήστη. Διάφορες μελέτες έχουν ερευνήσει το ζήτημα της εύρεσης ειδικών σε εταιρείες χρησιμοποιώντας διαφορετικούς τύπους δεδομένων και τεχνικών οι οποίες περιλαμβάνουν γλωσσικά μοντέλα [4-6, 31, 85, 89], σημασιολογική ανάλυση [117] ή μεθόδους βασισμένες σε γράφους [67].

Ο συνδυασμός της γνώσης ενός ατόμου με την ερώτηση ενός άλλου ατόμου, στα κοινωνικά ομότιμα δίκτυα, αναφέρεται από μία σειρά μελετών στο γνωστικό πεδίο της τηλεκπαίδευσης [59, 82, 83].

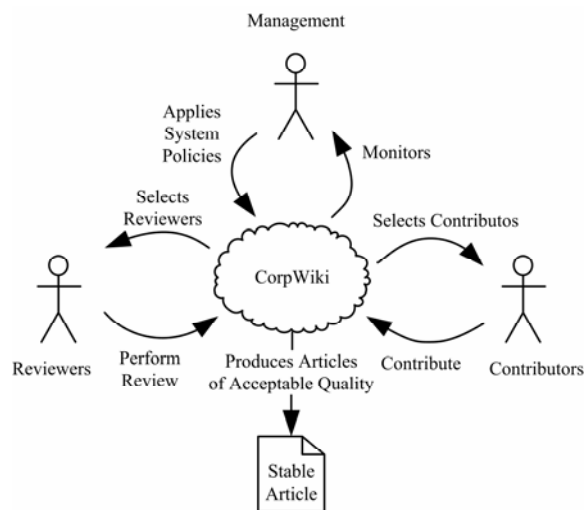
Συνοψίζοντας τα παραπάνω, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι αν και τα wiki έχουν τη δυνατότητα να προβιάσουν την εταιρική γνώση και να προσφέρουν ένα υποσχόμενο συνεργατικό περιβάλλον, οι σημερινές τεχνολογίες wiki παρουσιάζουν δομικά προβλήματα και προβλήματα συντήρησης, δεν αναγνωρίζουν τους συγγραφείς και δεν εγγυώνται την ποιότητα των άρθρων. Το προτεινόμενο σύστημα CorpWiki, στοχεύει στο να αντιμετωπίσει τα προαναφερθέντα θέματα χρησιμοποιώντας μία δομημένη οργάνωση της πληροφορίας και επιλέγοντας τους πιο κατάλληλους εξειδικευμένους χρήστες οι οποίοι θα συνεισφέρουν με στόχο τη διασφάλιση της ποιότητας του περιεχομένου. Τέλος, αν και οι κριτικές και οι συνεισφορές γίνονται ανώνυμα για να διασφαλιστεί η αντικειμενικότητα, οι συγγραφείς επίσης αναγνωρίζονται στα άρθρα υψηλής ποιότητας, παρακινώντας έτσι τους χρήστες στο να συνεχίσουν να συνεισφέρουν.

3.3.2 Περιγραφή του προτεινόμενου συστήματος CorpWiki

Σε μία προσπάθεια να ξεπεραστούν οι περιορισμοί των τωρινών τεχνικών προς τη συλλογή και τα χρήση της συλλογικής εταιρικής γνώσης με βέλτιστο τρόπο, σε αυτό το τμήμα της διατριβής προτείνεται η χρήση ενός αυτό-ρυθμιζόμενου συστήματος wiki, συγκριμένα του συστήματος CorpWiki. Το σύστημα αυτό θα ερευνά ενεργά

ολόκληρο το εταιρικό ανθρώπινο δίκτυο και θα επιλέγει τους πιο κατάλληλους ειδικούς οι οποίοι θα παράγουν άρθρα υψηλής ποιότητας σε σύντομο χρονικό διάστημα. Επομένως το σύστημα λαμβάνει τα συνεισφερόμενα άρθρα και τα φθάνει σε ικανοποιητικά επίπεδα ποιότητας, χωρίς να υπάρχει ανάγκη ανθρώπινου συντονισμού πάνω στη διαδικασία επιλογής των ομότιμων ειδικών. Επιλέγει αυτόματα τους κριτές οι οποίοι θα κρίνουν την ποιότητα των άρθρων και, χρησιμοποιώντας τη γνώμη τους, αποφασίζει για το αν ένα άρθρο χρήζει βελτίωσης ή όχι. Σε περίπτωση που απαιτείται βελτίωση, το σύστημα επιλέγει αυτόματα ένα χρήστη ο οποίος θα βελτιώσει την ποιότητά του, χρησιμοποιώντας έναν ευφυή αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών (expert peer matching algorithm-EPM).

Οι αποφάσεις του προτεινόμενου συστήματος βασίζονται στη λογική ότι η ποιότητα κάθε συνεισφοράς μπορεί να εκτιμηθεί αντικειμενικά χρησιμοποιώντας τις γνώμες ενός μεγάλου αριθμού από ομότιμους χρήστες. Με άλλα λόγια, αν και η συνεισφορά ενός ατόμου ενδέχεται να είναι υποκειμενική και μεροληπτική, οι συνεργατικές συνεισφορές ενός μεγάλου αριθμού από άτομα αναμένεται ότι θα παράγουν λιγότερο πολωμένα αποτελέσματα. Επιπλέον, λόγω του ότι οι συνεισφορές των ειδικών είναι πολύτιμες για τη διασφάλιση της ποιότητας του τελικού αποτελέσματος, και με στόχο το να είναι όσο το δυνατόν πιο αντικειμενικό, το προτεινόμενο σύστημα λαμβάνει τις αποφάσεις του βασισμένο σε ένα μεγάλο αριθμό από ομότιμες κριτικές και ομότιμες αναθεωρήσεις (revisions) από ειδικούς. Τέλος, το σύστημα παρέχει στη διοίκηση της εταιρείας την ευελιξία να υιοθετήσει διαφορετικές πολιτικές σε σχέση με τη λειτουργικότητα του συστήματος καθώς και να παρακολουθεί τα αποτελέσματά του. Μία επισκόπηση του προτεινόμενου συστήματος παρουσιάζεται στο σχήμα 16.



Σχήμα 16. Το προτεινόμενο CorpWiki σύστημα

3.3.2.1 Ορολογία του CorpWiki συστήματος

Προτού το προτεινόμενο CorpWiki σύστημα ξεκινήσει να επεξεργάζεται ένα εισερχόμενο άρθρο, το άρθρο αυτό πρώτα πρέπει να κατηγοριοποιηθεί στην κατάλληλη γνωστική κατηγορία (knowledge domain). Ο όρος «τομέας άρθρου» χρησιμοποιείται για να υποδείξει την κατηγορία στην οποία κάθε άρθρο θα κατηγοριοποιηθεί. Μία πληθώρα μεθόδων υπάρχουν στην τρέχουσα βιβλιογραφία, οι οποίες με ακρίβεια κατηγοριοποιούν άρθρα σε κατηγορίες. Τέτοιες μέθοδοι περιλαμβάνουν κατηγοριοποίηση εγγράφων μέσω της τεχνικής k-Κοντινότερου-Γείτονα (k-Nearest-Neighbor) [7, 96], νευρωνικών δικτύων [99], και μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων [19, 38]. Άλλες πρόσφατες μελέτες αναφέρουν κατηγοριοποίηση δεδομένων με ακρίβεια μέσω μεθόδων οι οποίες βασίζονται στο μοντέλο χώρου διανυσμάτων (vector space model) [67]. Οι προαναφερθείσες τεχνικές στοχεύουν στην κατηγοριοποίηση εγγράφων σε γνωστικές κατηγορίες με βάση την ομοιότητα την οποία το κάθε έγγραφο παρουσιάζει με τη συγκεκριμένη κατηγορία. Έχουν δε εφαρμοστεί με επιτυχία σε μεγάλες συλλογές δεδομένων, συχνά εταιρικής φύσης. Με βάση τα ευρήματα των προηγούμενων μελετών, κάθε άρθρο το οποίο εισέρχεται στο προτεινόμενο σύστημα CorpWiki μπορεί να κατηγοριοποιηθεί στην κατηγορία στην οποία ταιριάζει με βέλτιστο τρόπο.

Κάθε ομότιμος χρήστης ο οποίος συμμετέχει στο σύστημα μπορεί να αναλάβει ρόλο είτε «συνεισφέροντος» (“contributor”), όταν κάνει μία συνεισφορά ή βελτίωση σε ένα άρθρο, είτε «κριτή» (“reviewer”), όταν σχολιάζει και βαθμολογεί ένα άρθρο. Το σύστημα αποθηκεύει δύο διαφορετικά προφίλ για κάθε χρήστη. Το «προφίλ

συνεισφέροντος» αποτελείται από πληροφορία η οποία αφορά τα χαρακτηριστικά που ο χρήστης έχει επιδείξει όταν λειτουργεί ως συνεισφέρων. Το «προφίλ κριτή» αποτελείται από την αντίστοιχη πληροφορία του χρήστη όταν αυτός λειτουργεί ως κριτής.

Η «ποιότητα του άρθρου» (“article quality”) υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των βαθμών τους οποίους ένας μεγάλος αριθμός από κριτές έχουν δώσει στο άρθρο. Ομοίως, η «εξειδίκευση του χρήστη» (“user expertise”) προέρχεται απευθείας από το επίπεδο ποιότητας των συνεισφορών τις οποίες έχει κάνει ένας χρήστης σε μία συγκεκριμένη κατηγορία άρθρων.

Επιπρόσθετα, ένας σημαντικός παράγοντας ο οποίος αναμένεται να επηρεάσει την επιτυχία του CorpWiki είναι η θέληση των ομότιμων χρηστών να κάνουν μία συνεισφορά ή μία κριτική μόλις τους ζητηθεί κάτι τέτοιο από το σύστημα. Επομένως, το «ποσοστό αποδοχής» (“acceptance ratio”) για κάθε χρήστη υπολογίζεται επίσης ως το ποσοστό των συνεισφορών που έχει κάνει ο χρήστης μόλις του ζητηθεί από το σύστημα επί του συνολικού αριθμού αιτήσεων για συνεισφορά που έχει λάβει ο χρήστης. Το ποσοστό αποδοχής που αφορά τις κριτικές του κάθε χρήστη υπολογίζεται με παρόμοιο τρόπο. Επομένως, τα προφίλ συνεισφέροντος και κριτή αποτελούνται από την εξειδίκευσή τους σε μία συγκεκριμένη κατηγορία, το ποσοστό αποδοχής και την κατηγορία. Το προφίλ κάθε άρθρου αποτελείται από την τρέχουσα ποιότητα στην οποία έχει φθάσει το άρθρο και τη γνωστική κατηγορία στην οποία ανήκει. Το σύστημα αποθηκεύει το προφίλ κάθε ομότιμου χρήστη όπως και το προφίλ του κάθε άρθρου και να αναβαθμίζει αναλόγως.

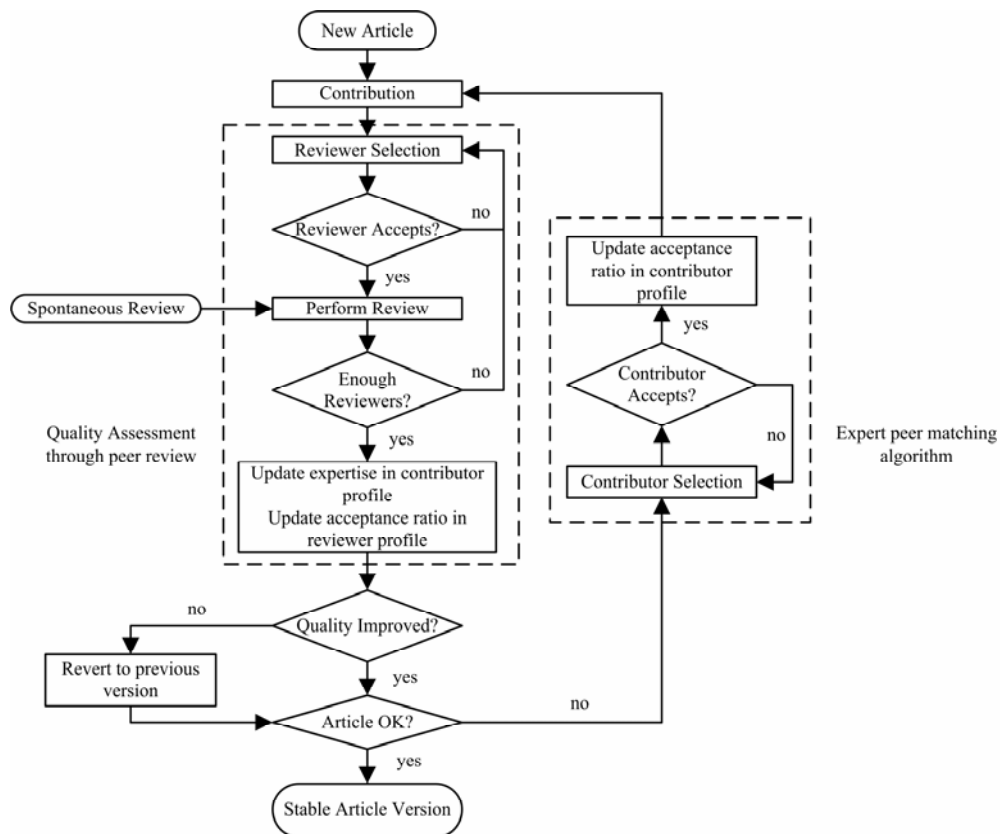
3.3.3 Λειτουργικότητα του CorpWiki

Η λειτουργικότητα του συστήματος μπορεί να περιγραφεί ως ακολούθως: Μόλις ένα νέο άρθρο εισαχθεί στο σύστημα, ή γίνει μία νέα συνεισφορά πάνω σε ένα υπάρχον άρθρο, αυτή υφίσταται έναν έλεγχο εκτίμησης της ποιότητάς της, ο οποίος εκτελείται μέσω της διαδικασίας ομότιμης αξιολόγησης (peer review process). Μέσω αυτής της διαδικασίας, το σύστημα επιλέγει μία ομάδα από κριτές για να εκτιμήσουν την ποιότητα του άρθρου. Οι πιο κατάλληλοι κριτές είναι αυτοί οι οποίοι επιδεικνύουν και υψηλή εξειδίκευση και υψηλό ποσοστό αποδοχής στη γνωστική κατηγορία του άρθρου. Μόλις ένας ικανοποιητικός αριθμός από κριτές έχει αποδεχθεί

και έχει διεξάγει την κριτική του, το σύστημα αναβαθμίζει το προφίλ κάθε κριτή ο οποίος έλαβε μία αίτηση από το σύστημα. Ο αριθμός των κριτών οι οποίοι ανατίθεται σε ένα άρθρο μπορεί να είναι είτε στατικός, καθοριζόμενος από τη διοίκηση του οργανισμού ανάλογα με τους ανθρώπινους πόρους τους οποίους επιθυμεί να δεσμεύσει, είτε δυναμικός, με βάση το αν οι κριτές έχουν καθορίσει με ένα συγκεκριμένο ποσοστό βεβαιότητας ότι το άρθρο έχει ικανοποιητική ποιότητα ή ότι απαιτεί περαιτέρω βελτιώσεις.

Στη συνέχεια, αν το άρθρο βρεθεί ότι έχει μη ικανοποιητική ποιότητα, δηλαδή ότι δεν έχει ξεπεράσει ένα προκαθορισμένο κατώφλι ποιότητας, τότε λαμβάνει χώρα η διαδικασία επιλογής του επόμενου συνεισφέροντος. Η διαδικασία αυτή ελέγχεται από τον αλγόριθμο EPM, ο οποίος προσπαθεί να εντοπίσει τον πιο κατάλληλο συνεισφέροντα για το συγκεκριμένο άρθρο. Η λειτουργικότητα του αλγορίθμου EPM περιγράφεται αναλυτικά στη συνέχεια αυτής της ενότητας. Μόλις ένας ομότιμος χρήστης, ο οποίος έχει επιλεγεί από τον αλγόριθμο, συνεισφέρει στο άρθρο, αυτό υφίσταται μία ακόμη αξιολόγηση με τον ίδιο τρόπο ο οποίος περιγράφηκε παραπάνω. Οι διαδικασίες συνεισφοράς, κριτικής και συνδυασμού ομότιμων ειδικών μπορεί να επαναληφθούν αρκετές φορές μέχρι το εισερχόμενο άρθρο να ξεπεράσει το κατώφλι ποιότητας.

Τα άρθρα τα οποία έχουν αποκτήσει ένα ικανοποιητικό επίπεδο ποιότητας επισημαίνονται από το σύστημα ως «σταθερές εκδόσεις» (“stable versions”), ενώ τα άρθρα τα οποία βρίσκονται υπό τη διαδικασία κρίσης ή συνεισφοράς επισημαίνονται ως «λειτουργικές εκδόσεις» (“working versions”). Οι χρήστες μπορούν να επιλέξουν να ειδοποιούνται από το σύστημα για την τρέχουσα κατάσταση μίας λειτουργικής έκδοσης ενός άρθρου – για παράδειγμα για το ότι το άρθρο βρίσκεται υπό κρίση ή υπό βελτίωση. Επιπλέον, μόλις ένα άρθρο έχει φθάσει σε μία σταθερή έκδοση, παρατίθενται οι χρήστες που συνεισέφεραν σε αυτό, για να αναγνωριστεί η συμβολή τους στη συγγραφή του και έτσι να παρακινηθούν οι χρήστες να συνεχίσουν να συνεισφέρουν. Τέλος, το CorpWiki διατηρεί τον wiki χαρακτήρα του με το να επιτρέπει στους χρήστες να αλληλεπιδρούν εθελοντικά με ένα άρθρο σε οποιαδήποτε στιγμή, ακόμη και αφού το άρθρο έχει φθάσει σε μία σταθερή έκδοση. Το σχήμα 17 παρουσιάζει μία επισκόπηση του προτεινόμενου συστήματος.



Σχήμα 17. Επισκόπηση της λειτουργίας του συστήματος CorpWiki

3.3.4 Μέθοδος συνδυασμού ομότιμων ειδικών με χρήση της τεχνικής των νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης

Ο αλγόριθμος EPM χρησιμοποιείται για την επιλογή των πιο κατάλληλων ομότιμων χρηστών οι οποίοι θα συνεισφέρουν και θα βελτιώσουν ένα άρθρο. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί μία δημοφιλή τεχνική μηχανικής μάθησης, τα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNN), για να υπολογίσει την ποιότητα την οποία θα παρουσίαζε η συνεισφορά κάθε χρήστη αν ανατίθετο σε αυτόν το συγκεκριμένο άρθρο. Ειδικότερα, ο αλγόριθμος EPM υλοποιεί έναν αριθμό από FFNN για να προσεγγίσει τη συνάρτηση η οποία αποτυπώνει την τρέχουσα ποιότητα του άρθρου και το προφίλ ενός ομότιμου χρήστη, στην ποιότητα την οποία αυτό το άρθρο θα έχει αν ο συγκεκριμένος χρήστης συνεισφέρει στη βελτίωση του άρθρου. Ο αριθμός των FFNN τα οποία χρησιμοποιούνται από τον αλγόριθμο είναι ίσος με τον αριθμός των γνωστικών κατηγοριών οι οποίες υπάρχουν στο σύστημα CorpWiki. Κάθε ένα από αυτά τα FFNN προσεγγίζει την πιο κάτω συνάρτηση:

$$RAQ = f(CAQ, PEX, ACR), \quad (1)$$

, όπου η έξοδος του δικτύου RAQ (Resulting Article Quality) αποτελεί την τελική ποιότητα του άρθρου, δηλαδή την ποιότητα του άρθρου μετά τη συνεισφορά του συγκεκριμένου χρήστη. Τα δεδομένα εισόδου του FFNN αποτελούνται από την τρέχουσα ποιότητα του άρθρου, CAQ (Current Article Quality), την εξειδίκευση του ομότιμου χρήστη PEX (Peer EXpertise) και το ποσοστό αποδοχής του χρήστη ACR (ACceptance Ratio). Το στοιχείο CAQ υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των βαθμολογιών τις οποίες η τρέχουσα έκδοση του άρθρου έχει λάβει μέσω της διαδικασίας ομότιμης αξιολόγησης:

$$CAQ = \frac{\sum_{j=1}^n AG_j}{n}, \quad (2)$$

, όπου AG (Article Grade) είναι η βαθμολογία του άρθρου και n είναι ο αριθμός των κριτών οι οποίοι βαθμολόγησαν το τρέχον άρθρο. Τα στοιχεία PEX και ACR αναφέρονται και τα δύο στη γνωστική κατηγορία στην οποία ανήκει το άρθρο. Το PEX υπολογίζεται ως ο μέσος βαθμός την οποία έλαβαν οι συνεισφορές του ομότιμου χρήστη στη γνωστική κατηγορία του συγκεκριμένου άρθρου:

$$PEX = \frac{\sum_{j=1}^m PCG_j}{m}, \quad (3)$$

, όπου το PCG (Peer Contribution Grade) είναι ο βαθμός της συνεισφοράς του ομότιμου χρήστη και m είναι ο αριθμός των συνεισφορών οι οποίες έγιναν από το συγκεκριμένο χρήστη. Σε περίπτωση νέων χρηστών, δίνεται στο PCG μία αρχική τιμή ίση με 0.5 όπως περιγράφεται στο τέλος αυτής της ενότητας.

Το ACR υπολογίζεται ως το ποσοστό του αριθμού των συνεισφορών τις οποίες έκανε ο συγκεκριμένος ομότιμος χρήστης μετά από ανάθεση του συστήματος (ACRQ - Accepted ReQuests), ενώ το TRQ (Total ReQuests) αναφέρεται στο συνολικό αριθμό αιτήσεων για συνεισφορά τις οποίες έλαβε ο χρήστης, στη γνωστική κατηγορία που ανήκει το άρθρο:

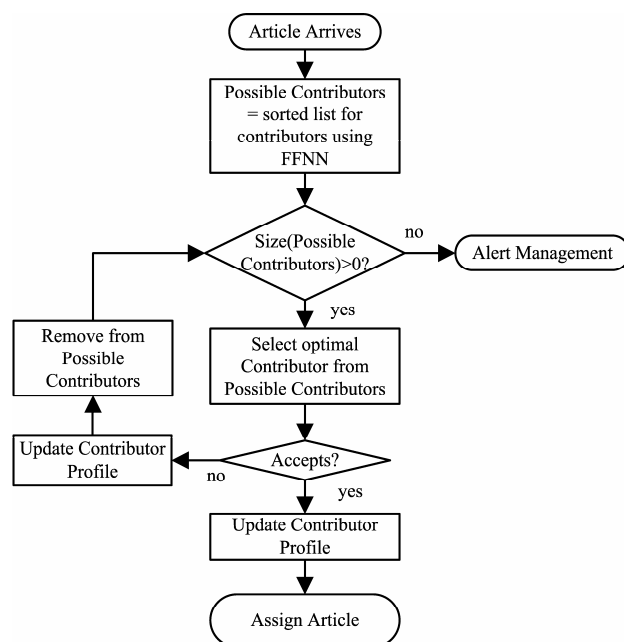
$$ACR = \frac{ACRQ}{TRQ} \quad (4)$$

Την πρώτη φορά που εφαρμόζεται, ο EPM αναθέτει με τυχαίο τρόπο συνεισφέροντες σε άρθρα, μέχρις ότου συλλεχθεί ένας ικανοποιητικός αριθμός δεδομένων. Αυτά τα δεδομένα είναι απαραίτητα τόσο για την εκπαίδευση των FFNN όσο και για τη δημιουργία των αρχικών προφίλ χρηστών που θα χρησιμοποιηθούν από τον αλγόριθμο EPM για την επιλογή του πιο κατάλληλου συνεισφέροντος. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος διασπά τα δεδομένα που συνέλλεξε σε τρεις ξεχωριστές ομάδες δεδομένων, την ομάδα εκπαίδευσης, την ομάδα επικύρωσης και την ομάδα εξέτασης. Κατόπιν, τα δεδομένα εκπαίδευσης και επικύρωσης χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, ενώ η απόδοσή τους ελέγχεται στο σύνολο δεδομένων εξέτασης.

Τα δίκτυα τα οποία έχουν πετύχει ικανοποιητικά αποτελέσματα απόδοσης χρησιμοποιούνται στη συνέχεια από τον αλγόριθμο για τον υπολογισμό της ποιότητας της συνεισφοράς των νέων χρηστών. Ειδικότερα, μόλις φθάσει ένα άρθρο, ο αλγόριθμος EPM χρησιμοποιεί το, εκπαιδευμένο για τη συγκεκριμένη κατηγορία στην οποία ανήκει το άρθρο, νευρωνικό δίκτυο FFNN για να υπολογίσει την ποιότητα του άρθρου αν αυτό δινόταν σε κάθε έναν από τους χρήστες. Για να το πετύχει αυτό, τροφοδοτεί το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο με την τρέχουσα ποιότητα του άρθρου καθώς και με το προφίλ κάθε χρήστη. Στη συνέχεια, με βάση την εκτίμηση την οποία το FFNN έχει κάνει για κάθε πιθανό συνεισφέροντα, ταξινομεί τους χρήστες με φθίνουσα εκτιμώμενη διάταξη ποιότητας.

Στη συνέχεια, επιλέγει τον πιο κατάλληλο ομότιμο χρήστη για να συνεισφέρει χρησιμοποιώντας την προαναφερθείσα ταξινομημένη λίστα. Η διαδικασία επιλογής μπορεί να χρησιμοποιήσει διαφορετικές πολιτικές οι οποίες αναφέρονται με λεπτομέρεια στην ενότητα 3.4. Οι ομότιμοι χρήστες οι οποίοι λαμβάνουν μία αίτηση συστήματος για να συνεισφέρουν μπορούν είτε να την αποδεχθούν είτε να την απορρίψουν και το ποσοστό αποδοχής τους αναβαθμίζεται ανάλογα. Θα πρέπει ωστόσο να τονιστεί ότι το ίδιο άρθρο δεν ανατίθεται δύο φορές στον ίδιο συνεισφέροντα καθώς σε αυτή την περίπτωση δεν αναμένεται να προκύψουν σημαντικές βελτιώσεις, ενώ ένα άλλο άτομο πιθανόν να συνεισέφερε νέα γνώση και προοπτική στο άρθρο. Ο αλγόριθμος υλοποιεί το παραπάνω διατηρώντας μία λίστα από ομότιμους χρήστες οι οποίοι έχουν ήδη συνεισφέρει στο άρθρο. Οι συνεισφέροντες σε αυτή τη λίστα δεν περιλαμβάνονται στη λίστα των πιθανών χρηστών η οποία εξετάζεται από τον αλγόριθμο EPM κατά τη διάρκεια της επιλογής

ομότιμων χρηστών για το συγκεκριμένο άρθρο. Η προαναφερθείσα διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου ένας ομότιμος χρήστης δεχθεί να συνεισφέρει. Μία επισκόπηση του αλγορίθμου EPM παρουσιάζεται στο σχήμα 18.



Σχήμα 18. Ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων χρηστών (EPM)

Τα προφίλ των χρηστών οι οποίοι δεν έχουν ακόμη συνεισφέρει ούτε λάβει αίτηση συστήματος για συνεισφορά σε μία συγκεκριμένη κατηγορία αρχικοποιούνται στη συγκεκριμένη κατηγορία σε μία προκαθορισμένη τιμή ίση με 0.5. Το ποσοστό αποδοχής που έχει ο κάθε συνεισφέροντας τίθεται σε τιμή ίση με 0.5, και στη συνέχεια αυξάνεται ή μειώνεται με βάση τη θέληση του να συνεισφέρει μετά από αίτηση του συστήματος. Τέλος, τα δίκτυα εκπαιδεύονται περιοδικά για να περιλαμβάνουν νέα δεδομένα τα οποία έχουν ληφθεί από την τελευταία εκπαίδευση. Αυτή η διαδικασία γίνεται για να μπορέσει το σύστημα να χρησιμοποιήσει όλη τη διαθέσιμη πληροφορία, η οποία περιλαμβάνει τα ζεύγη παραδειγμάτων που έφθασαν πρόσφατα ώστε να κάνει πιο ακριβείς εκτιμήσεις του αναμενόμενου αποτελέσματος. Η περίοδος επανεκπαίδευσης του δικτύου εξαρτάται από το ρυθμό με τον οποίο αυξάνουν τα δεδομένα, καθώς και το πόσο το μοντέλο που έχει προσεγγισθεί αλλάζει με το χρόνο. Μία πιθανή μέθοδος καθορισμού αυτού του χρονικού διαστήματος είναι μέσω της παρακολούθησης της χειροτέρευσης στην απόδοση του συστήματος, ως προς την ικανότητά του να γενικεύει πάνω στα νέα εισερχόμενα δεδομένα.

3.3.5 Πολιτικές CorpWiki

Ένα σημαντικό στοιχείο το οποίο το προτεινόμενο σύστημα ενσωματώνει είναι ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί μαζί με διαφορετικές πολιτικές τις οποίες καθορίζει ο οργανισμός, σχετικά με τον αριθμό των κριτών οι οποίοι θα ανατεθούν σε κάθε μία έκδοση του άρθρου, καθώς και ως προς το κατώφλι ποιότητας το οποίο θεωρείται επαρκές. Επιπλέον, διαφορετικές πολιτικές μπορούν να συσχετισθούν με την εξίσωση η οποία χρησιμοποιείται για να υπολογίσει την ποιότητα του άρθρου. Για παράδειγμα, αυτή μπορεί να είναι ο απλός μέσος όρος των βαθμολογιών που έδωσαν οι κριτές για το άρθρο ή ένας σταθμισμένος μέσος όρος που βασίζεται στην εξειδίκευση του κάθε κριτή. Επιπρόσθετα, η ενεργοποίηση του αλγόριθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών μπορεί να υπόκειται σε διαφορετικές πολιτικές. Για παράδειγμα, μία πολιτική μπορεί να υποδεικνύει ότι η ποιότητα ενός άρθρου είναι ο μοναδικός παράγοντας ο οποίος καθορίζει την ανάγκη για βελτίωση του άρθρου, και μία δεύτερη πολιτική μπορεί να υποδεικνύει ότι η ποιότητα επίσης εξαρτάται από τον αριθμό των συνεισφορών τις οποίες το άρθρο έχει ήδη λάβει.

Ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών μπορεί επίσης να υιοθετήσει διαφορετικές πολιτικές επιλογής. Αυτές μπορεί να περιλαμβάνουν την πολιτική εύρεσης του πιο κατάλληλου ειδικού (most-appropriate-expert based), η οποία στοχεύει στο να επιταχύνει τις διαδικασίες με το να επιλέγει το χρήστη με την υψηλότερη εκτιμώμενη ποιότητα συνεισφοράς. Επίσης μία ακόμη πολιτική μπορεί να είναι η βασισμένη στη δικαιοσύνη πολιτική, η οποία λαμβάνει υπόψη της και το φόρτο εργασίας που έχει ο κάθε χρήστης αλλά και την εκτιμώμενη ποιότητα της συνεισφοράς του κάθε χρήστη. Υβριδικές πολιτικές οι οποίες συνδυάζουν τις ανωτέρω πολιτικές μπορούν επίσης να υιοθετηθούν.

Για να μετρήσουμε τη δικαιοσύνη στην κατανομή του φόρτου εργασίας, χρησιμοποιούμε το δείκτη δικαιοσύνης Jaine's (Jaine's fairness index) [54]:

$$f(x_1, \dots, x_n) = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2}{n \sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad (5)$$

όπου x_i είναι ο αριθμός των άρθρων που ανατίθεται στο χρήστη i και n είναι ο συνολικός αριθμός από άτομα τα οποία εμπλέκονται. Αν ο χρήστης k κάνει μία επιπρόσθετη συνεισφορά, τότε ο φόρτος εργασίας αυτού του χρήστη γίνεται $x_k + 1$ και ο δείκτης δικαιοσύνης θα είναι:

$$f(x_1, \dots, x_n) = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i + 1\right)^2}{n \left(\sum_{i=1}^{k-1} x_i^2 + (x_k + 1)^2 + \sum_{i=k+1}^n x_i^2 \right)} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i + 1\right)^2}{n \left(\sum_{i=1}^{k-1} x_i^2 + x_k^2 + 2x_k + 1 + \sum_{i=k+1}^n x_i^2 \right)} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i + 1\right)^2}{n \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 + 2x_k + 1 \right)} \quad (6)$$

Λόγω του ότι $x_k \geq 0$, η δικαιοσύνη f μεγιστοποιείται όταν το x_k έχει τη μικρότερη τιμή του. Έτσι, ο χρήστης ο οποίος θα μεγιστοποιήσει τη δικαιοσύνη αν επιλεγεί είναι αυτός με το μικρότερο x_k . Επιπλέον, θεωρούμε την επόμενη εξίσωση για την καταλληλότητα (fitness) του χρήστη k :

$$fitness_k = RAQ_k^p \left(\frac{1}{x_k} \right)^{1-p}, \quad (7)$$

όπου RAQ_k είναι η εκτιμώμενη ποιότητα του άρθρου αν ο χρήστης k επιλεγεί και p είναι μία σταθερά στο διάστημα $[0,1]$.

Για $p=0$ η καταλληλότητα ενός χρήστη μειώνεται όσο αυξάνεται ο φόρτος εργασίας του x_k (εξίσωση 7). Έτσι, οι χρήστες με το μικρότερο φόρτο εργασίας x_k θα έχουν μεγαλύτερες τιμές καταλληλότητας και άρα η επιλογή τους θα καταλήξει σε υψηλότερα επίπεδα δικαιοσύνης λόγω της εξίσωσης (6). Παρομοίως, οι χρήστες με υψηλό φόρτο εργασίας θα έχουν χαμηλή τιμή καταλληλότητας κάτι το οποίο υποδεικνύει ότι η επιλογή τους θα δώσει χαμηλά επίπεδα δικαιοσύνης. Έτσι, η τιμή $p=0$ οδηγεί στον υψηλότερο βαθμό δικαιοσύνης και στην πολιτική δικαιοσύνης (fairness-based policy). Για $p=1$, η καταλληλότητα ενός χρήστη είναι ίση με την τιμή RAQ του χρήστη αυτού και δεν εξαρτάται από το φόρτο εργασίας ο οποίος έχει ήδη δοθεί στο χρήστη. Έτσι, σε αυτή την περίπτωση η επιλογή του χρήστη δεν λαμβάνει υπόψη της τη δικαιοσύνη και επιλέγει τους χρήστες με βάση μόνο την εκτιμώμενη ποιότητα την οποία η συνεισφορά τους θα δώσει στο άρθρο, οδηγώντας έτσι στην πολιτική του καταλληλότερου ειδικού (most-appropriate-expert-based policy). Ενδιάμεσες τιμές της μεταβλητής p οδηγούν σε πιο ισορροπημένες πολιτικές όπου συνεκτιμάται και ο παράγοντας της δικαιοσύνης και ο παράγοντας της εκτιμώμενης ποιότητας της συνεισφοράς.

3.3.6 Μελέτη χρήσης του CorpWiki στη διαχείριση κινδύνων

Στην προηγούμενη ενότητα παρουσιάστηκε η βασική λειτουργικότητα του συστήματος CorpWiki. Ωστόσο, για να δημιουργήσει αξία για τον οργανισμό, το CorpWiki πρέπει να ενσωματωθεί στα επιχειρηματικά πεδία τα οποία η εταιρεία επιθυμεί να υποστηρίξει. Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζουμε μία πρακτική περίπτωση χρήσης της εφαρμογής του CorpWiki στο πεδίο της διαχείρισης κινδύνων, μία εταιρική διεργασία με στρατηγική σημασία για τον οργανισμό. Η διαχείριση κινδύνων αναφέρεται στον εντοπισμό των κινδύνων οι οποίοι επηρεάζουν έναν οργανισμό, καθώς και στα αντίστοιχα μέτρα που μπορούν να ληφθούν για την πρόληψή τους. Τυπικά, η διαχείριση κινδύνων σε κάθε οργανισμό πραγματοποιείται μέσω ενός περιορισμένου αριθμού ειδικών οι οποίοι εντοπίζουν και αξιολογούν τους πιθανούς κινδύνους και προτείνουν τις αναγκαίες λύσεις [18]. Ωστόσο, το απαιτητικό περιβάλλον – λόγω της παγκοσμιοποίησης, των συγχωνεύσεων (mergers and acquisitions) και του εξωπορισμού (outsourcing) – στο οποίο λειτουργούν οι σύγχρονες επιχειρήσεις, καθιστά τη φύση των κινδύνων πολύ περίπλοκη και απαιτητική για να αντιμετωπιστεί αποδοτικά με χρήση περιορισμένων πόρων από ειδικούς. Επιπρόσθετα, η διαχείριση κινδύνων είτε ένα έργο περισσότερο δημιουργικό και λιγότερο ρουτίνας, και ως τέτοιο θα ωφελείτο τα μέγιστα από το συνδυασμό εξειδίκευσης και των ιδεών οι οποίες θα προέρχονται από όλα τα στρώματα του οργανισμού. Τέλος, λόγω του ότι η λήψη αποφάσεων η οποία βασίζεται στα αποτελέσματα της διαχείρισης κινδύνων επηρεάζει σημαντικά τη βιωσιμότητα του οργανισμού, η διασφάλιση της ποιότητας της πληροφορίας των κινδύνων είναι επίσης ένα ακόμη κρίσιμο προαπαιτούμενο. Οι δυνατότητες του CorpWiki στο να εντοπίζει την ειδίκευση ανάμεσα σε ολόκληρο το εταιρικό δίκτυο και στο να διασφαλίζει την ποιότητα της συγκεντρωθείσας πληροφορίας, σε συνδυασμό με τη σπουδαιότητα που έχει η διαχείριση κινδύνων για τον οργανισμό, καθιστούν αυτή τη διαδικασία μία ιδανική περίπτωση χρήσης για να καταδειχθούν οι προοπτικές του συστήματος στο να δημιουργεί αξία για τον οργανισμό.

Σε αυτή την περίπτωση χρήσης, το CorpWiki λαμβάνει συνεισφορές σχετικές με τους κινδύνους από όλα τα στρώματα του οργανισμού, γεγονός το οποίο αναμένεται να καταλήξει σε πιο πλήρη και στέρεα κάλυψη των εταιρικών κινδύνων. Στη

συνέχεια, η ποιότητα της εισαχθείσας πληροφορίας βελτιώνεται εσωτερικά, μέσω της ευφυούς επιλογής των ειδικών στον εκάστοτε κίνδυνο, όπως αυτοί έχουν εντοπιστεί από του ομότιμους χρήστες. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνονται δύο στόχοι: ο εντοπισμός των κινδύνων και η αξιολόγησή τους γίνεται από ειδικούς στον τομέα, ενώ η επιλογή των ειδικών δεν περιορίζεται σε ένα μικρό αριθμό ατόμων αλλά περιλαμβάνει δυνητικά όλους τους υπαλλήλους του οργανισμού. Επομένως, η συλλογική ευφυΐα του οργανισμού προωθείται και χρησιμοποιείται για να φθάσουμε σε πιο ενημερωμένες αποφάσεις σχετικά με τους κινδύνους που αντιμετωπίζει ο οργανισμός, καθώς και για να προλάβουμε και να μειώσουμε τις επιπτώσεις των κινδύνων πιο αποδοτικά.

3.3.6.1 Περιγραφή της εφαρμογής του CorpWiki στη διαχείριση κινδύνων

Όπως κάθε σύστημα το οποίο εφαρμόζεται σε μία συγκεκριμένη εταιρική διεργασία, το βασικό CorpWiki σύστημα ενδέχεται να απαιτεί συγκεκριμένη προσαρμογή για να ταιριάζει στις ανάγκες της συγκεκριμένης διαδικασίας διαχείρισης κινδύνων. Επιπλέον, το CorpWiki μπορεί να συνεργαστεί με επιπρόσθετα στοιχεία, εξειδικευμένα για τη συγκεκριμένη εφαρμογή.

Στη γενική προσέγγιση CorpWiki, κάθε άρθρο αποτελείται από μία κειμενική περιγραφή και ένα αριθμητικό τμήμα το οποίο αντιστοιχεί στη βαθμολογία της ποιότητάς του. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή του CorpWiki στο πεδίο της διαχείρισης κινδύνων η κειμενική περιγραφή κάθε άρθρου, στο οποίο από εδώ και στο εξής θα αναφερόμαστε ως άρθρο κινδύνου, αποτελείται από το όνομα του κινδύνου, την περιγραφή και την προτεινόμενη λύση του. Για να μετρηθεί η ποιότητα του άρθρου κινδύνου χρησιμοποιούνται δύο αριθμητικές τιμές οι οποίες αξιολογούν την πληρότητα της περιγραφής και την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης λύσης. Έτσι, το άρθρο κινδύνου είναι ένα στιγμιότυπο (instantiation) της βασικής σελίδας wiki, προσαρμοσμένο κατάλληλα στις απαιτήσεις της εφαρμογής διαχείρισης κινδύνων. Επιπλέον, σε κάθε άρθρο κινδύνου χρησιμοποιούνται δύο επιπρόσθετα, εξειδικευμένα για τη διαχείριση κινδύνων στοιχεία: ο αναμενόμενος αντίκτυπος και η πιθανότητα εμφάνισης του κινδύνου ο οποίος περιγράφεται στο άρθρο. Ο αντίκτυπος αναφέρεται στη σπουδαιότητα που έχουν οι πιθανές επιπτώσεις του κινδύνου, ενώ η πιθανότητα εμφάνισης του κινδύνου εκφράζει το πόσο πιθανές είναι αυτές οι

επιπτώσεις. Κάθε ένα από αυτά τα δύο στοιχεία αντιστοιχεί σε μία αριθμητική τιμή σε κλίμακα 1-3, όπου το 1 αντιπροσωπεύει χαμηλό και το 3 αντιπροσωπεύει υψηλό αντίκτυπο ή πιθανότητα εμφάνισης.

Μόλις ένα συγκεκριμένο άρθρο κινδύνου εισέρχεται στο CorpWiki, το σύστημα λαμβάνει όλες τις αναγκαίες ενέργειες ώστε να το φθάσει σε ικανοποιητικά επίπεδα ποιότητας, όπως περιγράψαμε νωρίτερα στην ενότητα 3.3.2. Ειδικότερα, κάθε εισερχόμενο άρθρο κινδύνου υφίσταται μία διαδικασία ομότιμης αξιολόγησης κατά τη διάρκεια της οποίας οι κριτές αξιολογούν την ποιότητα του ως προς την πληρότητα της περιγραφής και την αποτελεσματικότητα της λύσης. Αν στο τέλος της διαδικασίας ομότιμης αξιολόγησης ο μέσος όρος ενός από αυτά τα δύο πέσει κάτω από ένα προκαθορισμένο κατώφλι, τότε ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών επιλέγει τον κατάλληλο συνεισφέροντα χρήστη οποίος θα βελτιώσει το άρθρο. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου το άρθρο κινδύνου φθάσει σε ικανοποιητικά επίπεδα ποιότητας τόσο ως προς την περιγραφή όσο και ως προς την προτεινόμενη λύση του. Καθ' όλη τη διάρκεια της προαναφερθείσας διαδικασίας και οι κριτές και οι συνεισφέροντες μπορούν να βαθμολογήσουν τον αντίκτυπο και την πιθανότητα του κινδύνου να συμβεί. Αυτό επιτρέπει στο σύστημα να συλλέξει όσο το δυνατόν περισσότερες αξιολογήσεις εργαζομένων και να χρησιμοποιήσει αυτή την πληροφορία για να φθάσει σε πιο ακριβείς υπολογισμούς. Η συνάθροιση του αντίκτυπου και της πιθανότητας του κινδύνου να συμβεί καθώς και η χρήση αυτής της συνάθροισης περιγράφονται με περισσότερη λεπτομέρεια αργότερα μέσα στην ενότητα.

Με αυτόν τον τρόπο το CorpWiki, αν εφαρμοστεί στο πεδίο της διαχείρισης κινδύνων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να συγκεντρώσει τις συλλογικές ικανότητες των εργαζομένων με δύο τρόπους: πρώτον για να βελτιώσει την ποιότητα κάθε άρθρου κινδύνου και δεύτερον, για να λάβει πιο ακριβείς υπολογισμούς για τον αντίκτυπο και την πιθανότητα εμφάνισης του κινδύνου, ώστε να οδηγήσει σε μία πιο αποδοτική διαδικασία διαχείρισης κινδύνων. Ένας αριθμός από στοιχεία μπορούν να συνεργαστούν με το σύστημα CorpWiki, για να υπηρετήσουν καλύτερα τους εξειδικευμένους στόχους της διαχείρισης κινδύνων:

3.3.6.1 Στοιχείο κατηγοριοποίησης

Αυτό το στοιχείο είναι υπεύθυνο για την ορθή κατηγοριοποίηση των κινδύνων στο σχετικό γνωστικό πεδίο του, σύμφωνα με την ταξινόμηση (taxonomy) κινδύνων η οποία συνήθως υπάρχει στο πλαίσιο διαχείρισης κινδύνων του οργανισμού [18]. Το στοιχείο κατηγοριοποίησης οδηγεί τους χρήστες στο να εισάγουν κάθε νέο κίνδυνο στο ακριβές γνωστικό πεδίο στο οποίο ο κίνδυνος λογικά συσχετίζεται, χρησιμοποιώντας μία προσέγγιση ερωτήσεων από πάνω προς τα κάτω (top-down question approach) μέσα στην ταξινόμηση διαχείρισης κινδύνων. Για να διασφαλισθεί ότι ο κάθε κίνδυνος θα κατηγοριοποιηθεί σωστά, μπορεί να ενεργοποιηθεί περιοδικά ένας από τους δημοφιλείς αλγορίθμους κατηγοριοποίησης, οι οποίοι αναφέρονται στην ενότητα 3.1. Οι αλγόριθμοι μπορούν να ενεργοποιηθούν επίσης κατά την εισαγωγή ενός νέου κινδύνου για να εντοπίσουν πιθανά διπλότυπα ή λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις της πληροφορίας κινδύνων.

3.3.6.2 Στοιχείο αλληλεπίδρασης με το χρήστη

Αυτό το στοιχείο ελέγχει την αλληλεπίδραση των χρηστών, και πιο συγκεκριμένα τις συνεισφορές ή τις κριτικές, με ένα άρθρο κινδύνου. Αυτές οι αλληλεπιδράσεις μπορούν να αρχικοποιηθούν είτε από έναν χρήστη ή να ζητηθούν από το σύστημα. Αυτό το στοιχείο είναι υπεύθυνο για τη διατήρηση ομοιογένειας της πληροφορίας σε κάθε νέο ή αναβαθμισμένο άρθρο κινδύνου, μέσω της καθοδήγησης των χρηστών, με μία σειρά βημάτων, προς την συμπλήρωση όλων των στοιχείων του άρθρου κινδύνου. Επιπλέον, αυτό το στοιχείο είναι υπεύθυνο για την αναβάθμιση κάθε άρθρου κινδύνου με νέα πληροφορία σχετικά με την ποιότητά του.

3.3.6.3. Στοιχείο υπολογισμού του επιπέδου κινδύνου

Αυτό το στοιχείο λαμβάνει όλες τις αξιολογήσεις τις οποίες κάνουν οι χρήστες σχετικά με τον αντίκτυπο και την πιθανότητα εμφάνισης κάθε κινδύνου και τις συναθροίζει, μέσω πλειοψηφικής ψηφοφορίας (majority voting), για να υπολογίσει το συνολικό αντίκτυπο και τη συνολική πιθανότητα εμφάνισης του συγκεκριμένου κινδύνου. Στη συνέχεια, συνδυάζοντας το συνολικό αντίκτυπο και τη συνολική πιθανότητα εμφάνισης, το στοιχείο υπολογίζει το επίπεδο του κινδύνου [52]. Κάθε φορά που γίνεται μία νέα αξιολόγηση στον αντίκτυπο ή την πιθανότητα εμφάνισης

ενός συγκεκριμένου κινδύνου, αυτή συναθροίζεται με τις αντίστοιχες προηγούμενες τιμές και το επίπεδο του κινδύνου αναβαθμίζεται ανάλογα.

3.3.6.4 Στοιχείο προτάσεων

Η αναφορά κινδύνων και η δημιουργία προτάσεων σχετικά με αυτούς ελέγχεται από το στοιχείο προτάσεων, το οποίο επιτρέπει στη διοίκηση να καταγράφει του πιθανούς κινδύνους και να τους φιλτράρει με βάση το επίπεδό τους, την κατηγορία στην οποία ανήκουν και την αποτελεσματικότητα της λύσης τους. Όντας ικανή να εξετάσει με ευκολία μία ποικιλία από κατηγορίες κινδύνων, η διοίκηση διευκολύνεται στο να ανταπεξέλθει πιο αποδοτικά στο καθήκον της διαχείρισης κινδύνων και της λήψης αποφάσεων σχετικά με αυτούς.

3.3.6.5 Στοιχείο μέτρησης της συνεργασίας

Η διαδικασία της μέτρησης της συνεργασίας, η οποία επιτυγχάνεται μέσω του στοιχείου αυτού, μετρά τα επίπεδα ενασχόλησης των εργαζομένων με το σύστημα. Λόγω του ότι η συνεργασία είναι ένα σημαντικό κομμάτι του προτεινόμενου συστήματος, όπως και όλων των συστημάτων τα οποία βασίζονται στη φιλοσοφία Web 2.0, αυτό το στοιχείο στοχεύει στο να χρησιμοποιηθεί για να αναγνωρίσει τις προσπάθειες των εργαζομένων και να ενθαρρύνει την περαιτέρω συμμετοχή τους. Σε ατομικό επίπεδο, το στοιχείο μέτρησης της συνεργασίας μετρά τη συμμετοχή την οποία δείχνουν οι χρήστες στο σύστημα CorpWiki. Αυτή η πληροφορία μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για να αναδείξει τους χρήστες με την υψηλότερη συμμετοχή (top-participating users), ως ένα βασισμένο στη φήμη (reputation-based) κίνητρο το οποίο αναγνωρίζει τις προσπάθειές τους. Η πληροφορία σχετικά με τους χρήστες οι οποίοι επιδεικνύουν χαμηλή συμμετοχή δεν θα είναι διαθέσιμη από το στοιχείο μέτρησης της συνεργασίας καθώς κάτι τέτοιο θα δρούσε με αποθαρρυντικό τρόπο, κάτι που δεν είναι ο στόχος του στοιχείου. Σε επίπεδο κοινότητας, η πληροφορία σχετικά με τη συμμετοχή η οποία παράγεται από το στοιχείο συνεργασίας μπορεί να δείξει την ολική χρήση του CorpWiki, έτσι ώστε στην περίπτωση που αυτή είναι χαμηλή η διοίκηση να παρέχει περισσότερα κίνητρα για την αύξηση της συμμετοχής, προωθώντας με αυτόν τον τρόπο το όφελος του οργανισμού από την επένδυση του στο σύστημα CorpWiki.

3.3.6.6 Στοιχείο παραγωγής ειδοποιήσεων

Αυτό το στοιχείο είναι υπεύθυνο για τη δημιουργία ειδοποιήσεων οι οποίες θα ενημερώνουν τη διοίκηση σχετικά με τους κινδύνους υψηλού επιπέδου οι οποίοι χρήζουν άμεσης δράσης. Το στοιχείο επίσης δημιουργεί alerts στην περίπτωση όπου ένας σημαντικός αριθμός θεμάτων έχουν δημιουργηθεί σε μία συγκεκριμένη κατηγορία κινδύνων, υποδεικνύοντας έτσι την ανάγκη διάσπασης της κατηγορίας σε υπό-κατηγορίες.

3.3.7. Αξιολόγηση Επίδοσης

Λόγω του ότι το προτεινόμενο σύστημα CorpWiki βασίζεται στη συνεργασία ενός μεγάλου αριθμού χρηστών για την ανάπτυξη και την αξιολόγηση άρθρων υψηλής ποιότητας, ένα τέτοιο σύστημα είναι δύσκολο να αξιολογηθεί πριν από τη λειτουργία του. Ωστόσο, κάποια από τα πλεονεκτήματα του προτεινόμενου συστήματος μπορούν να φανούν μέσω μοντελοποίησης προσομοίωσης. Έτσι, η αξιολόγηση της επίδοσης του προτεινόμενου συστήματος ολοκληρώθηκε σε δύο ξεχωριστές φάσεις: το σχεδιασμό των μοντέλων που θα χρησιμοποιηθούν κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης και την ίδια την προσομοίωση.

Η φάση του σχεδιασμού της αξιολόγησης επίδοσης περιλαμβάνει το σχεδιασμό των δύο στοιχείων τα οποία θα χρησιμοποιηθούν κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης, και πιο συγκεκριμένα τη *Γεννήτρια Πραγματικού Κόσμου (Real-World Generator)* και το *Μοντέλο Συστήματος CorpWiki (CorpWiki System Model)*. Το στοιχείο Real-World Generator χρησιμοποιείται για να παράγει τους ομότιμους χρήστες και τα χαρακτηριστικά τους, καθώς και την αλληλεπίδραση την οποία έχουν αυτοί οι χρήστες με το προτεινόμενο σύστημα. Το CorpWiki System Model περιέχει ένα σημαντικό υποσύνολο των αναγκαίων δεδομένων και της λογικής τα οποία αποτελούν το προτεινόμενο σύστημα, συμπεριλαμβανομένου και του αλγορίθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών. Κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης οι χρήστες που παράγονται από το στοιχείο Real-World Generator, αλληλεπιδρούν με το CorpWiki System Model, συνθέτοντας και αξιολογώντας άρθρα και γενικά ανταποκρινόμενοι στις αιτήσεις του συστήματος. Έτσι, η προσομοίωση αποτελείται από την

παραμετροποίηση και την εκτέλεση του συστήματος CorpWiki, καθώς και από την καταγραφή και την παρουσίαση της επίδοσής του.

Πρέπει να σημειωθεί εδώ ότι η προαναφερθείσα μοντελοποίηση δεν στοχεύει στο να επιτύχει μία ακριβή πρόβλεψη του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, αφού βασίζεται σε ένα απλοποιημένο μοντέλο του πραγματικού κόσμου. Αντίθετα, στόχος της μοντελοποίησης είναι να δείξει τον τρόπο με τον οποίο ο προτεινόμενος αλγόριθμος θα βελτιώσει την επίδοση του συστήματος με τρόπο ποιοτικό. Τα αποτελέσματα της μοντελοποίησης έχουν στόχο την βελτίωση του συστήματος καθώς και την αιτιολόγηση της επίδοσής του πριν την αξιολόγησή του στις πραγματικές συνθήκες ενός μεγάλου οργανισμού.

3.3.8 Σχεδιασμός του μοντέλου προσομοίωσης

3.3.8.1 Γεννήτρια Συμβάντων Πραγματικού Κόσμου (Real-World Generator)

Το στοιχείο γεννήτριας συμβάντων πραγματικού κόσμου είναι μία γενίκευση της προσδοκωμένης συμπεριφοράς του περιβάλλοντος το οποίο αλληλεπιδρά με το προτεινόμενο σύστημα. Χρησιμοποιείται για να δημιουργήσει τα άτομα και τα άρθρα τα οποία θα αλληλεπιδράσουν μεταξύ τους κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το μοντέλο του πραγματικού κόσμου δεν είναι γνωστό ούτε λαμβάνεται υπόψη από το προσομοιούμενο σύστημα, σε κανένα στάδιο της διαδικασίας. Για τους σκοπούς της αξιολόγησής μας, έχουμε κάνει τις παρακάτω υποθέσεις:

Άτομο: Κάθε άτομο το οποίο δημιουργείται από το μοντέλο πραγματικού κόσμου μπορεί να δράσει και ως κριτής και ως συνεισφέρων χρήστης με βάση την αίτηση την οποία λαμβάνει κάθε φορά από το σύστημα. Κάθε άτομο χαρακτηρίζεται από μία εξειδίκευση σε κάθε γνωστικό πεδίο, η οποία υποδεικνύει τη γνώση που έχει το συγκεκριμένο άτομο στο γνωστικό πεδίο. Οι γνώσεις ενός ατόμου σε ένα συγκεκριμένο πεδίο θεωρείται ως σταθερά και ανατίθεται ανεξάρτητα για κάθε πεδίο. Η εξειδίκευση του ατόμου αρχικοποιείται σύμφωνα με δύο διαφορετικές κατανομές: 1) ομοιόμορφα στο διάστημα $[0,1]$ και 2) σύμφωνα με την κατανομή βήτα η οποία λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$ και η συνάρτηση πυκνότητάς της μεγιστοποιείται στην τιμή 0.5 και ελαχιστοποιείται στα όρια του διαστήματος.

Επιπρόσθετα, η πιθανότητα ενός ατόμου να αποδεχθεί να συνεισφέρει ή να αξιολογήσει ένα συγκεκριμένο άρθρο συσχετίζεται με την εξειδίκευση που έχει το άτομο στο πεδίο του άρθρου, και είναι υψηλότερο για τα πεδία όπου η εξειδίκευση του ατόμου είναι υψηλότερη.

Άρθρο. Ένα άρθρο το οποίο δημιουργείται από ένα άτομο της γεννήτριας πραγματικού κόσμου, θεωρείται πρώτον ότι ανήκει σε ένα γνωστικό πεδίο. Επιπλέον, κάθε άρθρο θεωρείται ότι έχει μία εσωτερική ποιότητα. Η εσωτερική ποιότητα του άρθρου τίθεται ανεξάρτητα από τις ατομικές υποκειμενικές γνώμες τις οποίες αυτό μπορεί να λάβει. Η εσωτερική ποιότητα του άρθρου δεν είναι γνωστή ούτε χρησιμοποιείται από το μοντέλο Συστήματος CorpWiki. Αντίθετα, χρησιμοποιείται μονάχα από τη γεννήτρια πραγματικού κόσμου για να δημιουργήσει τις βαθμολογίες των κριτών πάνω στο άρθρο και για να παράγει την εσωτερική ποιότητα της μελλοντικής βελτιωμένης έκδοσης.

Πιο συγκεκριμένα, η συνάρτηση αξιολόγησης η οποία χρησιμοποιείται από τη γεννήτρια πραγματικού κόσμου για τον υπολογισμό της βαθμολογίας του άρθρου από έναν κριτή είναι τυχαία και ακολουθεί μία κατανομή βήτα. Ο λόγος που επιλέγεται η κατανομή βήτα, είναι ότι είναι διπλά φραγμένη (double-bounded). Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι:

$$f(x; a, b) = \frac{x^{a-1}(1-x)^{b-1}}{\int_0^1 u^{a-1}(1-u)^{b-1} du}, \quad (8)$$

όπου οι παράμετροι a και b , βασίζονται στην εσωτερική ποιότητα του άρθρου (q) και στην γνώση του κριτή (e). Πρέπει να σημειωθεί ότι η κατανομή βήτα είναι φραγμένη στο διάστημα $(0, 1)$. Λόγω του ότι οι ποιότητες άρθρων στο μοντέλο κυμαίνονται στο διάστημα $(0, 10)$, η εσωτερική ποιότητα άρθρου διαιρείται με το 10 πριν τον υπολογισμό των παραμέτρων a και b , και το αποτέλεσμα της κατανομής πολλαπλασιάζεται με 10. Έτσι, για $q' = \frac{q}{10}$, η μέση βαθμολογία που κάθε κριτής αναθέτει στο άρθρο, ανεξάρτητα από την εξειδίκευσή του μοντελοποιείται ώστε να είναι ίσο με την εσωτερική ποιότητα του άρθρου έτσι: $\frac{a}{a+b} = q'$.

Ωστόσο, η διακύμανση (v) της βαθμολογίας εξαρτάται από τη γνώση του κριτή. Υποθέτοντας μία γραμμική σχέση μεταξύ της διακύμανσης και της γνώσης, και ότι

έναν ιδανικό κριτή (e→1) θα παρείχε μία ακριβή βαθμολογία (v→0) έχουμε ότι:

$$v = q'(1 - q')(1 - e)/c,$$

όπου c είναι ένας παράγοντας διαβάθμισης. Ο όρος $q'(1 - q')$ χρησιμοποιείται για να μειώσει τη διακύμανση κοντά στις τιμές 0 και 1. Αυτό είναι απαραίτητο γιατί αλλιώς καμία κατανομή βήτα δεν θα ήταν σε θέση να παρέχει μέσο ίσο με την εσωτερική ποιότητα του άρθρου.

Λόγω του ότι η διακύμανση της κατανομής βήτα είναι: $v = \frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}$, οι παράμετροι a και b μπορούν να υπολογισθούν λύνοντας τις πιο πάνω εξισώσεις. Έτσι: $a = \frac{q'^2(1-q')}{v} - q'$ and $b = \frac{1-q'}{q'}a$.

Για τον παράγοντα διαβάθμισης c , επιλέγεται η τιμή 3, έτσι ώστε ένας κριτής με $e = 0$ (ο χειρότερος δυνατός κριτής) βαθμολογεί ένα άρθρο ποιότητας $q=0.5$ με ομοιόμορφη κατανομή.

Επιπρόσθετα, η συνάρτηση συνεισφοράς, η οποία χρησιμοποιείται για να παράγουμε την εσωτερική ποιότητα της μελλοντικής έκδοσης του άρθρου είναι η εξής:

$$q_{t+1} = 10e + 0.85q_t - 0.85eq_t, \quad (9)$$

όπου q_t είναι η ποιότητα πριν τη συνεισφορά, e είναι η γνώση του χρήστη που συνεισέφερε και q_{t+1} είναι η ποιότητα του άρθρου μετά τη συνεισφορά. Αυτή η συνάρτηση έχει τις κάτωθι ιδιότητες:

Ένας ιδανικός συνεισφέρων χρήστης ($e \rightarrow 1$) παράγει τέλεια άρθρα.

Ένας συνεισφέρων χρήστης με $e \rightarrow 0$ (ο χειρότερος δυνατός συνεισφέρων) θα μειώσει την ποιότητα του άρθρου κατά 15%. Η αρχική έκδοση του άρθρου ($q_t=0$) είναι αναλογική της γνώσης του συνεισφέροντος.

Πρέπει να σημειωθεί ότι αυτές οι υποθέσεις μπορεί να έχουν ένα αντίκτυπο στην ποσοτική συμπεριφορά του συστήματος, αλλά πιστεύουμε ότι αυτό το απλοποιημένο μοντέλο μπορεί να παράγει αποτελέσματα τα οποία θα μοιάζουν ποιοτικά με την πραγματική χρήση του συστήματος.

3.3.8.2 Μοντέλο συστήματος CorpWiki

Η ανάπτυξη του μοντέλου συστήματος CorpWiki στόχο έχει να εστιάσει στην αξιολόγηση της επίδοσης την οποία δίνουν οι καινοτομίες οι οποίες εισάγονται από αυτή τη μελέτη, και πιο συγκεκριμένα το αυτορρυθμιζόμενο σύστημα wiki το οποίο χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών (expert peer matching- EPM). Έτσι, τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά του συστήματος, τα οποία βασίζονται σε αποδεκτούς αλγορίθμους, όπως είναι η κατηγοριοποίηση των άρθρων σε γνωστικά πεδία, θα θεωρηθούν ως ήδη αξιολογηθέντα από τη σχετική βιβλιογραφία. Έτσι το μοντέλο συστήματος CorpWiki αποτελείται από τα κάτωθι στοιχεία:

Προφίλ Ατόμου: Το προφίλ του ατόμου περιλαμβάνει τις συγκεκριμένες μεταβλητές οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν από τον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών, για την επιλογή του πιο κατάλληλου ειδικού. Αυτές οι μεταβλητές περιλαμβάνουν το μέσο των βαθμολογιών των κριτών τις οποίες έχουν λάβει οι συνεισφορές ενός συγκεκριμένου ατόμου σε κάθε γνωστικό πεδίο, καθώς και τον αριθμό των άρθρων στα οποία αυτό το άτομο έχει αποδεχθεί ή απορρίψει να κρίνει ή να συνεισφέρει.

Προφίλ Άρθρου: Το προφίλ του άρθρου αποτελείται από τις μεταβλητές οι οποίες χρησιμοποιούνται από το σύστημα για να καθορίσει το αν ένα άρθρο έχει φθάσει σε ικανοποιητικά επίπεδα ποιότητας ή αν απαιτείται περαιτέρω βελτίωση μέσω επιπροσθέτων συνεισφορών. Αυτές οι μεταβλητές περιλαμβάνουν τη βαθμολογία την οποία ο κάθε κριτής έχει αναθέσει στο άρθρο από την τελευταία αναθεώρησή του, το τελευταίο άτομο που άλλαξε το άρθρο, τον μέχρι τώρα αριθμό αναθεωρήσεων και τη μέση βαθμολογία των προηγούμενων εκδόσεων του άρθρου.

Αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών: Αυτός ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, όπως περιγράφηκε στην ενότητα 3.3.4, για να υπολογίσει την ποιότητα του άρθρου την οποία θα έχει η συνεισφορά ενός ατόμου.

Πολιτική επιλογής συνεισφέροντος): Η πολιτική επιλογής συνεισφέροντος (contributor selection policy) χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών για να επιλέξει το άτομο από το οποίο θα ζητηθεί να βελτιώσει ένα άρθρο το οποίο έχει βρεθεί ότι απαιτεί περαιτέρω βελτίωση. Οι τρεις πολιτικές οι

οποίες υλοποιήθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια των προσομοιώσεων είναι οι εξής: 1) η πολιτική «καταλληλότερου ειδικού» (“*most-appropriate-expert*” policy), όπου το μοναδικό κριτήριο επιλογής είναι το αναμενόμενο αποτέλεσμα της συνεισφοράς κάθε ομότιμου χρήστη, 2) η πολιτική «βασισμένη-στη-δικαιοσύνη» (“*fairness-based*” policy), όπου η επιλογή γίνεται με βάση τη δίκαιη κατανομή του φόρτου εργασίας και 3) την πολιτική «τυχαίας επιλογής» (“*random-selection*” policy), όπου οι χρήστες επιλέγονται με τυχαίο τρόπο. Η τελευταία χρησιμοποιείται σαν η πολιτική αναφοράς βάσης.

Πολιτική αποδοχής άρθρου: Αυτή η πολιτική χρησιμοποιείται για να καθορίσει εάν ένα άρθρο φθάνει τα απαιτούμενα επίπεδα ποιότητας ή όχι. Η πολιτική αποδοχής άρθρου η οποία υλοποιείται σε αυτή την αξιολόγηση επίδοσης είναι είτε «βασισμένη-σε-κατώφλι» (“*threshold-based*”), όπου τα άρθρα αναθεωρούνται μέχρι ο μέσος όρος των βαθμολογιών των κριτών να ξεπεράσει ένα προκαθορισμένο κατώφλι, ή «βασισμένη-στον-αριθμό-αναθεωρήσεων» (“*revision-based*”), στις οποίες τα άρθρα αναθεωρούνται ένα συγκεκριμένο αριθμό φορών.

3.3.9 Αποτελέσματα Προσομοίωσης

Μετά το σχεδιασμό της γεννήτριας πραγματικού κόσμου και του μοντέλου συστήματος CorpWiki, έλαβε χώρα το στάδιο προσομοίωσης και εξετάστηκαν διάφορα σενάρια, τα οποία αναφέρονται σε πιθανές απαιτήσεις της επιχείρησης.

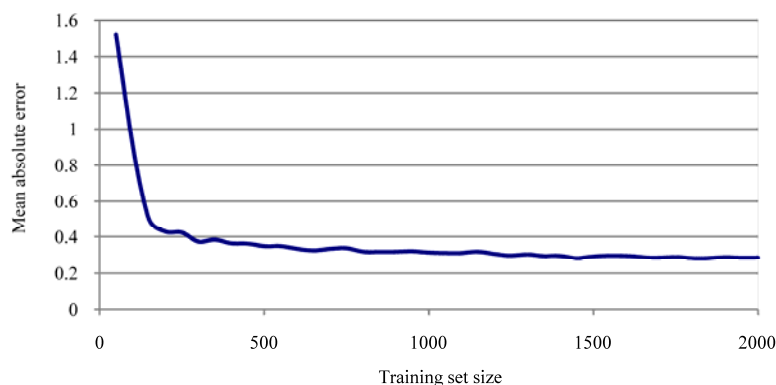
3.3.9.1 Καθορισμός παραμέτρων της προσομοίωσης

Προτού παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της αξιολόγησης συστήματος, παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά των παραμέτρων της προσομοίωσης. Δημιουργήθηκαν 50 χρήστες ενώ τα γνωστικά πεδία στα οποία κατηγοριοποιήθηκαν τα άρθρα είναι 3. Στη συνέχεια υλοποιήθηκαν τα νευρωνικά δίκτυα τα οποία θα χρησιμοποιούνταν από τον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών με χρήση της πλατφόρμας Mathworks MATLAB R2007b. Τα δίκτυα εκπαιδεύτηκαν σύμφωνα με τη διαδικασία εκπαίδευσης και τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt ο οποίος περιγράφηκε με λεπτομέρεια στην ενότητα 2.3.4. Οι ακριβείς προδιαγραφές της διαδικασίας εκπαίδευσης είναι οι εξής: ένα ξεχωριστό FFNN, το οποίο αποτελείται από δύο κρυμμένα στρώματα 8 και 5 νευρώνων αντίστοιχα, εκπαιδεύθηκε για κάθε

γνωστικό πεδίο. Από τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης, το 85% χρησιμοποιήθηκε ως το σύνολο εκπαίδευσης και το υπόλοιπο 15% ως το σύνολο επικύρωσης για να αποφευχθεί η υπέρ-προσαρμογή.

Για να καθορίσουμε το επαρκές μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης για το συγκεκριμένο πρόβλημα, εξετάστηκαν διαφορετικά μεγέθη συνόλων εκπαίδευσης, και μετρήθηκε το μέσο απόλυτο σφάλμα ανάμεσα στις εξόδους του εκπαιδευμένου δικτύου και τις αντίστοιχες πραγματικές εξόδους σε σχέση με το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης. Ειδικότερα κατά τη διάρκεια αυτών των εξετάσεων, δημιουργήθηκε ένα σύνολο δεδομένων μεγάλου μεγέθους από 4000 τυχαία επιλεγμένες συνεισφορές. Στη συνέχεια αυτό το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε δύο τμήματα. Το πρώτο τμήμα χρησιμοποιήθηκε σαν σύνολο εκπαίδευσης και το δεύτερο τμήμα σαν σύνολο εξέτασης. Τα πειράματα διενεργήθηκαν για αυξανόμενα μεγέθη συνόλων εκπαίδευσης τα οποία κυμάνθηκαν από 50-2000 συνεισφορές. Το σχήμα 19 αντιστοιχεί στα αποτελέσματα αυτής της σύγκρισης για το πρώτο γνωστικό πεδίο. Τα αποτελέσματα των δικτύων στα άλλα δύο πεδία ήταν παρόμοια. Μπορεί να παρατηρηθεί ότι το μέσο απόλυτο σφάλμα μειώνεται όσο αυξάνεται το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης. Μπορεί επίσης να παρατηρηθεί ότι ένα μέσο απόλυτο σφάλμα μικρότερο από 0.5 σε κλίμακα του 10 μπορεί να επιτευχθεί αν έχουν γίνει 150 συνεισφορές. Έτσι, για το συγκεκριμένο πρόβλημα το οποίο αντιμετωπίζεται στις προσομοιώσεις, η χρήση 150 ή περισσότερων συνεισφορών μπορεί να θεωρηθεί ως ένα επαρκές μέγεθος δεδομένων εκπαίδευσης.

Τα τρία δίκτυα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια των προσομοιώσεων εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας 1000 άρθρα. Τα εκπαιδευμένα δίκτυα στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης επίδοσης για μία δεδομένη παράμετρο του μοντέλου πραγματικού κόσμου. Σε περίπτωση που άλλαζε μία παράμετρος, τα δίκτυα εκπαιδεύονταν ξανά. Το σύνολο άρθρων τα οποία χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια του σταδίου εκπαίδευσης ήταν ξεχωριστό από το σύνολο άρθρων τα οποία χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης επίδοσης.



Σχήμα 19. Μέγεθος συνόλου εκπαίδευσης του FFNN σε σχέση με το μέσο απόλυτο σφάλμα

Κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης εξετάστηκε ένας αριθμός από διαφορετικά σενάρια. Κάθε σενάριο εξέτασε την επίδοση του δικτύου σύμφωνα με μία ανεξάρτητη μεταβλητή, και πιο συγκεκριμένα το κατώφλι ποιότητας άρθρων, τον αριθμό των αναθεωρήσεων και την τιμή p . Η τιμή p αντιστοιχεί σε μία σταθερά στο διάστημα $[0,1]$ και χρησιμοποιείται για να ισοσταθμίσει το σύστημα στο απαιτούμενο επίπεδο δικαιοσύνης, με $p=1$ να οδηγεί στην πολιτική πιο καταλλήλου ειδικού, το $p=0$ να οδηγεί στον υψηλότερο βαθμό δικαιοσύνης και τις ενδιάμεσες τιμές του p να οδηγούν σε πιο ισορροπημένες πολιτικές. Για κάθε τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής, 10 διαφορετικοί γύροι προσομοίωσης εκτελεστήκαν και υπολογίστηκε ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων τους. Δημιουργήθηκαν 1000 άρθρα και βελτιώθηκαν σε κάθε γύρο προσομοίωσης. Τα αποτελέσματα της ακρίβειας των FFNN στην πρόβλεψη της ποιότητας συνεισφοράς του κάθε συγγραφέα, το οποίο υπολογίζεται ως το μέσο απόλυτο σφάλμα μεταξύ της εξόδου δικτύου και της πραγματικής τιμής, ήταν 0.2765, 0.2659 και 0.3073 για το πρώτο, το δεύτερο και το τρίτο πεδίο αντίστοιχα. Οι παράμετροι προσομοίωσης απεικονίζονται στον πίνακα 6.

Πίνακας 6. Παράμετροι προσομοίωσης

Χρήστες	50
Πεδίο	3
Άρθρα ανά γύρο προσομοίωσης	1000 (Εκτός αν έχει ορισθεί αλλιώς)
Κριτικές ανά άρθρο (στατικό)	20
Ελάχιστες κρίσεις ανά άρθρο (δυναμικό)	3
Μέγιστες κριτικές ανά άρθρο (δυναμικό)	20

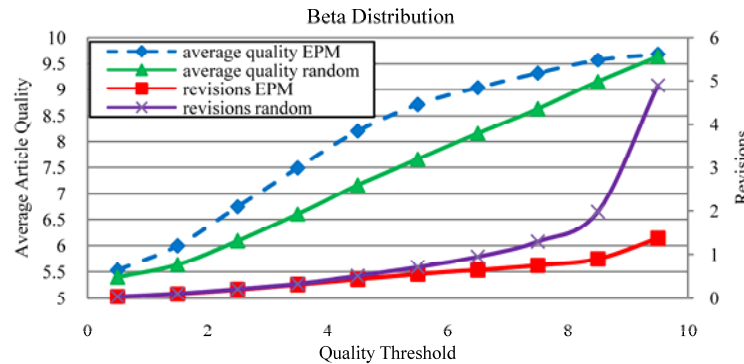
3.3.9.1 Σενάρια που εξετάστηκαν

Ένας αριθμός από διαφορετικά σενάρια εξετάστηκαν για να αξιολογηθεί η επίδοση του συστήματος κάτω από διαφορετικές συνθήκες και μετρικές επίδοσης. Στη συνέχεια παρουσιάζουμε το σκεπτικό για την εξέταση κάθε ενός από αυτά τα σενάρια, την περιγραφή τους και την αντίστοιχη επίδοση του συστήματος.

Σενάριο 1. Ανεξάρτητη μεταβλητή: Κατώφλι ποιότητας άρθρου

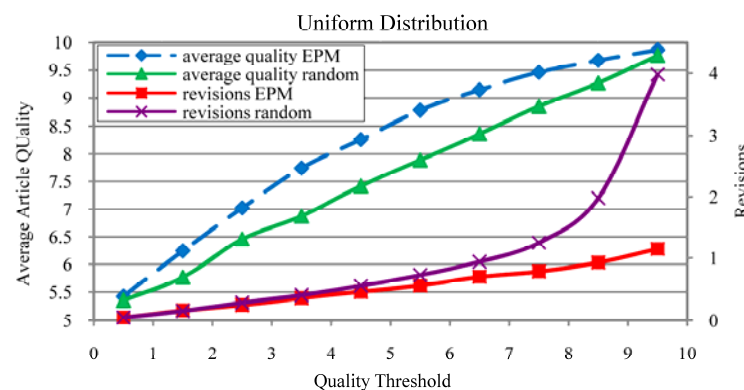
Στο πρώτο σενάριο εξετάζουμε τη βελτίωση που το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να προσφέρει στον οργανισμό, σε σχέση με τον αριθμό των αναθεωρήσεων οι οποίες χρειάζονται για να ξεπεραστεί ένα συγκεκριμένο κατώφλι ποιότητας άρθρου, και τη μέση ποιότητα άρθρων η οποία επετεύχθη. Για να εξετάσουμε την επίδοση του συστήματος σε διαφορετικά κατώφλια ποιότητας, χρησιμοποιείται η πολιτική επιλογής κατωφλίου.

Η πολιτική επιλογής του καταλληλότερου ειδικού και η πολιτική τυχαίας επιλογής συγκρίνονται ως προς τη μέση ποιότητα την οποία επιτυγχάνουν σε κάθε συγκεκριμένο κατώφλι καθώς και ως προς το μέσο αριθμό αναθεωρήσεων οι οποίες απαιτούνται ώστε κάθε μία από τις δύο τεχνικές να φθάσει αυτό το κατώφλι. Εξετάστηκαν 10 διαφορετικά επίπεδα κατωφλίων ποιότητας, τα οποία κυμαίνονται από 0.5 έως 9.5. Κάθε πολιτική εξετάστηκε 10 φορές ανά επίπεδο κατωφλίου και υπολογίστηκε ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων που απέδωσε σε κάθε επίπεδο. Τα σχήματα 20 και 21 παρουσιάζουν τις προαναφερθείσες προσομοιώσεις σε περίπτωση όπου η εξειδίκευση των ατόμων ακολουθεί την κατανομή βήτα και την ομοιόμορφη κατανομή αντίστοιχα. Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στο σχήμα 20, ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών (EPM) έχει ως αποτέλεσμα υψηλότερη μέση ποιότητα άρθρων και λιγότερο μέσο αριθμό αναθεωρήσεων σε όλα τα επίπεδα κατωφλίου. Ειδικά σε πολύ υψηλά κατώφλια ποιότητας της τάξης του 8.5 και 9.5, ο αριθμός των αναθεωρήσεων οι οποίες απαιτούνται από την πολιτική τυχαίας επιλογής είναι 2.2 και 3.6 φορές υψηλότερος αντίστοιχα, συγκρινόμενος με τον αριθμό αναθεωρήσεων που απαιτούνται από τον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών.



Σχήμα 20. Μέση ποιότητα άρθρων και αριθμός αναθεωρήσεων σε σχέση με το κατώφλι ποιότητας- κατανομή βήτα

Όπως απεικονίζεται στο σχήμα 21, όπου η κατανομή της εξειδίκευσης χρηστών είναι ομοιόμορφη, η απόδοση του προτεινόμενου αλγορίθμου παρουσιάζει παρόμοια χαρακτηριστικά ανεξάρτητα από το μοντέλο του πραγματικού κόσμου που χρησιμοποιήθηκε.



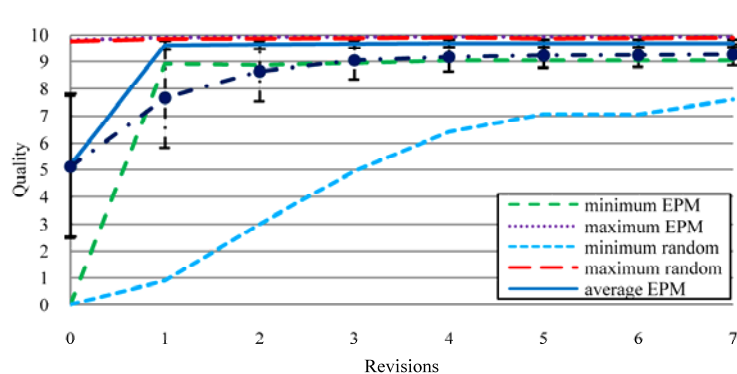
Σχήμα 21. Μέση ποιότητα άρθρων και αριθμός αναθεωρήσεων σε σχέση με το κατώφλι ποιότητας- ομοιόμορφη κατανομή

Σενάριο 2: Ανεξάρτητη μεταβλητή: Αριθμός αναθεωρήσεων

Σε περίπτωση που η διοίκηση της εταιρείας απαιτεί ότι τα άρθρα πρέπει να ολοκληρωθούν σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, ο αριθμός των αναθεωρήσεων τις οποίες θα λάβει κάθε άρθρο είναι προκαθορισμένος. Το δεύτερο σενάριο αξιολόγησης αναφέρεται στη βελτίωση που το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να πετύχει πάνω στην ποιότητα των άρθρων σε συγκεκριμένο αριθμό αναθεωρήσεων. Χρησιμοποιείται η πολιτική η οποία είναι «βασισμένη-στον-αριθμό-αναθεωρήσεων»

για να εξετάσουμε την επίδοση του συστήματος σε 8 διαφορετικά επίπεδα αναθεωρήσεων, τα οποία κυμαίνονται από 0 έως 7 αναθεωρήσεις. Για κάθε επίπεδο αναθεωρήσεων, εξετάστηκε η πολιτική «καταλληλότερου ειδικού» καθώς και η πολιτική «τυχαίας επιλογής», 10 φορές η κάθε μία ως προς το μέσο όρο, τη μέγιστη τιμή, την ελάχιστη τιμή και την τυπική απόκλιση που αποδίδουν. Στη συνέχεια βρέθηκε ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων για κάθε επίπεδο αναθεωρήσεων και κάθε πολιτική.

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στο σχήμα 22, ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών (EPM) αποδίδει καλύτερα σε σχέση με την πολιτική τυχαίας επιλογής. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών διασφαλίζει ότι τα άρθρα έχουν μία μέση ποιότητα τουλάχιστον ίση με 9.62 σε μία κλίμακα του 10, ακόμη και μετά από μία αναθεώρηση. Από την άλλη πλευρά, η μέση ποιότητα η οποία επιτυγχάνεται μέσω της τυχαίας επιλογής συγγραφέων είναι σημαντικά χαμηλή όταν ο αριθμός των αναθεωρήσεων περιορίζεται σε 1 ή 2, ενώ τουλάχιστον 3 αναθεωρήσεις απαιτούνται για να φθάσουμε σε επίπεδο ποιότητας 9. Επιπλέον, η μέση ποιότητα άρθρου η οποία επιτυγχάνεται μέσω της τυχαίας επιλογής συγγραφέων δεν επιτυγχάνει ποτέ να ξεπεράσει την αντίστοιχη ποιότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου, ακόμη και μετά από ένα σημαντικό αριθμό αναθεωρήσεων.



Σχήμα 22. Ποιότητα άρθρου σε σχέση με τον αριθμό των αναθεωρήσεων

Η μέγιστη ποιότητα η οποία επιτυγχάνεται και από τις δύο μεθόδους είναι η ίδια, αφού ένα άτομο με υψηλό επίπεδο εξειδίκευσης μπορεί να επιλεγεί ακόμη και με τη μέθοδο τυχαίας επιλογής. Ωστόσο, τα ελάχιστα επίπεδα ποιότητας τα οποία

επετεύχθησαν από την προτεινόμενη μέθοδο είναι συνήθως γύρω στο 8.9, ενώ τα ελάχιστα επίπεδα ποιότητας τα οποία επιτυγχάνονται από την μέθοδο τυχαίας επιλογής είναι σημαντικά χαμηλότερα ιδιαίτερα όταν περιορίζεται ο αριθμός των αναθεωρήσεων. Είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι η ελάχιστη ποιότητα η οποία επιτυγχάνεται από τον προτεινόμενο αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών σε χαμηλότερα επίπεδα αναθεωρήσεων, τα οποία αντιστοιχούν σε 1 ή 2 αναθεωρήσεις, είναι τόσο υψηλός ώστε να ξεπερνά ακόμη και το μέσο όρο ποιότητας που επιτυγχάνεται από την πολιτική τυχαίας επιλογής.

Σενάριο 3. Ανεξάρτητη μεταβλητή: τιμή p

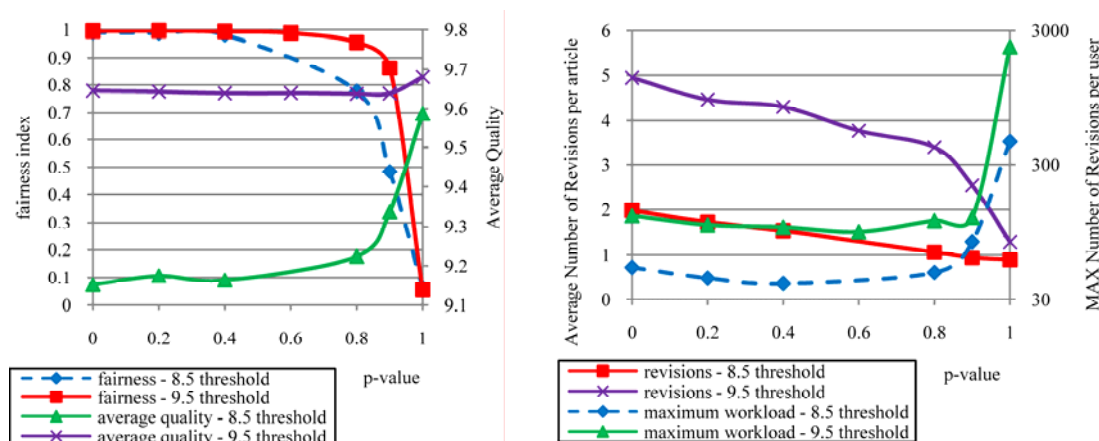
Το τρίτο σενάριο εξετάζει την ανταλλαγή μεταξύ της επίδοσης του συστήματος και του φόρτου εργασίας που έχει ανατεθεί στους χρήστες του συστήματος. Επομένως η πολιτική επιλογής συνεισφέροντος η οποία χρησιμοποιείται σε αυτό το σενάριο είναι η βασισμένη στη δικαιοσύνη. Για αυτό το λόγο, διαφορετικές τιμές p οι οποίες αντιστοιχούν σε διαφορετικά επίπεδα δικαιοσύνης εξετάζονται σε σχέση με το μέγιστο αριθμό συνεισφορών οι οποίες έχουν ανατεθεί σε ένα μοναδικό χρήστη, τη μέση ποιότητα άρθρου και το μέγιστο αριθμό αναθεωρήσεων οι οποίες είναι απαραίτητες για να φθάσουμε σε ένα προκαθορισμένο κατώφλι ποιότητας.

Λόγω του ότι η διοίκηση είναι πιο πιθανό να χρησιμοποιήσει τον προτεινόμενο αλγόριθμο για να πετύχει άρθρα υψηλής ποιότητας, σε αυτό το σενάριο εξετάζονται δύο κατώφλια ποιότητας, και πιο συγκεκριμένα τα κατώφλια 8.5 και 9.5. Τα επίπεδα των τιμών p τα οποία εξετάστηκαν κυμαίνονται από 1, όπου ο αλγόριθμος πάντα επιλέγει τον καταλληλότερο ειδικό, μέχρι 0, όπου η επιλογή στοχεύει στα μέγιστα επίπεδα δικαιοσύνης στην κατανομή του φόρτου εργασίας. Ο αλγόριθμος εξετάστηκε 10 φορές για κάθε τιμή p και στη συνέχεια βρέθηκε ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων.

Όπως φαίνεται στο σχήμα 23 (a), όσο αυξάνει η τιμή p , τόσο αυξάνει και η μέση ποιότητα άρθρου η οποία αντιστοιχεί στο κατώφλι ποιότητας 8.5. Αντίθετα, η μέση ποιότητα άρθρου δεν παρουσιάζει σημαντικές αλλαγές όσον αφορά το κατώφλι ποιότητας 9.5, λόγω του ότι η ελάχιστη αποδεκτή τιμή ποιότητας είναι εξαρχής υψηλή. Επιπρόσθετα, σύμφωνα με τα αποτελέσματα τα οποία παρουσιάζονται στο σχήμα 23 (b), όσο μειώνεται η τιμή p , αυξάνει ο μέσος αριθμός αναθεωρήσεων οι οποίες απαιτούνται για να επιτύχουμε το κατώφλι ποιότητας. Αυτό είναι λόγω του

γεγονότος ότι, στην περίπτωση που η επιχείρηση αυξήσει τις απαιτήσεις δικαιοσύνης της, τότε οι συνεισφορές άρθρων μπορεί να ανατεθούν σε λιγότερο κατάλληλους χρήστες, οι οποίοι θα βελτιώσουν το άρθρο μονάχα οριακά, καταλήγοντας σε περισσότερες αναθεωρήσεις.

Αντίθετα, αν οι απαιτήσεις δικαιοσύνης γίνουν πιο ελαστικές και επιλέγονται περισσότερο κατάλληλοι χρήστες, τότε σημαντικές βελτιώσεις προστίθενται στην ποιότητα του άρθρου, καταλήγοντας σε λιγότερες αναθεωρήσεις. Ωστόσο, σε αυτή την περίπτωση ο μέγιστος φόρτος εργασίας που ανατίθεται σε έναν χρήστη αυξάνει.



Σχήμα 23. (α) Δείκτης δικαιοσύνης και μέση ποιότητα άρθρου σε σχέση με την τιμή p , κατώφλια 8.5 και 9.5.

(β) Μέσος αριθμός αναθεωρήσεων ανά άρθρο και μέγιστος αριθμός αναθεωρήσεων ανά άτομο σε σχέση με την τιμή p , κατώφλια 8.5 και 9.5

Τα σχήματα 23 (α) και (β) υποδεικνύουν ότι υπάρχει μία ανταλλαγή ανάμεσα στην ανάγκη μείωσης του μέγιστου φόρτου εργασίας, και στην ανάγκη αύξησης της ποιότητας του άρθρου ώστε να επιταχυνθεί η παραγωγή άρθρων. Επομένως, η διοίκηση της εταιρείας θα πρέπει να αποφασίσει την πολιτική η οποία ταιριάζει περισσότερο στις απαιτήσεις του οργανισμού.

Σενάριο 4. Λαμβάνοντας υπ' όψιν την ποιότητα των κριτών

Στα προηγούμενα σενάρια, τα οποία εστίασαν στη βελτίωση της ποιότητας του άρθρου και στο χρόνο παραγωγής, η ποιότητα ενός άρθρου υπολογίστηκε ως ο απλός μέσος όρος των βαθμών με τους οποίους οι κριτές αξιολόγησαν το άρθρο, σύμφωνα με την εξίσωση (2).

Ωστόσο, λόγω του όλοι οι κριτές δεν έχουν απαραίτητα την ίδια εξειδίκευση, και λαμβάνοντας υπ'όψιν ότι οι ειδικοί κριτές αναμένεται να είναι περισσότερο ακριβείς στη βαθμολόγηση ενός άρθρου από ότι οι μη ειδικοί, σε αυτό το σενάριο υπολογίζουμε την τρέχουσα ποιότητα άρθρου (CAQ) ως τον σταθμισμένο μέσο όρο των βαθμολογιών με τις οποίες οι κριτές αξιολογούν ένα άρθρο, με τον όρο στάθμισης να εξαρτάται από την εξειδίκευσή τους.

Η εξειδίκευση των ομότιμων χρηστών σε κάθε γνωστικό πεδίο αυξάνει για τους χρήστες οι οποίοι έχουν συνεισφέρει άρθρα υψηλής ποιότητας σε ένα συγκεκριμένο πεδίο, και χρησιμοποιείται για να υπολογιστεί η τιμή *RevRank* για κάθε κριτή j :

$$RevRank_j = \frac{1}{1 - \frac{PEX_i}{10}} \quad (10)$$

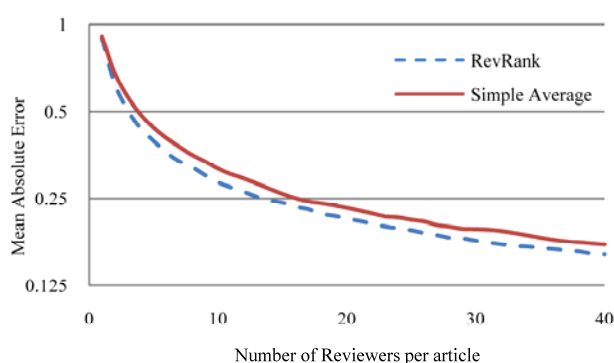
Αυτή η τιμή χρησιμοποιείται σαν όρος στάθμισης για τον υπολογισμό της τρέχουσας ποιότητας άρθρου, ως εξής:

$$CAQ_{RevRank} = \frac{\sum_{j=1}^n RevRank_j * AG_j}{\sum_{j=1}^n RevRank_j}, \quad (11)$$

,όπου n είναι ο αριθμός των κρίσεων για το συγκεκριμένο άρθρο, και AG_j είναι η κρίση που έγινε από τον κριτή j . Η ανωτέρω εξίσωση εμπνέεται από τον PageRank, τον δημοφιλή αλγόριθμο ο οποίος χρησιμοποιείται από την εταιρεία Google και ο οποίος λαμβάνει υπ'όψιν του την ποιότητα των ψήφων. Ειδικότερα, στον αλγόριθμο PageRank όσο πιο «ισχυρή» είναι μία ιστοσελίδα, τόσο πιο «ισχυρή» είναι και η ψήφος της. Παρομοίως, στην RevRank έκδοση της εξίσωσης (2), όσο πιο ειδικός είναι ένας κριτής, τόσο πιο μεγάλη επιρροή έχει η άποψή του στην τελική βαθμολογία του άρθρου. Για να αξιολογηθεί η ακρίβεια της μεθόδου βαθμολόγησης RevRank, εκτελέστηκε μία προσομοίωση χρησιμοποιώντας 1000 άρθρα, σε ένα κατώφλι ίσο με 9. Μόλις ληφθεί μία κρίση, η ποιότητα του άρθρου υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο RevRank και τη μέθοδο απλού μέσου όρου. Αυτές οι τιμές συγκρίνονται με την εσωτερική ποιότητα του άρθρου, και υπολογίζεται το απόλυτο σφάλμα εκτίμησης. Τέλος, το μέσο απόλυτο σφάλμα υπολογίζεται για

διάφορους αριθμούς κριτών και για τους δύο αλγόριθμους, ενώ τα αποτελέσματα απεικονίζονται στο σχήμα 24.

Όσο ο αριθμός των κρίσεων αυξάνει, το μέσο απόλυτο σφάλμα μειώνεται και για τους δύο αλγόριθμους. Η μέθοδος RevRank ωστόσο έχει ως αποτέλεσμα μικρότερο μέσο απόλυτο σφάλμα από ότι η μέθοδος απλού μέσου όρου. Έτσι, απαιτούνται λιγότεροι κριτές για να φθάσουμε σε ένα συγκεκριμένο επίπεδο ακρίβειας.



Σχήμα 24. Μέσο απόλυτο σφάλμα ποιότητας άρθρου σε σχέση με τον αριθμό των κριτών, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο απλού μέσου όρου και τη μέθοδο RevRank για τον υπολογισμό του στοιχείου CAQ

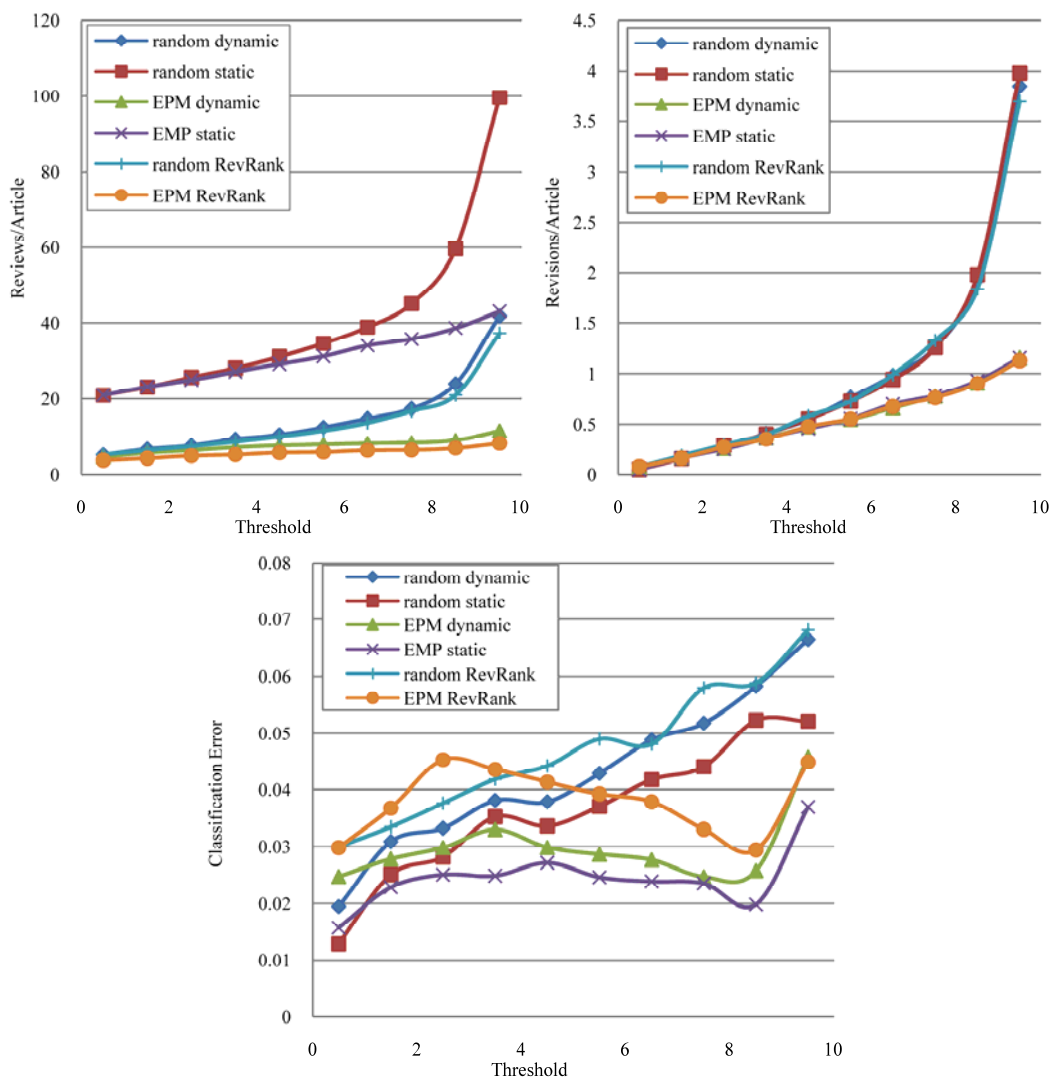
Σενάριο 5. Δυναμικός υπολογισμός του αριθμού των κριτών

Στα προηγούμενα σενάρια, τα οποία εστίασαν στην αποτελεσματικότητα του συστήματος να εξασφαλίσει έγκαιρη δημιουργία ποιοτικού περιεχομένου, ο αριθμός των κριτών οι οποίοι ανατίθεται σε κάθε άρθρο σε κάθε γύρο κρίσεων ήταν στατικός και σχετικά μεγάλος, λόγω του ότι θέλαμε να αποκτήσουμε όσο το δυνατόν πιο ακριβείς βαθμολογίες άρθρων. Ωστόσο, λόγω του ότι η διαδικασία κρίσης καταναλώνει ένα τμήμα του παραγωγικού χρόνου του κριτή, η ανάθεση ενός αυξημένου αριθμού από κριτές σε ένα άρθρο ενδέχεται με τη σειρά του να αυξήσει το οργανωτικό κόστος. Από την άλλη πλευρά η ανάθεση πολύ λίγων κριτών ενδέχεται να μην καταλήξει σε ακριβή βαθμολόγηση της ποιότητας του άρθρου. Έτσι, ο καθορισμός του κατάλληλου αριθμού κριτών είναι σημαντικός για την πρακτική χρήση του συστήματος σε πραγματικούς οργανισμούς. Σε αυτό το σενάριο, μία μέθοδος δυναμικού υπολογισμού του αριθμού των κριτών έχει ενσωματωθεί στον

αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών. Η μέθοδος υπολογίζει τον αριθμό των κριτών ως εξής:

Μόλις λαμβάνεται μία κρίση, το σύστημα υπολογίζει την ποιότητα του άρθρου ως το μέσο όρο των βαθμολογιών των κριτών (CAQ). Υπολογίζει επίσης το τυπικό σφάλμα (standard error) για αυτές τις βαθμολογίες, ως $s = \frac{\sigma}{\sqrt{n-1}}$, όπου n είναι ο αριθμός των βαθμολογιών και σ είναι η τυπική απόκλιση. Σε αυτό το σημείο, αν $|CAQ - Th| \geq \rho\sigma$, όπου Th είναι το κατώφλι και ρ είναι μία σταθερά η οποία συσχετίζεται με την βεβαιότητα της απόφασης, τότε το σύστημα θα αποφασίσει με υψηλό βαθμό βεβαιότητας ότι το άρθρο μπορεί να κατηγοριοποιηθεί με ορθότητα ως ικανοποιητικής ποιότητας ή ως άρθρο το οποίο απαιτεί αναθεώρηση. Έτσι, σε αυτή την περίπτωση, δεν απαιτούνται περαιτέρω κρίσεις. Αντίθετα, αν $|CAQ - Th| < \rho\sigma$, τότε υπάρχει αβεβαιότητα για το αν η ποιότητα του άρθρου είναι πραγματικά υψηλότερη του κατωφλίου, και για αυτό το λόγο ζητούνται περισσότερες κρίσεις. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο αριθμός κριτών ανά συνεισφορά είναι τουλάχιστον 3, και κατά μέγιστο 20, ώστε να αποφύγουμε ακραίες τιμές αριθμού κριτών όταν η ποιότητα είναι κοντά στο κατώφλι. Ο αριθμός των κριτών οι οποίοι απαιτούνται για να αποφασίσουμε το αν το άρθρο είναι πάνω ή κάτω από το κατώφλι ποιότητας είναι διαφορετικός για τις μεθόδους υπολογισμού του CAQ RevRank και απλού μεσου όρου, λόγω του ότι και ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση υπολογίζονται με διαφορετικό τρόπο.

Για να υπολογίσουμε την απόδοση των ανωτέρω πολιτικών κρίσης, τις συγκρίναμε με τη μέθοδο στατικής αναθεσης του αριθμού των κριτών, για διάφορα κατώφλια, χρησιμοποιώντας και την πολιτική τυχαίας επιλογής κριτών και των αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών (σχήμα. 25). Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η χρήση της μεθόδου δυναμικού υπολογισμού του αριθμού των κριτών μειώνει τον αριθμό των κρίσεων ανά άρθρο, χωρίς να επηρεάζει με άλλο τρόπο την επίδοση του συστήματος, ως προς τις λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις και τη μέση ποιότητα άρθρου η οποία επετεύχθη. Επιπρόσθετα, η χρήση της μεθόδου RevRank για τον υπολογισμό του στοιχείου CAQ μειώνει περαιτέρω τον αριθμό των κρίσεων που απαιτούνται.



Σχήμα 25. Μέσος αριθμός κρίσεων/άρθρο (α), μέσος αριθμός αναθεωρήσεων /άρθρο (β), μέσος αριθμός λανθασμένων κατηγοριοποιήσεων (γ) για διαφορετικά επίπεδα κατωφλίου ποιότητας και για τις μεθόδους δυναμικού και στατικού υπολογισμού του αριθμού των κριτών

Η μέθοδος δυναμικού υπολογισμού του αριθμού των κριτών αναμένεται να μειώσει τον αριθμό των εργαζομένων οι οποίοι απαιτούνται να κρίνουν ένα άρθρο και σαν αποτέλεσμα να μειώσει τα κόστη του οργανισμού. Ωστόσο, αυτή η μέθοδος έχει το μειονέκτημα ότι είναι πιο χρονοβόρα συγκρινόμενη με την ανάθεση του άρθρου κατευθείαν σε έναν μεγάλο αριθμό από κριτές και ως τέτοια είναι πιο κατάλληλη για οργανισμούς οι οποίοι θεωρούν πιο σημαντικό το οργανωσιακό κόστος από ότι το συνολικό χρόνο της διαδικασίας.

Επιπλέον της χρήσης της δυναμικής μεθόδου υπολογισμού του αριθμού των κριτών, μία ακόμη επιλογή για περαιτέρω μείωση του οργανωσιακού κόστους θα

ήταν ένα σύστημα κρίσης το οποίο θα τονίζει τις αλλαγές οι οποίες έγιναν από το συνεισφέροντα, έτσι ώστε οι κριτές να μπορούν να τις αναγνωρίζουν εύκολα, πραγματοποιώντας έτσι περισσότερο εύρωστες και λιγότερο απαιτητικές σε χρόνο κρίσεις.

Σενάριο 6: Πυκνότητα του πίνακα συνεισφορών

Σε αυτό το σενάριο εξετάζουμε την επίδοση του αλγορίθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών σε σχέση με τα δεδομένα χρηστών τα οποία είναι κάθε στιγμή διαθέσιμα στο σύστημα.

Ακόμη και για ένα καλά εκπαιδευμένο δίκτυο, ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών μπορεί να επιλέξει έναν συνεισφέροντα μόνο ανάμεσα στους χρήστες για τους οποίους υπάρχει ήδη ένα προφίλ. Με άλλα λόγια, ενδέχεται να υπάρχουν χρήστες με γνώσεις οι οποίοι δε λαμβάνονται υπ'όψιν για την επιλογή από τον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών λόγω του ότι δεν έχουν ακόμη συνεισφέρει τίποτε.

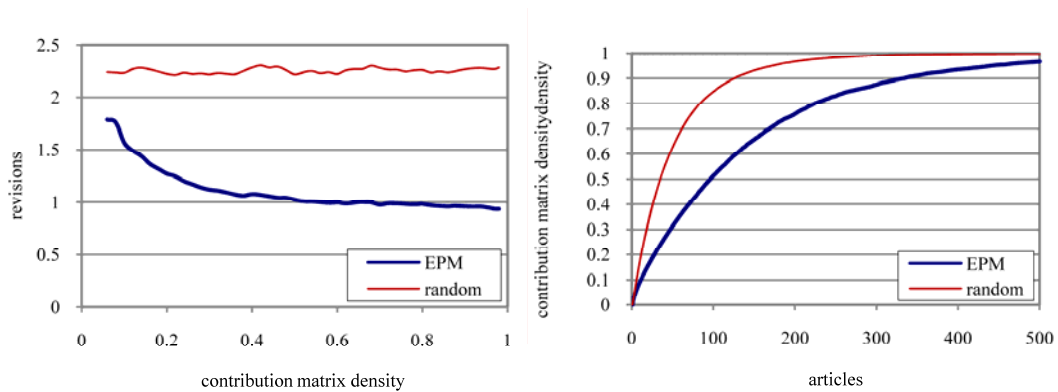
Επομένως, η απόδοση του συστήματος όταν χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο βασίζεται επίσης στο πόσα προφίλ χρηστών είναι διαθέσιμα τη δεδομένη στιγμή. Επιπλέον, η χρήση του αλγορίθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών περιορίζει το σύνολο των μελλοντικών μη-στιγμιαίων συνεισφορών στα τρέχοντα προφίλ. Από την άλλη πλευρά η πολιτική τυχαίας επιλογής ζητά συνεισφορές επίσης από χρήστες οι οποίοι ενδεχομένως να μην έχουν ακόμη συνεισφέρει.

Επομένως, η απόδοση του αλγορίθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών βασίζεται στην πυκνότητα του πίνακα συνεισφορών, δηλαδή το κλάσμα των χρηστών οι οποίοι έχουν συνεισφέρει σε ένα άρθρο ανά γνωστικό πεδίο. Ειδικότερα, αν C είναι ο πίνακας συνεισφορών και $C_{i,j}=1$ υποδεικνύει την περίπτωση που ο συγγραφέας i έχει συνεισφέρει σε τουλάχιστον ένα άρθρο ανά πεδίο j , τότε η πυκνότητα του πίνακα συνεισφορών d είναι:

$$d = \frac{\sum C_{ij}}{U \cdot D}, \text{ όπου } U \text{ είναι ο συνολικός αριθμός χρηστών και } D \text{ είναι ο αριθμός των γνωστικών πεδίων.}$$

Κατά τη διάρκεια της αρχικοποίησης του συστήματος, η πυκνότητα είναι χαμηλή. Όσο οι χρήστες σταδιακά συνεισφέρουν στα γνωστικά πεδία, το σύστημα συγκεντρώνει περισσότερα δεδομένα προφίλ και η πυκνότητα αυξάνει.

Σε αυτό το σενάριο εξετάζουμε την απόδοση του αλγορίθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών για διαφορετικές πυκνότητες και τη συγκρίνουμε με την αντίστοιχη επίδοση η οποία επιτυγχάνεται από την πολιτική τυχαίας επιλογής συνεισφερόντων.



Σχήμα 26. (α) Μέσος αριθμός αναθεωρήσεων ανά άρθρο σε σχέση με την πυκνότητα του πίνακα συνεισφορών (β) Πυκνότητα του πίνακα συνεισφορών σε σχέση με τον αριθμό των άρθρων

Το σχήμα 26 (α) απεικονίζει το μέσο αριθμό αναθεωρήσεων οι οποίες απαιτούνται, για διαφορετικά επίπεδα πυκνότητας και κατώφλι ποιότητας ίσο με 9.0. Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η απόδοση της τυχαίας πολιτικής δεν βασίζεται στην πυκνότητα, ενώ η απόδοση του αλγορίθμου ομότιμων ειδικών βελτιώνεται όσο αυξάνει η πυκνότητα.

Έτσι, είναι ωφέλιμο να αυξάνουμε απότομα την πυκνότητα του πίνακα όταν αυτή είναι χαμηλή, ώστε να βελτιστοποιήσουμε τα αποτελέσματα του αλγορίθμου ομότιμων ειδικών. Το σχήμα 26 (β) απεικονίζει τον αριθμό των άρθρων τα οποία απαιτούνται ώστε να φθασουμε σε διαφορετικά επίπεδα πυκνότητας. Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε, όταν χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών, η πυκνότητα αυξάνει αργά στο χρόνο, λόγω του ότι οι συνεισφέροντες επιλέγονται με βάση τις προηγούμενες συνεισφορές τους. Αντίθετα, η πυκνότητα αυξάνεται πιο απότομα όταν χρησιμοποιείται η πολιτική τυχαίας επιλογής, λόγω του ότι ζητείται από περισσότερους νέους χρήστες να συνεισφέρουν σε άρθρα. Έτσι, η απόδοση του συστήματος ενδέχεται να αυξηθεί αν οι συνεισφέροντες επιλέγονται

τυχαία κατά τη διάρκεια της αρχικοποίησής του, έτσι ώστε να αυξηθεί απότομα η πυκνότητα του πίνακα συνεισφορών και να ανακαλυφθούν τυχόν καλύτεροι συνεισφέροντες από ότι αυτοί οι οποίοι είναι γνωστοί μέχρι εκείνη τη στιγμή. Αυτή η διαδικασία θα καταλήξει με τη σειρά της σε αυξημένη αποδοτικότητα του αλγόριθμου συνδυασμού ομότιμων ειδικών όταν τελικά αυτός χρησιμοποιηθεί. Για το άνωθι σενάριο, μία πυκνότητα ίση με $d=0.2$ παράγει ένα μέσο αριθμό αναθεωρήσεων ο οποίος είναι μόνο 30% χειρότερος από αυτόν ο οποίος παράγεται σε $d=1$ για τον αλγόριθμο ομότιμων ειδικών.

3.3.10. Ζητήματα για περαιτέρω μελέτη

Οι προσωμοιώσεις παρουσιάζουν έναν αριθμό από απλοποιημένα σενάρια του προτεινόμενου συστήματος. Ωστόσο, σε ένα ρεαλιστικό σενάριο ενδέχεται να προκύψουν και άλλα ζητήματα. Αυτά τα θέματα παρουσιάζονται στη συνέχεια.

3.3.10.1 Γήρανση των άρθρων

Όσο περνάει ο καιρός, η πληροφορία η οποία περιλαμβάνεται στα άρθρα αποδεκτής ποιότητας ενδέχεται να μην είναι πλέον ενημερωμένη. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το ζήτημα, και να προστατευθεί η συλλεχθείσα γνώση από το να θεωρηθεί ξεπερασμένη, μπορεί να λαμβάνει χώρα κατά περιόδους μία διαδικασία ενημέρωσης. Με άλλα λόγια, μόλις περάσει ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, κάθε άρθρο να εισέρχεται ξανά στον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών ώστε να υποβληθεί στη διαδικασία βελτίωσης, συνοδευόμενο από ένα μήνυμα ότι η πληροφορία του άρθρου ενδέχεται να απαιτεί ενημέρωση. Τα χρονικά διαστήματα ανάμεσα στις ενημερώσεις άρθρων μπορούν να είναι αρχικά τα ίδια για όλα τα γνωστικά πεδία αλλά, λόγω του ότι τα διαφορετικά γνωστικά πεδία ενδέχεται να απαιτούν διαφορετική συχνότητα ενημέρωσης, αυτά τα αρχικά χρονικά διαστήματα μπορούν να προσαρμοστούν δυναμικά στο χρόνο. Για παράδειγμα έστω ότι υπάρχουν δύο γνωστικά πεδία, αυτό της βιοτεχνολογίας και αυτό της ιστορίας. Αρχικά, το αρχικό χρονικό διάστημα για την επαναξιολόγηση των άρθρων και στα δύο πεδία είναι έξι μήνες. Μετά την επαναξιολόγηση, ενδέχεται να παρατηρηθεί μία σημαντική πτώση στην ποιότητα των άρθρων βιοτεχνολογίας τα οποία είχαν αρχικά περάσει το κατώφλι ποιότητας, κυρίως λόγω του γεγονότος ότι περιλαμβάνουν μη ενημερωμένη

πληροφορία ενώ τα αντίστοιχα άρθρα στο πεδίο της ιστορίας, να μην έχουν σημαντική πτώση ποιότητας. Επομένως, το χρονικό διάστημα ενημερωσης θα πρέπει να αλλάξει ανάλογα, για να επιμυκυνθεί η περίοδος επαναξιολόγησης του γνωστικού πεδίου της ιστορίας και να μειωθεί η αντίστοιχη περίοδος του πεδίου της βιοτεχνολογίας. Αυτή η δυναμική αλλαγή θα επιτρέψει στο σύστημα να αντιμετωπίσει το θέμα της γήρανσης των άρθρων ενώ παράλληλα θα αποφευχθεί η υπερβολική χρήση πολύτιμων ομότιμων πόρων στην επαναξιολόγηση των άρθρων.

3.3.10.2 Προφίλ των νέων χρηστών

Σε αυτή τη μελέτη, τα προφίλ των νέων χρηστών αρχικοποιούνται μόλις αυτοί κάνουν την πρώτη τους συνεισφορά. Ωστόσο, σαν εναλλακτική λύση, η διοίκηση μπορεί να θέσει την αρχική τιμή εξειδίκευσης με βάση την εκτιμώμενη γνώση και εξειδίκευση που οι εργαζόμενοι κάθε τμήματος έχουν σε κάθε γνωστικό πεδίο, ανάλογα με τις καθημερινές εργασιακές τους αρμοδιότητες. Για παράδειγμα, αντί να αρχικοποιούνται όλοι οι νεοί χρήστες στην ίδια τιμή εξειδίκευσης, η διοίκηση μπορεί να επιλέξει να καθορίσει ότι οι χρήστες του τμήματος υπολογιστών θα έχουν υψηλότερη αρχική τιμή εξειδίκευσης σε θέματα υπολογιστών από ότι οι χρήστες του νομικού τμήματος. Όποια στρατηγική και αν επιλεγεί για να καθορίσει τις αρχικές τιμές, ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών θα καθορίσει μετά από ορισμένα τρεξίματα, το επίπεδο εξειδίκευσης κάθε χρήστη με βάση τις ομότιμες βαθμολογίες και θα δράσει ανάλογα.

3.3.10.3 Κατηγοριοποίηση θεμάτων

Κατά τη διάρκεια χρήσης του συστήματος, τα γνωστικά πεδία στα οποία κατηγοριοποιείται η πληροφορία ενδέχεται να χρειαστεί να διαιρεθούν, να διαγραφούν ή να συγχωνευθούν. Όσον αφορά τη διάσπαση πεδίων, μία πρώτη ένδειξη για κάτι τέτοιο μπορεί να είναι ότι ένα πεδίο περιέχει έναν αυξημένο αριθμό άρθρων. Μία ακόμη ένδειξη μπορεί να είναι το γεγονός ότι παρατηρείται μία σημαντική απόκλιση στις βαθμολογίες των ίδιων συνεισφερόντων, με άλλα λόγια όταν οι ίδιοι χρήστες λαμβάνουν υψηλές βαθμολογίες σε μία ομάδα άρθρων αλλά χαμηλές βαθμολογίες σε άλλη ομάδα για το ίδιο γνωστικό πεδίο. Μία τρίτη ένδειξη ότι είναι απαραίτητη η διάσπαση πεδίων είναι όταν η κειμενική πληροφορία κάποιας ομάδας άρθρων, όπως αυτή εξάγεται από τους εφαρμοζόμενους αλγόριθμους

κατηγοριοποίησης, διαφέρει σημαντικά από την κειμενική πληροφορία άλλης ομάδας άρθρων. Στην περίπτωση που είναι παρούσα μία ή περισσότερες από τις προαναφερθείσες συνθήκες, τότε το σύστημα θα πρέπει να παράγει μία ειδοποίηση προς τη διοίκηση πάνω στην πιθανότητα διάσπασης του πεδίου. Αν οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης εντοπίσουν ότι η κειμενική πληροφορία των άρθρων σε δύο ή περισσότερα γνωστικά πεδία είναι παρόμοια, τότε το σύστημα θα πρέπει να ειδοποιεί τη διοίκηση ότι ενδέχεται να υπάρχει ανάγκη συγχώνευσης των πεδίων και διαγραφής των υπολοίπων που απομένουν.

3.3.10.4 Συσχετιζόμενα Πεδία

Στα σενάρια προσομοίωσης τα οποία εξετάστηκαν στην ενότητα 3.3.9, τα πεδία που χρησιμοποιήθηκαν ήταν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο. Παρ'όλα αυτά, σε μερικές περιπτώσεις, τα γνωστικά πεδία του CorpWiki ενδέχεται να είναι συσχετισμένα, και έτσι η εξειδίκευση ενός ατόμου σε ένα συγκεκριμένο πεδίο ενδέχεται να σχετίζεται με την εξειδίκευση του ατόμου σε κάποιο άλλο πεδίο. Έπομένως, σαν μελλοντική εργασία, ο αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών μπορεί να επεκταθεί ώστε να αρχικοποιεί την εξειδίκευση ενός ατόμου σε ένα συγκεκριμένο πεδίο όχι σε μία προκαθορισμένη τιμή, αλλά με βάση την εξειδίκευση του ατόμου σε σχετικά πεδία. Αυτό αναμένεται να έχει ως αποτέλεσμα την ανάγκη ύπαρξης λιγότερης πληροφορίας προφίλ από κάθε χρήστη ώστε πετύχουμε αποδοτικές εκτιμήσεις.

3.3.10.5 Καθολική και τοπική ποιότητα

Το προτεινόμενο σύστημα αυτής της μελέτης εστιάζει στο ζήτημα της διασφάλισης ποιότητας για συλλογικό περιεχόμενο το οποίο αποτελείται από μεμονωμένες σελίδες άρθρων. Ωστόσο, πέρα από τη διασφάλιση της προαναφερθείσας τοπικής ποιότητας, η διασφάλιση της καθολικής ποιότητας του wiki είναι ένα ακόμη ζήτημα το οποίο πρέπει να εξετασθεί περαιτέρω. Αυτό το ζήτημα μπορεί για παράδειγμα να περιλάβει τη διασφάλιση της ποιότητας του CorpWiki ως προς τη διασύνδεση σελίδων, τις σελίδες οι οποίες λείπουν και την συνέπεια (consistency) μεταξύ των άρθρων.

3.3.10.6 Αρνητικές αλλαγές στις κρίσεις

Σε κάποιες περιπτώσεις, υπάρχει η πιθανότητα να υπάρξει μία αρνητική αλλαγή στην κρίση, είτε λόγω μίας ανεπαρκούς συνεισφοράς είτε λόγω της τυχαιότητας. Στην περίπτωση που αυτή η αρνητική αλλαγή είναι μεγάλη, το CorpWiki θα πρέπει να βελτιωθεί ώστε να ειδοποιεί τη διοίκηση για να ελέγξει το συγκεκριμένο ζήτημα.

3.3.0.7 Ενθαρρύνοντας τους χρήστες

Μία από τις πιο σημαντικές πλευρές ενός συστήματος συλλογικής ευφυΐας όπως αυτό το οποίο προτείνεται σε αυτή τη μελέτη είναι το γεγονός ότι το σύστημα μπορεί να είναι χρήσιμο στην εταιρική κοινότητα μονάχα αν γίνει αποδεκτό και χρησιμοποιηθεί από τους εργαζόμενους. Για να αυξηθεί η πιθανότητα της αποδοχής του CorpWiki από τους εργαζόμενους πρέπει να υπάρχουν δύο παράγοντες, συγκεκριμένα μία από κάτω-προς-τα-επάνω κουλτούρα διαμοιρασμού της γνώσης (bottom-up knowledge sharing culture) μέσα στον οργανισμό και η παροχή των καταλληλων κινήτρων τα οποία θα ενθαρρύνουν τους εργαζόμενους να συμμετέχουν και να χρησιμοποιούν το σύστημα.

Όσον αφορά την κουλτούρα διαμοιρασμού της γνώσης (knowledge sharing culture) του οργανισμού, το CorpWiki βασίζεται και επεκτείνει τη φιλοσοφία του wiki για να την προσαρμόσει στις απαιτήσεις ενός εταιρικού περιβάλλοντος για την έγκαιρη δημιουργία ποιοτικού περιεχομένου, με το να ενσωματώνει στην αρχική ιδέα wiki τη διαδικασία ομότιμης αξιολόγησης και την αίτηση στους χρήστες να συνεισφέρουν σύμφωνα με την εξειδίκευση καθενός. Για να παράγει τα αποτελέσματά του, το CorpWiki βασίζεται σημαντικά στη συμμετοχή των εργαζομένων, και επομένως απαιτείται να υπάρχει μία από κάτω-προς-τα-επάνω κουλτούρα διαμοιρασμού της γνώσης, όπου οι εργαζόμενοι θέλουν να μοιράζονται τη γνώση τους. Αυτή η κουλτούρα δεν είναι παρούσα στα περισσότερα εταιρικά περιβάλλοντα, όπου οι εργαζόμενοι προσπαθούν να διατηρήσουν όσο περισσότερη γνώση μπορούν και ένα σύστημα, όσο καλά σχεδιασμένο και αν είναι, δεν μπορεί να αλλάξει αυτή την κουλτούρα από μόνο του.

Έτσι, για να ωφεληθεί ο οργανισμός από τα πλεονεκτήματα ενός συστήματος όπως είναι το CorpWiki, θα πρέπει να υιοθετηθεί μία μη ιεραρχική κουλτούρα όπως αυτή που περιγράφηκε πιο πάνω τόσο από τη διοίκηση και από τους εργαζόμενους

πριν την έναρξη του συστήματος [106]. Επομένως, η διοίκηση θα πρέπει να αναγνωρίσει την αξία που θα δημιουργήσει αυτή η κουλτούρα, ως προς την ικανότητα καινοτομίας και ότι θα παρέχει στον οργανισμό στρατηγικό πλεονέκτημα απέναντι στους ανταγωνιστές του. Μόνο τότε, στην παρουσία αυτής της κουλτούρας, το CorpWiki έχει τη δυνατότητα να ενσωματωθεί με επιτυχία στο εταιρικό περιβάλλον. Σε αντίθετη περίπτωση, αν η διοίκηση δεν υποστηρίζει πλήρως και δεν υιοθετήσει αυτή τη μη ιεραρχική κουλτούρα, τότε το σύστημα κατά πάσα πιθανότητα θα εγκαταληφθεί. Επιπλέον, η διοίκηση πρέπει να διαδόσει την ανοιχτή κουλτούρα διαμοιρασμού της πληροφορίας και να παρέχει επίσης στους εργαζόμενους συγκεκριμένα κίνητρα για να χρησιμοποιήσουν το σύστημα.

Στην πρόσφατη μελέτη τους οι Malone et. al [72] επισημαίνουν ότι δεν έχουν γίνει μέχρι στιγμής συστηματικές μελέτες πάνω στα κίνητρα τα οποία ωθούν τους χρήστες να συνεισφέρουν στα συνεργατικά συστήματα Ιστού. Παρόλα αυτά η ανωτέρω μελέτη τονίζει ότι ο λανθασμένος εντοπισμός των παραγόντων οι οποίοι ενθαρρύνουν τους χρήστες να συμμετέχουν είναι ίσως η πιο σημαντική αιτία της αποτυχίας έναρξης ενός νέου συστήματος συλλογικής ευφυΐας. Στην προαναφερθείσα μελέτη, εντοπίζονται τρεις παράγοντες κινήτρων, συγκεκριμένα ο οικονομικός, ο παράγοντας αυτό-πλήρωσης (self-fulfillment) και το κίνητρο της αναγνώρισης. Ειδικότερα, το οικονομικό κίνητρο αναφέρεται σε οικονομικά οφέλη τα οποία τα άτομα κερδίζουν από τη συμμετοχή τους. Το κίνητρο της αυτό-πλήρωσης αναφέρεται στην εσωτερική ικανοποίηση την οποία λαμβάνουν τα άτομα από τη συνεργασία με άλλους προς την επίτευξη ενός μεγαλύτερου κοινού στόχου. Στην περίπτωση ενός εταιρικού περιβάλλοντος αυτός ο στόχος μπορεί να είναι η συνεισφορά στην ευημερία του οργανισμού, μέσω της ενεργούς συμμετοχής των υπαλλήλων στη δημιουργία εταιρικής γνώσης και κατά συνέπεια στις διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Το τελευταίο κίνητρο αναφέρεται στην αναγνώριση μέσα στο ομότιμο δίκτυο η οποία μπορεί να αποκτηθεί από τη θέληση ενός ατόμου να συμμετάσχει καθώς και από την εξεδίκευση την οποία έχει επιδείξει. Επομένως, συνδυάζοντας τα πιο πάνω κίνητρα ένας οργανισμός ο οποίος επιθυμεί να ενσωματώσει το CorpWiki μπορεί να αναπτύξει έναν μηχανισμό παροχής κινήτρων ώστε να ενθαρρύνει τους εργαζόμενους του να χρησιμοποιήσουν το σύστημα. Όσο το σύστημα χρησιμοποιείται από τους εργαζόμενους, αυτοί αναμένεται ότι θα ενθαρρύνονται επίσης και από την αξία την

οποία το σύστημα δημιουργεί στα καθημερινά τους καθήκοντα, με το να τους παρέχει πιο πλήρη και ενημερωμένη πληροφορία [3].

3.3.11 Συμπέρασμα

Η εταιρική συλλογική ευφυΐα είναι ένα περιουσιακό στοιχείο, το οποίο αν συγκεντρωθεί και χρησιμοποιηθεί σωστά, έχει τη δυνατότητα να δημιουργήσει σημαντικό στρατηγικό πλεονέκτημα για έναν οργανισμό. Σε αυτό το τμήμα της διατριβής παρουσιάστηκε το CorpWiki, ένα καινοτόμο αυτό-ρυθμιζόμενο βασισμένο σε wiki σύστημα το οποίο στοχεύει να διασφαλίσει την έγκαιρη δημιουργία περιεχομένου συλλογικής ευφυΐας το οποίο θα έχει υψηλή ποιότητα σε εταιρικά περιβάλλοντα. Για να το καταφέρει αυτό, το σύστημα ερευνά μέσα στους πόρους του ανθρώπινου δικτύου του οργανισμού και εντοπίζει τους πιο κατάλληλους ομότιμους χρηστες οι οποίοι θα αξιολογήσουν και θα βελτιώσουν το περιεχόμενο που δημιουργείται. Η κύρια λειτουργικότητα του CorpWiki είναι ένας καινοτόμος αλγόριθμος συνδυασμού ομότιμων ειδικών, ο οποίος βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης. Τα αποτελέσματα συγκριτικής αξιολόγησης, τα οποία αποκτήθηκαν μέσω της μοντελοποίησης προσομοίωσης, ανάμεσα στον αλγόριθμο συνδυασμού ομότιμων ειδικών και την πολιτική τυχαίας επιλογής, υποδεικνύουν ότι το προτεινόμενο σύστημα επιτυγχάνει σημαντική βελτίωση της μέσης ποιότητας άρθρου, του αριθμού των αναθεωρήσεων και του χρόνου ο οποίος χρειάζεται για να γθάσουμε σε ένα προκαθορισμένο κατώφλι ποιότητας.

Συμπερασματικά, η δυνατότητα που το CorpWiki παρουσιάζει στη χρήση της συλλογικής ευφυΐας του οργανισμού για να διασφαλίσει την έγκαιρη δημιουργία ποιοτικού περιεχομένου, αναμένεται να οδηγήσει σε πιο πλήρη εταιρική γνώση, σε πιο καινοτόμες λύσεις και έτσι σε αυξημένη αξία για την επιχείρηση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΕΠΙΛΟΓΟΣ

4.1 Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο αποτελεί μία ανακεφαλαίωση των θεμάτων τα οποία παρουσιάστηκαν σε αυτή τη διατριβή. Αναφέροντα τα ερευνητικά πεδία με τα οποία ασχολήθηκε η εργασία, τα προβλήματα τα οποία κλήθηκε να αντιμετωπίσει καθώς και οι λύσεις τις οποίες προτείνει. Επιπλέον, για κάθε μέθοδο η οποία προτείνεται παρατίθεται συνοπτικά και ο σχολιασμός της επίδοσης της, με βάση τα αποτελέσματα που εξήγαγε η πειραματική μελέτη της.

4.2 Τηλεκπαίδευση

Αρχικά η παρούσα εργασία ασχολείται με τον τομέα της τηλεκπαίδευσης και αναλύει ένα από τα κυρίαρχα προβλήματα αυτού του τύπου εκπαίδευσης, το οποίο είναι η μειωμένη –κυρίως λόγω της απόστασης η οποία υπεισέρχεται– δυνατότητα την οποία έχουν οι διδάσκοντες στο να προβλέπουν έγκαιρα και με ακρίβεια τη μελλοντική συμπεριφορά των εκπαιδευομένων. Αυτό το πρόβλημα οδηγεί στη δυσκολία εντοπισμού και κάλυψης των εξειδικευμένων εκπαιδευτικών αναγκών τις οποίες έχει κάθε σπουδαστής και παράγει με τη σειρά του τα πολύ υψηλότερα, σε σχέση με την παραδοσιακή εκπαίδευση, ποσοστά εκπαιδευομένων οι οποίοι εγκαταλείπουν την παρακολούθηση των μαθημάτων τηλεκπαίδευσης.

Για την αντιμετώπιση του ανωτέρω προβλήματος, η παρούσα διατριβή προτείνει δύο νέες μεθόδους έγκαιρης και δυναμικής πρόβλεψης της τελικής επίδοσης των σπουδαστών τηλεκπαίδευσης καθώς και της πιθανότητάς τους να αποσυρθούν από το μάθημα. Οι μέθοδοι αυτές συνδυάζουν τη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των εκπαιδευομένων –μέσω της αυτόματης εξαγωγής των χαρακτηριστικών τους από την βάση δεδομένων τηλεκπαίδευσης– με τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης. Με αυτόν τον τρόπο κατορθώνουν να προβλέψουν έγκαιρα και με ακρίβεια τη μελλοντική συμπεριφορά των σπουδαστών, αποτέλεσμα το οποίο θεμελιώνεται και

από τα αντίστοιχα πειραματικά αποτελέσματα τα οποία παρουσιάζονται. Στόχος των μεθόδων οι οποίες αναπτύχθηκαν είναι να δώσουν στους διδάσκοντες τη δυνατότητα να εντοπίζουν τη μελλοντική συμπεριφορά των εκπαιδευομένων σε πρώιμα στάδια και με αυτόν τον τρόπο να ανταποκρίνονται πιο άμεσα στις εξειδικευμένες μαθησιακές ανάγκες τους, συμβάλλοντας έτσι στην αύξηση των επιπέδων συγκράτησης των σπουδαστών στο θεσμό της τηλεκπαίδευσης.

4.2 Συνεργατικά συστήματα συλλογικής ευφυΐας

Το δεύτερο ζήτημα το οποίο αναλύεται από την παρούσα διατριβή είναι η διασφάλιση της ποιότητας περιεχομένου το οποίο συνεργατικά δημιουργούν οι διαδικτυακοί χρήστες. Αρχικά το ανωτέρω πρόβλημα παρουσιάζεται με τρόπο αναλυτικό και δίδεται έμφαση στην αδυναμία των σημερινών συστημάτων συλλογικής ευφυΐας -και ιδιαίτερα των συστημάτων Ιστού δεύτερης γενιάς (Web 2.0)- στο να συντονίσουν τις ενέργειες των χρηστών τους και αξιοποιήσουν τις γνώσεις τους ώστε να προκύψει το ποιοτικότερο δυνατό περιεχόμενο της συλλογικής τους ευφυΐας.

Για την επίλυση του ανωτέρω προβλήματος, η διατριβή προτείνει ένα καινοτόμο αυτορρυθμιζόμενο σύστημα συλλογικής ευφυΐας το οποίο συνδυάζει τεχνικές μηχανικής μάθησης με την ατομική ευφυΐα των ομότιμων χρηστών του ώστε να οδηγήσει στη δημιουργία συνεργατικού περιεχομένου το οποίο θα διακρίνεται από αξιοπιστία στην ποιότητά του. Το προτεινόμενο σύστημα εξετάζεται πάνω σε μία σειρά διαφορετικών σεναρίων χρήσης με τη βοήθεια προσομοίωσης και τα αποτελέσματα τα οποία επιτυγχάνονται οδηγούν στο συμπέρασμα ότι το σύστημα έχει την προοπτική να οδηγήσει τα συνεργατικά συστήματα προς τη διασφάλιση του περιεχομένου τους και επομένως προς την ευρύτερη αποδοχή τους.

- [1] Allen, J. and Robbins, S., Prediction of College Major Persistence Based on Vocational Interests, Academic Preparation, and First-Year Academic Performance, *Research in Higher Education* **49** (1) (2008) pp. 62-79.
- [2] Andrews, R., Diederich, J. and Tickle, A. B., Survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks, *Knowledge-Based Systems* **8** (6) (1995) pp. 373-389.
- [3] Back, A., Enkel, E. and Krogh, G. v., Knowledge networks for business growth, (2007), Springer.
- [4] Balog, K., Azzopardi, L. and Rijke, M. d., Formal models for expert finding in enterprise corpora, in: Proceedings of the 29th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (2006) pp. 43-50.
- [5] Balog, K. and de Rijke, M., Associating People and Documents, Advances in Information Retrieval, Springer, Berlin, Heidelberg (2008).
- [6] Balog, K. and Rijke, M. d., Finding experts and their details in e-mail corpora, in: Proceedings of the 15th International Conference on World Wide Web (2006) pp. 1035 - 1036.
- [7] Bang, S. L., Yang, J. D. and Yang, H. J., Hierarchical document categorization with k-NN and concept-based thesauri, *Information Processing & Management* **42** (2) (2006) pp. 387-406.
- [8] Beck, J. E. and Woolf, B. P., High-Level Student Modeling with Machine Learning, *Intelligent Tutoring Systems* **1839** (2000) (2000) pp. 584-593.
- [9] Blom, K. and Meyers, D., Quality indicators in vocational education and training: International perspectives National Centre for Vocational Education Research (NCVER) (2003).
- [10] Blumenstock, J. E., Size matters: word count as a measure of quality on wikipedia, in: Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web (2008) pp. 1095-1096.
- [11] Boon, H. J., Risk or Resilience? What Makes a Difference?, *The Australian Educational Researcher* **35** (1) (2008) pp. 81-102.
- [12] Borrego, A. M., Today's news: education department will emphasize retention issues in next higher education act, official says., (2002), <http://chronicle.com/daily/2002/07/2002070102n.htm>
- [13] Buffa, M. and Gandon, F., SweetWiki: semantic web enabled technologies in Wiki, in: Proceedings of the 2006 International Symposium on Wikis (2006) pp. 69-78.
- [14] Bughin, J. and Manyika, J., How businesses are using Web 2.0: A McKinsey Global Survey, *The McKinsey Quarterly* (2007) pp.
- [15] Carpenter, G. A., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J. H. and Rosen, D. B., Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps, *IEEE Transactions on Neural Networks* **3** (5) (1992) pp. 698-713.
- [16] Carr, S., As distance education comes of age, the challenge is keeping the students, *The Chronicle of Higher Education* **46** (23) (2000) pp. A39-A41.

- [17] Carter, V., Do media influence learning. Revisiting the debate in the context of distance education., *Open Learning* **11** (1) (1996) pp. 31-40.
- [18] Chapman, R. J., Simple tools and techniques for enterprise risk management, (2006), John Wiley & Sons.
- [19] Chen, R.-C. and Hsieh, C.-H., Web page classification based on a support vector machine using a weighted vote schema, *Expert Systems with Applications* **31** (2) (2006) pp. 427-435.
- [20] Cohen, A. and Nachmias, R., A quantitative cost effectiveness model for Web-supported academic instruction, *The Internet and Higher Education* **9** (2) (2006) pp. 81-90.
- [21] Cortes, C. and Vapnik, V., Support-Vector Networks, *Machine Learning* **20** (3) (1995) pp. 273-297.
- [22] Cripps, A., Using Artificial Neural Nets to Predict Academic Performance, in: Proceedings of the 1996 ACM Symposium on Applied Computing (1996) pp.
- [23] Cybenko, G., Approximation by superpositions of a sigmoidal function, *Mathematics of Control, Signals, and Systems (MCSS)* **2** (4) (1989) pp. 303-314.
- [24] Da Lio, E., Fraboni, L. and Leo, T., TWiki-based facilitation in a newly formed academic community of practice, in: Proceedings of the 2005 international symposium on Wikis (2005) pp. 85-111.
- [25] Davenport, T. and Prusak, L., Working Knowledge: how organizations manage what they know, (2000), Harvard Business School Press.
- [26] Diaz, D., Online drop rates revisited, (2002), http://technologysource.org/article/online_drop_rates_revisited/
- [27] Diaz, D. P., Comparison of student characteristics, and evaluation of student success, in an online health education course, Nova Southeastern University, Fort Lauderdale, Florida, PhD dissertation, 2000.
- [28] Ding, X., Danis, C., Erickson, T. and Kellogg, W. A., Visualizing an enterprise Wiki, in: Proceedings of the Extended Abstracts on Human factors in Computing Systems (2007) pp. 2189-2194.
- [29] Doherty, W., An analysis of multiple factors affecting retention in Web-based community college courses, *The Internet and Higher Education* **9** (4) (2006) pp. 245-255.
- [30] Dupin-Bryant, P. A., Pre-entry Variables Related to Retention in Online Distance Education, *American Journal of Distance Education* **18** (4) (2004) pp. 199-206.
- [31] Fang, H. and Zhai, C., Probabilistic Models for Expert Finding, Advances in Information Retrieval, Springer, Berlin, Heidelberg (2007).
- [32] Feldhusen, J. and Moon, S., Grouping gifted students: Issues and concerns, (2004), Corwin Press.
- [33] Feng, M., Heffernan, N. and Koedinger, K., Looking for Sources of Error in Predicting Student's Knowledge, in: Proceedings of the AAAI workshop on educational data mining (2005) pp.
- [34] Frankola, K., Why online learners dropout, *Workforce* **80** (10) (2001) pp. 53-63.
- [35] Funahashi, K., On the approximate realization of continuous mappings by neural networks, *Neural Netw.* **2** (3) (1989) pp. 183-192.
- [36] Hagan, M. T. and Menhaj, M. B., Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, *IEEE Transactions on Neural Networks* **5** (6) (1994) pp. 989-993.
- [37] Haladyna, T. M., Developing and Validating Multiple-Choice Test Items, (2004), Routledge.

- [38] Hao, P.-Y., Chiang, J.-H. and Tu, Y.-K., Hierarchically SVM classification based on support vector clustering method and its application to document categorization, *Expert Systems with Applications* **33** (3) (2007) pp. 627-635.
- [39] Hasan, H. and Pfaff, C. C., The Wiki: an environment to revolutionise employees' interaction with corporate knowledge, in: Proceedings of the 20th Conference of the Computer-Human Interaction Special Interest Group (CHISIG) of Australia on Computer-Human Interaction: design: activities, artefacts and environments (2006) pp. 377-380.
- [40] Haykin, S., *Neural Networks A Comprehensive Foundation*, (1999), Prentice-Hall.
- [41] Heckscher, C. and Adler, P. S., *The Firm as a Collaborative Community: Reconstructing Trust in the Knowledge Economy*, (2007), Oxford University Press.
- [42] HEFCE, Review of performance indicators Outcomes and decisions, Higher Education Funding Council of England (2007).
- [43] Herzog, S., Estimating student retention and degree-completion time: Decision trees and neural networks vis-à-vis regression, *New Directions for Institutional Research* **2006** (131) (2006) pp. 17-33.
- [44] HLC, Best practices for electronically offered degree and certificate programs. Regional Accrediting Commissions., (2007), www.ncahlc.org/download/Best_Pract_DEd.pdf
- [45] Hoffmann, R., A wiki for the life sciences where authorship matters, *Nat Genet* **40** (9) (2008) pp. 1047-1051.
- [46] Holder, B., An investigation of hope, academics, environment, and motivation as predictors of persistence in higher education online programs, *The Internet and Higher Education* **10** (4) (2007) pp. 245-260.
- [47] Hornik, K., Approximation capabilities of multilayer feedforward networks, *Neural Netw.* **4** (2) (1991) pp. 251-257.
- [48] Hornik, K., Some new results on neural network approximation, *Neural Netw.* **6** (9) (1993) pp. 1069-1072.
- [49] Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H., Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Netw.* **2** (5) (1989) pp. 359-366.
- [50] Hu, M., Lim, E.-P., Sun, A., Lauw, H. W. and Vuong, B.-Q., Measuring article quality in wikipedia: models and evaluation, in: Proceedings of the 16th ACM conference on information and knowledge management (2007) pp. 243-252.
- [51] Hu, M., Lim, E.-P., Sun, A., Lauw, H. W. and Vuong, B.-Q., On improving wikipedia search using article quality, in: Proceedings of the 9th Annual ACM international workshop on Web information and data management (2007) pp. 145-152.
- [52] IRM, A Risk Management Standard, The Institute of Risk Management, London (2002).
- [53] Iyer, M. S. and Rhinehart, R. R., A method to determine the required number of neural-network training repetitions, *Neural Networks, IEEE Transactions on* **10** (2) (1999) pp. 427-432.
- [54] Jain, R., Chiu, D. and Haw, W., A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared systems, DEC Technical Report TR-301, Digital Equipment Corporation (1984).
- [55] Junemann, M. P., Lagos, P. S. and Arriagada, R. C., Neural Networks to Predict Schooling Failure/Success, *Nature Inspired Problem-Solving Methods in Knowledge Engineering*, (2007).
- [56] Kalles, D. and Pierrakeas, C., Analyzing Student Performance in Distance

- Learning with Genetic Algorithms and Decision Trees, *Applied Artificial Intelligence* **20** (8) (2006) pp. 655-674.
- [57] Karlovcec, N., Skala, T. and Saina, S., Computer Science Education: Differences Between E-learning and Classical Approach, in: Proceedings of the World Conference on E-Learning in Corporate Government, Healthcare, and Higher Education (2005) pp.
- [58] Keen, A., The Cult of the Amateur: How Today's Internet is Killing Our Culture, (2007), Doubleday Business.
- [59] Kester, L., Rosmalen, P. v., Sloep, P., Brouns, F., Kone, M. and Koper, R., Matchmaking in Learning Networks: Bringing Learners Together for Knowledge Sharing, *Interactive Learning Environments* **5** (2007) pp. 117-126.
- [60] Klabbers, V. and Kruidierink, N., Users and tools: the art of matchmaking. Challenges in choosing appropriate online collaboration tools for development professionals and practitioners, *Knowledge Management for Development Journal* **3** (1) (2007) pp. 5-25.
- [61] Kotsiantis, S., Pierrakeas, C. and Pintelas, P., Preventing Student Dropout in Distance Learning Using Machine Learning Techniques, Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, (2003).
- [62] Kotsiantis, S., Pierrakeas, C. and Pintelas, P., Predicting Students' Performance in Distance Learning Using Machine Learning Techniques, *Applied Artificial Intelligence* **18** (5) (2004) pp. 411-426.
- [63] Krotzsch, M., Vrandecic, D., Volkel, M., Haller, H. and Studer, R., Semantic Wikipedia, *Web Semantics: Science, Services and Agents on the World Wide Web* **5** (4) (2007) pp. 251-261.
- [64] Lange, C., Towards Scientific Collaboration in a Semantic Wiki, in: Proceedings of the European Semantic Web Conference 2007, workshop "Bridging the Gap between Semantic Web and Web 2.0" (2007) pp. 119-126.
- [65] Lange, C., Hastrup, T. and Corlosquet, S., Improving mathematical knowledge items by acting on issue-based community feedback, in: Proceedings of the 2nd Workshop on Scientific Communities of Practice (2008) pp.
- [66] Levy, Y., Comparing dropouts and persistence in e-learning courses, *Computers & Education* **48** (2) (2007) pp. 185-204.
- [67] Lin, C., Zhou, H., Huang, Z. and Wang, W., REC: A Novel Model to Rank Experts in Communities, in: Proceedings of the 9th International Conference on Web-Age Information Management (2008) pp. 301-308.
- [68] Lin, X., Yacoub, S., Burns, J. and Simske, S., Performance analysis of pattern classifier combination by plurality voting, *Pattern Recogn. Lett.* **24** (12) (2003) pp. 1959-1969.
- [69] Loo, C. K. and Rao, M. V. C., Accurate and Reliable Diagnosis and Classification Using Probabilistic Ensemble Simplified Fuzzy ARTMAP, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* **17** (11) (2005) pp. 1598-1593.
- [70] Lykourantzou, I., Giannoukos, I., Mpardis, G., Nikolopoulos, V. and Loumos, V., Early and dynamic student achievement prediction in e-learning courses using neural networks, *Journal of the American Society for Information Science and Technology* **60** (2) (2009) pp. 372-380.
- [71] Majchrzak, A., Wagner, C. and Yates, D., Corporate wiki users: results of a survey, in: Proceedings of the 2006 international symposium on Wikis (2006) pp. 99-104.

- [72] Malone, T. W., Laubacher, R. and Dellarocas, C., Harnessing Crowds: Mapping the Genome of Collective Intelligence, CCI Working Paper, 2009-001, MIT Center for Collective Intelligence (2009).
- [73] Medialab, E-Learning Services, Multimedia Technology Laboratory, National Technological University of Athens, 2008
- [74] Mendez, G., Buskirk, T. D., Lohr, S. and Haag, S., Factors Associated With Persistence in Science and Engineering Majors: An Exploratory Study Using Classification Trees and Random Forests, *Journal of Engineering Education* **97** (1) (2008) pp.
- [75] Mendling, J., Neumann, G., Pinterits, A. and Simon, B., Revenue Models for E-Learning at Universities, *Wirtschaftsinformatik* 2005, (2005).
- [76] Moodle, Moodle LMS, 2008
- [77] Morris, L. V., Wu, S.-S. and Finnegan, C. L., Predicting Retention in Online General Education Courses, *American Journal of Distance Education* **19** (1) (2005) pp. 23-36.
- [78] Moseley, L. G. and Mead, D. M., Predicting who will drop out of nursing courses: A machine learning exercise, *Nurse Education Today* **28** (4) (2008) pp. 469-475.
- [79] Newell, C., Learner Characteristics as Predictors of Online Course Completion Among Nontraditional Technical College Students, University of Georgia Ed.D Dissertation, 2007.
- [80] O'Leary, D. E., Wikis: 'From Each According to His Knowledge', *Computer* **41** (2) (2008) pp. 34-41.
- [81] Oakley, B., Brent, R., Felder, R. and Elhajj, I., Turning Student Groups into Effective Teams, *Journal of Student Centered Learning* **9** (34) (2004) pp. 9-34.
- [82] P. Van Rosmalen, P. B. S., F. Brouns, L. Kester, A. Berlanga, M. Bitter, R. Koper, A model for online learner support based on selecting appropriate peer tutors, *Journal of Computer Assisted Learning* **24** (6) (2008) pp. 483-493.
- [83] P. van Rosmalen, P. S., L. Kester, F. Brouns, M. de Croock, K. Pannekeet, R. Koper, A learner support model based on peer tutor selection, *Journal of Computer Assisted Learning* **24** (1) (2008) pp. 74-86.
- [84] Parker, A., Identifying predictors of academic persistence in distance education, *USDLA Journal* **17** (1) (2003) pp. 55-62.
- [85] Petkova, D. and Croft, W. B., Hierarchical Language Models for Expert Finding in Enterprise Corpora, in: Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (2006) pp. 599-608.
- [86] Roblyer, M. D., Davis, L., Mills, S. C., Marshall, J. and Pape, L., Toward Practical Procedures for Predicting and Promoting Success in Virtual School Students, *American Journal of Distance Education* **22** (2) (2008) pp. 90-109.
- [87] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J., Learning internal representations by error propagation, *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition*, vol. 1: foundations, MIT Press (1986).
- [88] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J., Learning representations by back-propagating errors, *Nature* **323** (1) (1986) pp. 533-536.
- [89] Serdyukov, P. and Hiemstra, D., Modeling Documents as Mixtures of Persons for Expert Finding, *Advances in Information Retrieval*, Springer, Berlin, Heidelberg (2008).
- [90] Sheel, S. J., Vrooman, D., Renner, R. S. and Dawsey, S. K., A Comparison of Neural Networks and Classical Discriminant Analysis in Predicting Students

Mathematics Placement Examination Scores, Computational Science - ICCS 2001, Springer Berlin / Heidelberg (2001).

[91] Simpson, O., E-Learning, Democracy, and Social Exclusion: Issues of Access and Retention in the United Kingdom, Global Perspectives on E-Learning: Rhetoric and Reality, Sage Publications, Inc (2004).

[92] Stein, K. and Hess, C., Does it matter who contributes: a study on featured articles in the german wikipedia, in: Proceedings of the 18th conference on Hypertext and Hypermedia (2007) pp. 171-174.

[93] Stvilia, B., Twidale, M., Smith, L. and Gasser, L., Assessing information quality of a community-based encyclopedia, in: Proceedings of the International Conference on Information Quality (2005) pp. 442-454.

[94] Stvilia, B., Twidale, M. B., Smith, L. C. and Gasser, L., Information quality work organization in wikipedia, *Journal of the American Society for Information Science and Technology* **59** (6) (2008) pp. 983-1001.

[95] Surowiecki, J., The wisdom of the crowds: why the many are smarter than the few, (2004), Abacus.

[96] Tam, V., Santoso, A. and Setiono, R., A comparative study of centroid-based, neighborhood-based and statistical approaches for effective document categorization, in: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (2002) pp. 235-238.

[97] Terkla, D. G., Competencies, Regional Accreditation, and Distance Education: An Evolving Role?, *New Directions for Institutional Research* **2001** (110) (2001) pp. 65-81.

[98] Thrun, S. B., Extracting Provably Correct Rules from Artificial Neural Networks, Technical Report IAI-TR-93-5, Institute für Informatik III, Universität Bonn (1993).

[99] Trappey, A. J. C., Hsu, F.-C., Trappey, C. V. and Lin, C.-I., Development of a patent document classification and search platform using a back-propagation network, *Expert Systems with Applications* **31** (4) (2006) pp. 755-765.

[100] Ukpabi, C. V., Formulating a Prediction Model of Retention Rate in the University of North Carolina System, North Carolina State University, PhD dissertation, 2004.

[101] Vapnik, V., The Nature of Statistical Learning Theory, (1995), Springer-Verlag.

[102] Vapnik, V., Statistical learning theory, (1998), John Wiley & Sons.

[103] Vare, J. W., Dewalt, M. W. and Dockery, R. E., Predicting Student Retention in Teacher Education Programs, Annual Meeting of the American Association of Colleges for Teacher Education, Conference (2000) pp.

[104] Vehviläinen, A., Hyvonen, E. and Alm, O., A semi-automatic semantic annotation and authoring tool for a library help desk service, in: Proceedings of the Proceedings of the first Semantic Authoring and Annotation Workshop, ISWC-2006 (2006) pp.

[105] Vrandečić, D. and Krötzsch, M., Reusing Ontological Background Knowledge in Semantic Wikis, in: Proceedings of the Proceedings of the First Workshop on Semantic Wikis - From Wikis to Semantics (2006) pp. 16-30.

[106] Wagner, C., Breaking the Knowledge Acquisition Bottleneck through Conversational Knowledge Management, *Information Resources Management Journal* **19** (1) (2006) pp. 70-83.

[107] Wagner, C. and Bolloju, N., Supporting Knowledge Management in Organisations with Conversational Technologies: Discussion Forums, Weblogs, and Wikis, *Editorial Preface, Journal of Database Management* **16** (2) (2005) pp. 1-8.

- [108] Wang, T. and Mitrovic, A., Using neural networks to predict student's performance, in: Proceedings of the International Conference on computers in Education (2002) pp.
- [109] Wegner, L., Flisher, A. J., Chikobvu, P., Lombard, C. and King, G., Leisure boredom and high school dropout in Cape Town, South Africa, *Journal of Adolescence* **31** (3) (2008) pp. 421-431.
- [110] Wiebrands, C., Collaboration and communication via wiki: The experience of Curtin University Library and Information Service, in: Proceedings of the Australian Library and Information Association 2006 Biennial Conference (2006) pp.
- [111] Wilkinson, D. M. and Huberman, B. A., Cooperation and quality in wikipedia, in: Proceedings of the 2007 international symposium on Wikis (2007) pp. 157-164.
- [112] Xenos, M., Prediction and assessment of student behaviour in open and distance education in computers using Bayesian networks, *Computers & Education* **43** (4) (2004) pp. 345-359.
- [113] Xenos, M., Pierrakeas, C. and Pintelas, P., A survey on student dropout rates and dropout causes concerning the students in the Course of Informatics of the Hellenic Open University, *Computers & Education* **39** (4) (2002) pp. 361-377.
- [114] Zeng, H., Alhossaini, M. A., Ding, L., Fikes, R. and McGuinness, D. L., Computing Trust from Revision History, in: Proceedings of the 2006 international Conference on Privacy, Security and Trust: Bridge the Gap between PST Technologies and Business Services (2006) pp.
- [115] Zhang, G., Anderson, T., Ohland, M., Carter, R. and Thorndyke, B., Identifying Factors Influencing Engineering Student Graduation and Retention: A Longitudinal and Cross-Institutional Study, American Society for Engineering Education Annual Conference, Conference (2003) pp.
- [116] Zhang, G., Eddy Patuwo, B. and Y. Hu, M., Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art, *International Journal of Forecasting* **14** (1) (1998) pp. 35-62.
- [117] Zhang, J., Tang, J., Liu, L. and Li, J., A Mixture Model for Expert Finding, *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, Springer, Berlin, Heidelberg (2008).
- [118] Zinn, C., Bootstrapping a semantic wiki application for learning mathematics, in: Proceedings of the International Conference on Semantics (2006) pp.

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

ΣΧΗΜΑ 1. ΤΑ ΤΡΙΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΤΑ ΟΠΟΙΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ	32
ΣΧΗΜΑ 2. (Ι)-(ΙΙΙ) ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	33
ΣΧΗΜΑ 3. (Ι)-(ΙΙΙ) ΕΞΕΤΑΖΟΝΤΑΣ ΤΗΝ ΑΠΟΔΟΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	34
ΣΧΗΜΑ 4. (Ι)-(ΙΙ). ΟΙ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΕΙΣ ΜΑΘΗΤΩΝ ΣΤΙΣ ΟΜΑΔΕΣ Α ΚΑΙ Β ΑΠΟ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	42
ΣΧΗΜΑ 5. (Ι)-(ΙΙ). (Ι)-(ΙΙ). ΟΙ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΕΙΣ ΜΑΘΗΤΩΝ ΣΤΙΣ ΟΜΑΔΕΣ Α ΚΑΙ Β ΑΠΟ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ΓΡΑΜΜΙΚΗΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ	43
ΣΧΗΜΑ 6. ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΗΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΜΗΧΑΝΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ	56
ΣΧΗΜΑ 7. ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΟΥ ΑΠΛΟΠΟΙΗΜΕΝΟΥ ΑΣΑΦΟΥΣ ΔΙΚΤΥΟΥ ARTMAP	57
ΣΧΗΜΑ 8. Η ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΠΙΘΑΝΟΤΙΚΗΣ ΣΥΣΤΟΙΧΙΑΣ SFAM	59
ΣΧΗΜΑ 9. ΤΑ ΣΧΗΜΑΤΑ ΑΠΟΦΑΣΗΣ ΤΑ ΟΠΟΙΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΑΠΟ ΤΗΝ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟ	60
ΣΧΗΜΑ 10. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΥΝΟΛΙΚΗΣ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ ΣΤΟΥΣ 39 ΣΠΟΥΔΑΣΤΕΣ ΤΟΥ ΜΑΘΗΜΑΤΟΣ NET ..	68
ΣΧΗΜΑ 11. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΥΝΟΛΙΚΗΣ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ ΣΤΟΥΣ 24 ΣΠΟΥΔΑΣΤΕΣ ΤΟΥ ΜΑΘΗΜΑΤΟΣ WEB ..	69
ΣΧΗΜΑ 12. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ ΣΤΟΥΣ 19 ΣΠΟΥΔΑΣΤΕΣ ΟΙ ΟΠΟΙΟΙ ΑΠΟΣΥΡΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ ΜΑΘΗΜΑ NET	72
ΣΧΗΜΑ 13. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΥΑΙΣΘΗΣΙΑΣ ΣΤΟΥΣ 10 ΜΑΘΗΤΕΣ ΟΙ ΟΠΟΙΟΙ ΑΠΟΣΥΡΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΤΟ ΜΑΘΗΜΑ WEB	73
ΣΧΗΜΑ 14. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΥΣΤΟΧΙΑΣ ΣΤΟ ΜΑΘΗΜΑ NET	75
ΣΧΗΜΑ 15. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΥΣΤΟΧΙΑΣ ΣΤΟ ΜΑΘΗΜΑ WEB	76
ΣΧΗΜΑ 16. ΤΟ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟ CORPWIKI ΣΥΣΤΗΜΑ.....	93
ΣΧΗΜΑ 17. ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΤΗΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ CORPWIKI.....	96
ΣΧΗΜΑ 18. Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΣΥΝΔΥΑΣΜΟΥ ΟΜΟΤΙΜΩΝ ΧΡΗΣΤΩΝ (ERM).....	99
ΣΧΗΜΑ 19. ΜΕΓΕΘΟΣ ΣΥΝΟΛΟΥ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΤΟΥ FFNN ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ ΜΕΣΟ ΑΠΟΛΥΤΟ ΣΦΑΛΜΑ	114
ΣΧΗΜΑ 20. ΜΕΣΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΑΡΘΡΩΝ ΚΑΙ ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΘΕΩΡΗΣΕΩΝ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ- ΚΑΤΑΝΟΜΗ ΒΗΤΑ	116
ΣΧΗΜΑ 21. ΜΕΣΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΑΡΘΡΩΝ ΚΑΙ ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΘΕΩΡΗΣΕΩΝ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ ΚΑΤΩΦΛΙ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ- ΟΜΟΙΟΜΟΡΦΗ ΚΑΤΑΝΟΜΗ	116
ΣΧΗΜΑ 22. ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΑΡΘΡΟΥ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟΝ ΑΡΙΘΜΟ ΤΩΝ ΑΝΑΘΕΩΡΗΣΕΩΝ	117
ΣΧΗΜΑ 23. (Α) ΔΕΙΚΤΗΣ ΔΙΚΑΙΟΣΥΝΗΣ ΚΑΙ ΜΕΣΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΑΡΘΡΟΥ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗΝ ΤΙΜΗ Ρ, ΚΑΤΩΦΛΙΑ 8.5 ΚΑΙ 9.5.	119
ΣΧΗΜΑ 24. ΜΕΣΟ ΑΠΟΛΥΤΟ ΣΦΑΛΜΑ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΑΡΘΡΟΥ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟΝ ΑΡΙΘΜΟ ΤΩΝ ΚΡΙΤΩΝ, ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΩΝΤΑΣ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ΑΠΛΟΥ ΜΕΣΟΥ ΟΡΟΥ ΚΑΙ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ REV RANK ΓΙΑ ΤΟΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟ ΤΟΥ ΣΤΟΙΧΕΙΟΥ CAQ.....	121
ΣΧΗΜΑ 25. ΜΕΣΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΚΡΙΣΕΩΝ/ΑΡΘΡΟ (Α), ΜΕΣΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΘΕΩΡΗΣΕΩΝ /ΑΡΘΡΟ (Β), ΜΕΣΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΑΝΘΑΣΜΕΝΩΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΕΩΝ (C) ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΕΠΙΠΕΔΑ ΚΑΤΩΦΛΙΟΥ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΚΑΙ ΓΙΑ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ ΚΑΙ ΣΤΑΤΙΚΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΤΟΥ ΑΡΙΘΜΟΥ ΤΩΝ ΚΡΙΤΩΝ.....	123
ΣΧΗΜΑ 26. (Α) ΜΕΣΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΘΕΩΡΗΣΕΩΝ ΑΝΑ ΑΡΘΡΟ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗΝ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ ΤΟΥ ΠΙΝΑΚΑ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΩΝ (Β) ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ ΤΟΥ ΠΙΝΑΚΑ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΩΝ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟΝ ΑΡΙΘΜΟ ΤΩΝ ΑΡΘΡΩΝ	125