



ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

Διπλωματική Εργασία

ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΧΡΗΜ/ΚΗΣ ΑΠΑΤΗΣ ΣΤΙΣ ΔΗΜΟΣΙΕΥΜΕΝΕΣ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΕΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕ
ΤΗΝ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

της
ΑΣΠΙΩΤΗ ΕΙΡΗΝΗ
Επιβλέπων Καθηγητής: κ. Ζαπράνης Αχιλλέας

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στη
Λογιστική και Χρηματοοικονομική

Νοέμβριος 2014

Αφιέρωσεις

Στην οικογένειά μου,

Ευχαριστίες

Για την ολοκλήρωση αυτής της εργασίας οφείλω να ευχαριστήσω τους καθηγητές του Μεταπτυχιακού Προγράμματος του τμήματος Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας, που με βοήθησαν να διευρύνω τις γνώσεις μου. Ιδιαίτερα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές κ. Ζαπράνη Αχιλλέα, που μου έδωσε τις απαραίτητες οδηγίες και με κατήφθηνε κατά τη διεξαγωγή της σχετικής εμπειρικής έρευνας, ώστε να ολοκληρωθεί επιτυχώς η παρούσα διπλωματική εργασία.

Περίληψη

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι να παρουσιάσει τις διάφορες πτυχές του φαινομένου της ‘παραποίησης οικονομικών καταστάσεων’ καθώς και το ρόλο που διαδραματίζουν τα νευρωνικά δίκτυα αναφορικά με τον εντοπισμό λογιστικής απάτης.

Επίσης, στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, επιχειρείται να διευρυνθεί εμπειρικά η εφαρμογή νευρωνικών συστημάτων για εντοπισμό παραποίησης των οικονομικών καταστάσεων από τις εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αθηνών εταιρίες.

Συνοπτικά δηλαδή στόχος είναι να διερευνηθεί θεωρητικά και εμπειρικά η έννοια του ελέγχου στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις των επιχειρήσεων, ο υπαρκτός κίνδυνος παραποίησης αυτών καθώς και η διευκόλυνση που μπορεί να προσφερθεί για τον εντοπισμό λογιστικής απάτης στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις εάν χρησιμοποιηθούν τα νευρωνικά δίκτυα.

Απώτερος στόχος της εργασίας είναι να υπάρξει περαιτέρω εμπειρική έρευνα που θα στοχεύει στη βελτίωση τη ακεραιότητας της χρηματοοικονομικής πληροφόρησης με την χρήση νευρωνικών δικτύων.

Περιεχόμενα

Αφιερώσεις.....	i
Ευχαριστίες	ii
Περίληψη.....	iii
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.....	3
ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΑΠΑΤΗ ΚΑΙ ΕΞΩΤΕΡΙΚΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ.....	3
1.1 Η Λογιστική Πληροφόρηση	3
1.2 Αποδέκτες Χρηματοοικονομικών Καταστάσεων	4
1.3 Λογιστική Απάτη	6
1.4 Κίνητρα Παραποίησης	7
1.5 Τρόποι Παραποίησης	10
1.6 Ελεγκτικά Λάθη	12
1.7 Ο Ρόλος και η Αναγκαιότητα του Εξωτερικού Ελέγχου	13
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....	16
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.....	34
ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	34
3.1 Γενικές Πληροφορίες	34
3.2 Δίκτυα Προτροφοδότησης με Πολλαπλά Στρώματα	34
3.3 Γενικευμένος Κανόνας Δέλτα	36
3.4 Η Οπισθοδιάδοση στην Πράξη	38
3.5 Στοχαστική Ενημέρωση Βαρών	38
3.6 Ο Ρυθμός Μάθησης.....	39
3.7 Σπάσιμο Συμμετρίας	39
3.8 Μη Παραμετρική Εκτίμηση με Νευρωνικά Δίκτυα.....	40
3.8.1. Παραμετρική έναντι μη παραμετρικής εκτίμησης	41
3.9 Η Νευρωνική Μάθηση ως Εξισορρόπηση της Μεροληψίας Έναντι της Διακύμανσης	42
3.9.1. Η Διαδικασία Εκτίμησης Νευρωνικών Υποδειγμάτων.....	44
3.10 Διαγνωστικός Έλεγχος	46
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.....	48
Η ΕΡΕΥΝΑ ΠΟΥ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΘΗΚΕ	48
4.1 Δειγματοληψία-Μεθοδολογία	48
4.2 Αποτελέσματα	50
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	52
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	54

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ελεγκτική στις μέρες μας γίνεται ολοένα και πιο απαιτητική και υπάρχουν πολλές ενδείξεις ότι η παραποίηση βιβλίων των εταιριών, ‘cooking books’, επεκτείνεται όλο και περισσότερο. Η παραποίηση των οικονομικών καταστάσεων αναφέρεται στο σκόπιμο ‘χειρισμό’ των στοιχείων τους, όπως υπερτίμηση των πωλήσεων και κερδών ή υποτίμηση των ζημιών ή υποχρεώσεων, ώστε να επιτευχθεί ένα επιθυμητό ύψος τους.

Μία σημαντική επομένως, αλλοίωση της ορθής εικόνας των οικονομικών καταστάσεων των επιχειρήσεων είναι αναπόφευκτη. Ο αντίστοιχος όρος στις Η.Π.Α. δηλώνεται ως απάτη (fraud) που πραγματοποιείται μέσω της σκόπιμης αλλοίωσης των οικονομικών καταστάσεων.

Ως μέσα για την πραγματοποίηση της απάτης χρησιμοποιούνται διάφοροι μέθοδοι που περιλαμβάνονται στον όρο δημιουργική ή επινοητική λογιστική (creative accounting).

Σύμφωνα με το αναμορφωμένο Διεθνές Λογιστικό Πρότυπο 240, που αναφέρεται στις παραποιήσεις και στα λάθη στις Οικονομικές Καταστάσεις, ο όρος ‘παραποίηση’ αναφέρεται σε εκούσια, εσκεμμένη ενέργεια από ένα ή περισσότερα άτομα της διοίκησης, των εργαζομένων ή τρίτου μέρους που έχουν ως αποτέλεσμα την ψεύτικη παρουσίαση των Οικονομικών Καταστάσεων.

Η εξέταση της παραποίησης των οικονομικών καταστάσεων στην Ελλάδα, είναι ένα ζήτημα μεγάλης σπουδαιότητας, μια και μέσα από έρευνες αποκαλύπτεται ότι η διάπραξη απάτης στην Ελλάδα προσφέρεται περισσότερο απ’ ότι σε άλλες χώρες, κυρίως λόγω των αδύνατων εταιρικών κανονισμών διακυβέρνησης και της αδύνατης προστασίας των επενδυτών.

Στα πλαίσια λοιπόν, της παγκοσμιοποιημένης οικονομίας και κάτω από το κίνδυνο λογιστικής απάτης, οι εταιρίες χρηματοοικονομικών υπηρεσιών με σκοπό να εδραιωθούν και να επικρατήσουν στον κλάδο τους, καθίστανται καθημερινά ολοένα και περισσότερο εξαρτημένες από τις προηγμένες ποσοτικές μεθοδολογίες.

Τα νευρωνικά δίκτυα με τα οποία θα ασχοληθούμε σε αυτήν την εργασία, υπό το πρίσμα των εφαρμογών τους στην χρηματοοικονομική, είναι άμεσα συνδεδεμένα με το γνωστικό πεδίο της χρηματοοικονομικής μηχανικής (financial engineering).

Η χρηματοοικονομική μηχανική, περιλαμβάνει τον όρο μηχανική ως συνθετικό στην ονομασία της, γιατί ασχολείται με την επίλυση προβλημάτων και επομένως δεν υπάγεται στα πλαίσια του θεωρητικού.

Στο κεφάλαιο 1 πιο συγκεκριμένα, αναλύονται ποιοι είναι οι αποδέκτες των οικονομικών καταστάσεων και κάτω από ποιες συνθήκες οδηγείται κάποιος στην πραγματοποίηση λογιστικής απάτης. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι τρόποι με τους οποίους διαπράττεται αυτή, καταλήγοντας στη σημασία του εξωτερικού ελέγχου των επιχειρήσεων ιδιαίτερα σε αυτές τις περιπτώσεις.

Στο κεφάλαιο 2, έχουμε επισκόπηση βιβλιογραφίας με έρευνες που πραγματοποιήθηκαν για τον εντοπισμό λογιστικής απάτης, με τη βοήθεια των νευρωνικών συστημάτων.

Τα νευρωνικά συστήματα και ότι συνεπάγονται αυτά, όπως η δομή τους ή ο έλεγχος που μπορεί να γίνει με αυτά, θα αναπτυχθούν στο κεφάλαιο 3.

Στο κεφάλαιο 4 έχουμε εμπειρική έρευνα με τη χρήση νευρωνικών συστημάτων.

Τέλος, παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα της ανωτέρω διερεύνησης όπως αυτά προέκυψαν από τις παλινδρομήσεις που διεξήχθησαν.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΑΠΑΤΗ ΚΑΙ ΕΞΩΤΕΡΙΚΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ

1.1 Η Λογιστική Πληροφόρηση

Το βασικό κώδικα επικοινωνίας της επιχείρησης με κάθε εμπλεκόμενο φυσικό ή νομικό πρόσωπο αποτελεί η λογιστική. Βασικός στόχος της, αποτελεί η συλλογή, καταγραφή και επεξεργασία κάθε ενέργειας της επιχείρησης στη γλώσσα των αριθμών, καθώς και η παρουσίασή τους για λήψη αποφάσεων.

Ωστόσο, για να επιτύχει την αποστολή της, η λογιστική θα πρέπει να εφαρμόζει με συνέπεια και χωρίς αποκλίσεις τις βασικές λογιστικές αρχές και πρότυπα που προκύπτουν από την εγχώρια και διεθνή λογιστική τάξη.

Αντικείμενο της λογιστικής είναι η προσφορά χρηματοοικονομικών πληροφοριών μέσω συγκεκριμένων υποδειγμάτων οικονομικών καταστάσεων, προσανατολισμένων σε λογιστικές αρχές και κανόνες.

Οι οικονομικές καταστάσεις είναι μία δομημένη απεικόνιση της οικονομικής θέσης και επίδοσης μιας επιχείρησης, που παρουσιάζουν σε όλους τους ενδιαφερομένους τα αποτελέσματα της διαχείρισης, από τη διοίκηση, των πόρων που της εμπιστεύθηκαν.

Για να επιτύχουν αυτό το σκοπό, οι οικονομικές καταστάσεις παρέχουν πληροφορίες σχετικές με τα εξής στοιχεία της επιχείρησης:

- τα περιουσιακά στοιχεία,
- τις υποχρεώσεις,
- τα ίδια κεφάλαια,
- τα έσοδα και τις δαπάνες, συμπεριλαμβανομένων των κερδών και ζημιών
- άλλες μεταβολές των ιδίων κεφαλαίων,
- τις ταμιακές ροές

Αυτές οι πληροφορίες, παράλληλα με άλλες πληροφορίες στις σημειώσεις, βοηθούν τους χρήστες (εσωτερικούς και εξωτερικούς) να προεκτιμήσουν τις μελλοντικές ταμιακές ροές της επιχείρησης και ειδικότερα το χρόνο και τη βεβαιότητα τους και να λάβουν οικονομικές αποφάσεις.

Σε γενικές γραμμές η ακριβοδίκαιη παρουσίαση της οικονομικής θέσης, της χρηματοοικονομικής επίδοσης και των ταμιακών ροών μιας επιχείρησης απαιτεί:

- i. Διαβεβαίωση με καλή πίστη των επιδράσεων των συναλλαγών, άλλων γεγονότων και συνθηκών σύμφωνα με τα κριτήρια των γενικά αποδεκτών λογιστικών αρχών (Generally Accepted Accounting Principles - GAAP) και τις συνιστάμενες από αυτά λογιστικές πολιτικές.
- ii. Εκτενή παρουσίαση παρεκκλίσεων (ή αναγκαστικής συμμόρφωσης) που δημιουργούν παραπλανητική εικόνα στις οικονομικές καταστάσεις και πάντα σε αναφορά με τις πρακτικές συμμόρφωσης επιχειρήσεων σε παρόμοιες συνθήκες.
- iii. Κατάρτιση στη βάση της συνεχιζόμενης δραστηριότητας (εκτίμηση διοίκησης για τη βιωσιμότητα της επιχείρησης) με γνωστοποίηση αβεβαιοτήτων και κινδύνων, σε χρονικό ορίζοντα τουλάχιστον έτους.
- iv. Λογιστικό χειρισμό στη βάση δεδουλευμένων εσόδων – εξόδων (εκτός πληροφοριών ταμιακών ροών).
- v. Ομοιομορφία παρουσίασης.
- vi. Σημαντικές, ουσιαστικές και ολοκληρωμένες πληροφορίες (συγκέντρωση – επεξεργασία– κατάταξη – συμπύκνωση – τελική ταξινόμηση).
- vii. Αποφυγή συμψηφισμού εντός προβλεπόμενων από κάποιο πρότυπο (π.χ. αφαίρεση υποτιμήσεων λόγω απαξίωσης και επισφάλειας).
- viii. Συγκριτική πληροφόρηση με προηγούμενη περίοδο.

Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια είναι παγκοσμίως διάχυτη η άποψη πως οι επιχειρήσεις, άλλες σε μικρότερο και άλλες σε μεγαλύτερο βαθμό, καταρτίζουν με τέτοιο τρόπο τις οικονομικές τους καταστάσεις ώστε η εικόνα που τελικά παρουσιάζουν να μην ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα.

1.2 Αποδέκτες Χρηματοοικονομικών Καταστάσεων

Όπως προαναφέρθηκε, κύριος σκοπός των Χρηματοοικονομικών Οικονομικών Καταστάσεων είναι η παροχή πληροφοριών σχετικά με την οικονομική θέση, την απόδοση και τις μεταβολές στην περιουσιακή κατάσταση μιας επιχείρησης οι οποίες είναι χρήσιμες για ένα ευρύ φάσμα χρηστών στη λήψη των οικονομικών τους αποφάσεων (IASB, 2008).

Κύριοι αποδέκτες των Χρηματοοικονομικών Οικονομικών Καταστάσεων όπως διατυπώθηκε από τους (Edwards & Bell , 1961), είναι η ίδια διοίκηση της επιχείρησης (υφιστάμενη και μέλλουσα) η οποία και ενδιαφέρεται αποκλειστικά για τον ακριβή προσδιορισμό των καθαρών κερδών της, αν και δέχονταν την άποψη ότι οι φορολογικές αρχές και οι λοιποί εξωτερικοί χρήστες πιθανότατα να είναι μεταξύ εκείνων που επηρεάζουν τον τύπο των οικονομικών πληροφοριών που πηγάζουν από αυτές όχι όμως τόσο ώστε να ασκούν σημαντική επιρροή στις αποφάσεις της, θεωρώντας τις λιγότερο σημαντικές.

Οι Οικονομικές Καταστάσεις απευθύνονται στους:

- Διευθυντές προκειμένου να εκτιμήσουν την οικονομική απόδοση και θέση της επιχείρησης για την λήψη σημαντικών επιχειρηματικών αποφάσεων.
- Μετόχους ώστε με βάση την ανάλυσή τους, να αξιολογήσουν τον κίνδυνο και την απόδοση της επένδυσής τους.
- Υποψήφιους επενδυτές οι οποίοι εξετάζοντας τις είναι σε θέση να αξιολογήσουν την βιωσιμότητα πιθανής τους επένδυσης, προβλέποντας τα μελλοντικά μερίσματα με βάση τα εμφανιζόμενα κέρδη καθώς και τους τυχόν κινδύνους που απορρέουν από αυτή.
- Πιστωτές και ιδιαίτερα στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (τράπεζες) έτσι ώστε αφενός να αποφασίσουν εάν θα χορηγηθεί δάνειο ή πίστωση στην επιχείρηση αξιολογώντας την οικονομική της ευρωστία και αφετέρου να λάβουν γνώση για τα περιουσιακά της στοιχεία για την δική τους διασφάλιση.
- Προμηθευτές για την αξιολόγηση από την πλευρά τους, της πιστοληπτικής ικανότητας μιας επιχείρησης καθώς και της οικονομικής υγείας των πελατών της στην περίπτωση προμήθειας αγαθών επί πιστώσει.
- Πελάτες προκειμένου να εκτιμήσουν αν οι προμηθευτές της οικονομικής μονάδας έχουν τους απαιτούμενους πόρους για την διασφάλιση της σταθερή προμήθειας των εμπορευμάτων ή των αναλώσιμων υλών στο μέλλον.
- Εργαζόμενους ώστε μέσω αυτών να εκτιμήσουν την αποδοτικότητα και ρευστότητα της επιχείρησης η οποία σχετίζεται άμεσα με την συνέπεια της στην καταβολή των μελλοντικών τους μισθών καθώς και με την εργασιακή τους ασφάλεια.
- Ανταγωνιστές οι οποίοι συγκρίνουν τις επιδόσεις τους με τις αντίπαλες οικονομικές μονάδες για να μάθουν και να αναπτύξουν στρατηγικές ώστε να επιτευχθεί η βελτίωση της ανταγωνιστικότητάς τους.

- Πολίτες των οποίων το ενδιαφέρον εστιάζεται στα αποτελέσματα της επιχείρησης για διάφορους λόγους όπως η συμβολή της στην τοπική οικονομία, το περιβάλλον κ.α.
- Φοροελεγκτικούς φορείς του κράτους οι οποίοι αφενός έχουν ως μέλημα την ορθή απόδοση των φόρων από τις επιχειρήσεις και αφετέρου εξετάζουν την οικονομική τους πρόοδο μέσω της ανάλυσης αυτών, σχεδιάζοντας παράλληλα την φορολογική, οικονομική και βιομηχανική πολιτική που θα ακολουθήσουν.

Γίνεται κατανοητό λοιπόν, ότι από το πλήθος χρηστών των Οικονομικών Καταστάσεων, οι οποίοι στηρίζονται σε αυτές για να λάβουν σημαντικές αποφάσεις, η παροχή υψηλής ποιότητας χρηματοοικονομικών εκθέσεων η οποία θα δράσει θετικά στους κάτοχους κεφαλαίων για την υλοποίηση επενδύσεων και την ορθή κατανομή οικονομικών πόρων με συνέπεια την βελτίωση της αποτελεσματικότητας της αγοράς (IASB, 2008), είναι σημαντική.

1.3 Λογιστική Απάτη

Σύμφωνα και με τις εκθέσεις των μεγάλων ελεγκτικών εταιρειών (big four) καθώς και της Ένωσης Πιστοποιημένων Ελεγκτών κατά της Απάτης (Association of Certified Fraud Examiners - ACFE), η γενικευμένη παγκόσμια οικονομική κρίση, ωθεί τις επιχειρήσεις διεθνώς στο να διαπράττουν ολοένα και περισσότερα οικονομικά εγκλήματα, τα οποία επιφέρουν μεγαλύτερο οικονομικό κόστος από τα κοινά.

Τα εν λόγω εγκλήματα χαρακτηρίζονται από:

- i. Μικρή ορατότητα διότι οι παραβάτες καλύπτουν πολύ καλά τα ίχνη τους βρισκόμενοι στον τόπο που διαπράττεται το έγκλημα.
- ii. Πολυπλοκότητα γιατί οι οικονομικοί εγκληματίες χρησιμοποιώντας την γνώση τους ιδιαίτερα σε υιοθετούμενα συστήματα της επιχείρησης καθώς και την ασάφεια των νόμων εξαπατούν τους ελεγκτές.
- iii. Διάχυση θυματοποίησης, δηλαδή την συμμετοχή προσώπων στο οικονομικό έγκλημα λόγω ανάγκης ή άγνοιας.
- iv. Δυσχέρεια διερεύνησης η οποία είναι το αποτέλεσμα όλων των ανωτέρω χαρακτηριστικών και παρατηρείται συνήθως στα οικονομικά εγκλήματα των χρηματιστηρίων (Αντωνόπουλος, et al., 2013).

Χαρακτηριστικές περιπτώσεις απάτης τις οποίες θα κληθούν να αντιμετωπίσουν οι ελεγκτικοί μηχανισμοί είναι η διαφθορά, η δωροδοκία, ο οικονομικός εκβιασμός, η σύγκρουση συμφερόντων, η μη χρηστή διαχείριση στοιχείων του ενεργητικού καθώς και η παραποίηση των Χρηματοοικονομικών Οικονομικών Καταστάσεων της ελεγχόμενης επιχείρησης (Λουμιώτης, 2010).

1.4 Κίνητρα Παραποίησης

Τα κίνητρα παραποίησης οικονομικών καταστάσεων μπορεί να αλλάζουν από άτομο σε άτομο, όπως και από εταιρία σε εταιρία.

Τα πιο βασικά κίνητρα για να το σκεφτεί κάποιος και να αλλάξει την υφιστάμενη οικονομική κατάσταση μιας εταιρίας είναι:

α) Κίνητρα που προέρχονται από τη λειτουργία της Κεφαλαιαγοράς:

- *Η πίεση από τους χρηματοοικονομικούς αναλυτές:* Η διοίκηση μιας επιχείρησης έχει κίνητρο να παραποιήσει τις οικονομικές της καταστάσεις ώστε να φαίνεται ότι επιτυγχάνει τα προβλεπόμενα από τους αναλυτές αποτελέσματα, αφού στην αντίθετη περίπτωση η αντίδραση της αγοράς θα είναι αρνητική.
 - *Η άντληση κεφαλαίων από το Χρηματιστήριο Αξιών:* Μια επιχείρηση για να μπορέσει να αντλήσει κεφάλαια από το Χρηματιστήριο, με ευνοϊκούς γι' αυτήν όρους, θα πρέπει να παρουσιάζει διαχρονικά κέρδη και μια ανοδική τάση των βασικών οικονομικών της μεγεθών (κύκλος εργασιών, κερδοφορία κ.α.).
 - *Ο ανταγωνισμός των οικονομικών μονάδων:* Πολλές επιχειρήσεις, στην προσπάθεια τους να εμφανιστούν ισχυρές στη αγορά στην οποία δραστηριοποιούνται, παρουσιάζουν όσο το δυνατόν υψηλότερα τα αποτελέσματά τους και κατά συνέπεια, ισχυρότερη την οικονομική τους θέση.
- Άλλες επιχειρήσεις από την άλλη πλευρά, επειδή θέλουν να αποθαρρύνουν την προσέλκυση περισσότερων ανταγωνιστών στον ίδιο κλάδο, προσπαθούν να υποβαθμίσουν την κερδοφορία τους και τις υπάρχουσες προοπτικές ανάπτυξης του συγκεκριμένου κλάδου.
- *Ο δανεισμός από Τράπεζες και άλλα πιστωτικά ιδρύματα:* Οι επιχειρήσεις προκειμένου να δανειστούν τα απαιτούμενα για τη λειτουργία και την ανάπτυξή τους ξένα κεφάλαια από τα κάθε είδους πιστωτικά ιδρύματα, πρέπει να εμφανίζουν, εκτός των άλλων, και ικανοποιητικά οικονομικά αποτελέσματα στις οικονομικές τους καταστάσεις.

– *Οι συγχωνεύσεις και οι εξαγορές επιχειρήσεων*: Οι επιχειρήσεις αποβλέπουν κυρίως στην αύξηση των αποτελεσμάτων των εμπλεκόμενων οικονομικών μονάδων, με σκοπό την απόκτηση περισσότερων μετοχών από την συγχώνευση ή την εξαγορά αντίστοιχα. Γενικότερα, στις περιπτώσεις αυτές οι επιχειρήσεις καταβάλλουν προσπάθειες να βελτιώσουν την προς τα έξω εικόνα τους, έτσι ώστε να αποκομίσουν περισσότερα χρήματα από την εκάστοτε ακολουθούμενη επενδυτική στρατηγική.

– *Διατήρηση ομαλής τάσης των αποτελεσμάτων*: Επειδή τα ιδιαίτερα ασταθή και ευμετάβλητα αποτελέσματα φανερώνουν την ύπαρξη κινδύνου, η τιμή των μετοχών της επιχείρησης ενδέχεται να μειωθεί σε σύγκριση με την τιμή μετοχών άλλων επιχειρήσεων που παρουσιάζουν μεγαλύτερη σταθερότητα στη διαχρονική πορεία των αποτελεσμάτων τους. Συνεπώς, μία επιχείρηση έχει κίνητρο να εφαρμόσει πρακτικές επηρεασμού των οικονομικών αποτελεσμάτων ώστε να πετύχει μια ομαλοποιημένη εικόνα των αποτελεσμάτων αυτών.

β) Κίνητρα που απορρέουν από συμβατικές υποχρεώσεις της επιχείρησης:

– *Δανειακές Συμβάσεις*: Πολλές από τις συμφωνίες που συνάπτει μια επιχείρηση για τη λήψη δανείων περιέχουν όρους που τη δεσμεύουν να πραγματοποιεί συγκεκριμένα επίπεδα αποτελεσμάτων και οικονομικών δεικτών για όσο καιρό διαρκεί η εξυπηρέτηση και αποπληρωμή του δανείου.

Εάν οι όροι αυτοί αθετηθούν από την πλευρά της επιχείρησης, οι δανειστές έχουν τη δυνατότητα να αυξήσουν το επιτόκιο δανεισμού ή να ζητήσουν την άμεση αποπληρωμή.

– *Οι αμοιβές της διοίκησης*: Οι επιχειρήσεις συχνά συνδέουν την αμοιβή της διοίκησης με την οικονομική επίδοση της επιχείρησης, σε μια προσπάθεια να ευθυγραμμιστούν οι στόχοι της διοίκησης με αυτούς των μετόχων.

Η πρακτική αυτή όμως δημιουργεί ισχυρά κίνητρα από την πλευρά της διοίκησης να επηρεάσει τα οικονομικά αποτελέσματα της επιχείρησης ώστε να πετύχει μεγαλύτερες αμοιβές. Σε περιόδους χαμηλών κερδών αυτά επηρεάζονται προς τα πάνω, ενώ σε περιόδους όπου τα κέρδη είναι μεγαλύτερα από το ανώτατο όριο, πάνω από το οποίο δεν δίνεται επιπλέον αμοιβή, τότε τα κέρδη επηρεάζονται προς τα κάτω.

Τα «επιπλέον» κέρδη, τα οποία δεν παρέχουν στη διοίκηση πρόσθετη αμοιβή στην τρέχουσα περίοδο, δεν απεικονίζονται λογιστικά και χρησιμοποιούνται στην επόμενη περίοδο.

γ) Κίνητρα που σχετίζονται με τη συμπεριφορά των μελών της διοίκησης:

– *Η διατήρηση της διοικητικής θέσης κάποιου μάνατζερ*: Η διατήρηση της θέσης μπορεί να αποτελέσει για ένα στέλεχος σημαντικό κίνητρο παραποίησης των οικονομικών αποτελεσμάτων και αυτό γιατί η μη ικανοποιητική πορεία των αποτελεσμάτων της επιχείρησης, συνήθως, οδηγεί σε αντικαταστάσεις ή και σε απολύσεις.

– *Προαγωγές στην ιεραρχική πυραμίδα:* Ο συνδυασμός των προσωπικών φιλοδοξιών των στελεχών με την φιλοσοφία της επιχείρησης να επιβραβεύει όσους πετυχαίνουν τους στόχους που έχουν τεθεί μπορεί να δημιουργήσει μια κατάσταση, στην οποία είναι πιθανόν κάποιοι εργαζόμενοι να κάνουν οτιδήποτε προκειμένου να προαχθούν σε μια καλύτερη θέση.

δ) Κίνητρα που σχετίζονται με το ρυθμιστικό πλαίσιο λειτουργίας των επιχειρήσεων:

– *Το ρυθμιστικό πλαίσιο του κλάδου στον οποίο ανήκει η επιχείρηση:* Σε πολλές χώρες, και ιδιαίτερα στις Η.Π.Α., υπάρχουν ρυθμίσεις για σημαντικούς κλάδους της επιχειρηματικής δραστηριότητας.

Οι ρυθμίσεις αυτές δημιουργούν κίνητρα στις διοικήσεις των επιχειρήσεων να επηρεάσουν τα στοιχεία του ισολογισμού και των αποτελεσμάτων χρήσης προκειμένου να συμμορφωθούν με τις απαιτήσεις των ρυθμιστικών αρχών.

– *Οι αντιμονοπωλιακές και άλλες ρυθμίσεις:* Μια επιχείρηση με αρκετά υψηλά κέρδη έχει συμφέρον να εφαρμόσει πρακτικές επηρεασμού των οικονομικών αποτελεσμάτων της προκειμένου να αποφύγει την αναλυτική διερεύνησή τους από το κράτος ώστε να εξακριβωθεί η ύπαρξη ή μη μονοπωλιακού καθεστώτος.

Κίνητρο επίσης, για τον επηρεασμό των οικονομικών αποτελεσμάτων τους έχουν και οι διοικήσεις των επιχειρήσεων που επιδιώκουν την είσπραξη κρατικών επιχορηγήσεων ή την αιτιολόγηση των επιχορηγήσεων που έχουν εισπράξει στο παρελθόν.

– *Η προσπάθεια φοροδιαφυγής των επιχειρήσεων:* Οι επιχειρήσεις στην προσπάθειά τους να μειώσουν όσο είναι δυνατόν τη φορολογική τους επιβάρυνση, μειώνουν τα κέρδη τους. Εξασφαλίζουν, μάλιστα, με αυτόν τον τρόπο και αρκετά κεφάλαια για την αυτοχρηματοδότηση των επενδυτικών τους προγραμμάτων.

ε) Κίνητρα που απορρέουν από την επιχειρησιακή κουλτούρα:

– *Ο βραχυπρόθεσμος προσανατολισμός της επιχείρησης:* οι επιχειρήσεις στην προσπάθειά τους να επιτύχουν τους βραχυπρόθεσμους τους στόχους της κερδοφορίας, υιοθετούν πολιτικές και πρακτικές που θέτουν σε κίνδυνο τη μακροχρόνια απόδοση της επιχείρησης

– *Μη ρεαλιστικοί προϋπολογισμοί και σχέδια δράσης:* Οι επιχειρήσεις καταρτίζουν ενίοτε μη ρεαλιστικούς ετήσιους προϋπολογισμούς και σχέδια δράσης με μοναδικό κίνητρο να δώσουν ώθηση στους μάνατζερ να πετύχουν πολύ υψηλούς στόχους.

Στις περιπτώσεις αυτές, υπάρχει ο κίνδυνος οι διοικούντες να καταφύγουν σε πρακτικές επηρεασμού των οικονομικών αποτελεσμάτων στην προσπάθειά τους να πετύχουν αυτούς τους στόχους.

1.5 Τρόποι Παραποίησης

Υπάρχουν τρεις βασικοί τρόποι με τους οποίους η διοίκηση μιας επιχείρησης μπορεί να επηρεάσει την αξιοπιστία των οικονομικών της καταστάσεων και πιο συγκεκριμένα την ακρίβεια των οικονομικών της αποτελεσμάτων.

1) Ηθελημένη παραβίαση ενός λογιστικού προτύπου. Ενώ, δηλαδή, έχει θεσπιστεί ένα πρότυπο που καθορίζει τον τρόπο αντιμετώπισης ενός λογιστικού θέματος, η διοίκηση το παραβλέπει και εφαρμόζει τους δικούς της κανόνες έτσι ώστε να παρουσιάσει την εικόνα που αυτή επιθυμεί.

Η αντιμετώπιση αυτή, αγγίζει τα όρια της απάτης και δεν τιμωρείται μόνο από τους συμμετέχοντες στην αγορά αλλά και από τα όργανα της Πολιτείας.

2) Κενά που το ίδιο το πλαίσιο των λογιστικών προτύπων αφήνει σε πολλά ζητήματα, όταν δηλαδή δεν υπάρχει ένα πρότυπο που να ρυθμίζει ένα συγκεκριμένο λογιστικό θέμα, οπότε η δημιουργική παρέμβαση της διοίκησης είναι αναπόφευκτη.

3) Περιθώρια επιλογών που τα ίδια τα λογιστικά πρότυπα αφήνουν στην αντιμετώπιση διαφόρων θεμάτων.

Ενώ, δηλαδή, υπάρχουν λογιστικά πρότυπα που ρυθμίζουν ένα θέμα, είναι κατά τέτοιο τρόπο διατυπωμένα που αφήνουν τεράστια περιθώρια υποκειμενισμού και άσκησης κρίσης από την πλευρά της διοίκησης.

Αν για κάποιους λόγους η εικόνα της εταιρίας δεν είναι όπως «πρέπει», μπορεί κάποιος να την αλλάξει με κάποιες από τις ακόλουθες τεχνικές:

A) *Εξομάλυνση Κερδών*: Η εξομάλυνση των κερδών έχει ένα μοναδικό και σαφή στόχο που είναι η εμφάνιση μιας σταθερής αύξησης των κερδών τις επιχειρήσεις.

Είναι η συνηθέστερη παρατηρούμενη μορφή του *earning management*, με απαραίτητη όμως προϋπόθεση εμφάνισης τα μεγάλα κέρδη της εταιρίας και επομένως την οικονομική της απόδοση να είναι πάνω από το μέσο όρο για μακρά χρονική περίοδο ώστε να δημιουργούνται προβλέψεις με τις οποίες θα ρυθμίζονται οι ροές όταν χρειάζεται.

Πρόκειται κυρίως για μια μείωση στη διακύμανση των κερδών, η οποία ως γνωστό αποτελεί μέτρο του επιχειρησιακού κινδύνου. Οι επενδυτές θεωρούν ότι τα κέρδη έχουν μεγαλύτερη αξιοπιστία εάν οι 'εκπλήξεις' κατά την δημοσίευση τους είναι μικρότερες.

Μια μεγάλη απόκλιση από τα προηγούμενα αποτελέσματα, θα μείωνε την αξιοπιστία των δημοσιευμένων κερδών, μετριάζοντας έτσι την αύξηση στην αξία της εταιρίας από μια δημοσίευση υψηλότερων κερδών.

Ειδικότερα, οι μάνατζερ των εισηγμένων εταιριών αντιμετωπίζουν μια αυξανόμενη πίεση να δημοσιεύουν ομαλοποιημένη χρονοσειρά κερδών. Μόνο εάν οι αγορές ήταν τέλειες, η διακύμανση των κερδών δε θα είχε κόστος για τους μάνατζερ και τις εταιρίες τους, και έτσι αυτοί δε θα είχαν κίνητρα εξομάλυνσης των κερδών.

B) *'Big Bath' Accounting (Λογιστική Κάθαρση)*: Η πρακτική της λογιστικής κάθαρσης αποτελεί μια μορφή επηρεασμού ή παραποίησης των οικονομικών αποτελεσμάτων της επιχείρησης με πρωτοβουλία της διοίκησής της.

Είναι ένα συχνό φαινόμενο που εφαρμόζεται από πολλές εταιρίες. Παρατηρείται όταν, στην προσπάθειά τους οι εταιρίες να παραμείνουν ανταγωνιστικές πρέπει να αναδιοργανώσουν ή να εξαλείψουν κάποιες λειτουργίες τους ή κάποιες θυγατρικές.

Έτσι, δημιουργείται μια εκτιμώμενη ζημία που αναφέρεται σαν μη επαναλαμβανόμενη χρέωση έναντι των εσόδων (κάτι που σημαίνει ότι δεν αναφέρετε η ζημία αυτή στα τακτικά λειτουργικά αποτελέσματα).

Μια μεγάλη απώλεια έναντι των τρεχόντων εσόδων κανονικά έχει αρνητικό αντίκτυπο στην τρέχουσα τιμή της μετοχής, διότι σχετίζεται με άσχημα νέα σχετικά με την ανταγωνιστικότητα της επιχείρησης.

Γι' αυτόν το λόγο, αν η χρέωση και οι σχετικές λειτουργικές αλλαγές θεωρηθούν πως θα έχουν θετικά αποτελέσματα, η τιμή της μετοχής επανέρχεται γρήγορα.

Τεχνικές "Big Bath" χρησιμοποιούνται με την πεποίθηση ότι, εάν πρέπει να ανακοινωθούν 'δυσάρεστα' νέα, είναι προτιμότερο η διοίκηση να τα αναφέρει αμέσως, ούτως ώστε να δημιουργηθούν οι συνθήκες για μελλοντικές αυξήσεις κερδών.

Αντίστοιχα, από την στιγμή που τέτοιες χρεώσεις βασίζονται σε εκτιμήσεις είναι καλύτερα να προβλέπονται σε υψηλά επίπεδα για να αποφεύγονται δυσάρεστες εκπλήξεις αργότερα, όπως αν επιλέγονταν απώλειες σε χαμηλά ή μεσαία επίπεδα και αποδεικνυόταν αργότερα ότι τα έξοδα βρίσκονται σε υψηλά επίπεδα.

Επόμενος, θα έλεγε κανείς ότι οι διοικήσεις προβαίνουν σε Big Bath accounting όταν τα νέα για τα κέρδη της εταιρίας είναι πολύ άσχημα, ενώ σε εξομάλυνση κερδών όταν τα νέα είναι καλά.

Γ) *Λογιστικά Τεχνάσματα*: Η παραποίηση των οικονομικών αποτελεσμάτων τις περισσότερες φορές είναι σκόπιμη και οι αυτουργοί της που προέρχονται κυρίως από την πλευρά της ανώτατης διοίκησης της εταιρείας, εξυπηρετούν την επίτευξη λογιστικών και όχι επιχειρηματικών σκοπών.

Μερικοί από τους τρόπους με τους οποίους επιχειρούνται τα λογιστικά τεχνάσματα είναι οι παρακάτω:

- Ορισμένα μεγέθη (συνήθως πάγια) μένουν εκτός ισολογισμού
- Προσαρμογή χρόνου απόσβεσης άυλων ή ασώματων παγίων
- Κεφαλαιοποίηση εξόδων που δεν πληρούν τα απαραίτητα κριτήρια κεφαλαιοποίησης
- Αλλαγή του τρόπου αποτίμησης των εμπορευμάτων ή των έτοιμων προϊόντων από FIFO σε LIFO και αντίστροφα, ανάλογα με τις ανάγκες
- Η εικονική ποσοτική αύξηση της απογραφής μιας επιχείρησης (του τελικού αποθέματός της), με σκοπό την καλύτερευση των οικονομικών καταστάσεων
- Η εμφάνιση εικονικών πωλήσεων σε συγγενείς επιχειρήσεις ή και σε ανύπαρκτες οικονομικές οντότητες, και η εικονική αγοραπωλησία του τελικού αποθέματος μεταξύ δύο ομοειδών επιχειρήσεων
- Παράλειψη έκδοσης τιμολογίων πώλησης προϊόντων ή παροχής υπηρεσιών προς το κοινό (Με αυτήν την τακτική οι επιχειρήσεις αποφεύγουν τόσο την καταβολή του ΦΠΑ όσο και του φόρου εισοδήματος.)
- Σκόπιμη καθυστέρηση της έκδοσης τιμολογίων πώλησης εμπορευμάτων στο τέλος της χρήσης προκειμένου να γίνει μεταφορά και εμφάνιση των πωλήσεων αυτών στην επόμενη χρονιά
- Αναγνώριση κάποιων εσόδων πριν από την πραγματοποίησή τους
- Μεταφορά των συμμετοχών στα χρεόγραφα (Κυκλοφορούν Ενεργητικό), προκειμένου να βελτιωθούν οι δείκτες ρευστότητας τους.
- Εικονική μεταφορά μακροπρόθεσμων απαιτήσεων στις βραχυπρόθεσμες. Ο ισολογισμός βελτιώνεται ποιοτικά, όπως και οι αριθμοδείκτες ρευστότητας, ενώ ο δείκτης αποδοτικότητας δεν μεταβάλλεται.

1.6 Ελεγκτικά Λάθη

Το ελεγκτικό έργο στην Ελληνική οικονομική σκηνή καταγράφεται με το νόμο Π.Δ. 226/1992 που καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο οι ελεγκτικές εταιρείες εξετάζουν το κατά πόσο οι λογιστικές καταστάσεις εμφανίζουν «ακριβοδίκαια» (fairly) την πραγματική οικονομική κατάσταση της επιχείρησης.

Αν και ο σκοπός της ελεγκτικής εργασίας έχει μετατοπιστεί στις μέρες μας από τον εντοπισμό της απάτης στη διαπίστωση της ορθής διατύπωσης των λογιστικών εγγραφών και των οικονομικών καταστάσεων, η ύπαρξη απάτης, δόλου και αμέλειας δεν μπορεί να μην κατέχουν κυρίαρχη θέση στην ελεγκτική εργασία.

Ο εντοπισμός επομένως, λογιστικών λαθών που προέρχονται από δόλο με στόχο την αλλοίωση των λογιστικών καταστάσεων για την εξαπάτηση των εργαζομένων, μετόχων, πιστωτών, κρατικών φορέων, αποτελεί βασικό μέλημα των ελεγκτών.

Τα λάθη μπορούν να ομαδοποιηθούν σε έξι κατηγορίες:

- 1) Σε λάθη λογιστικής ερμηνείας
- 2) Σε λάθη παραλείψεων
- 3) Σε λάθη απόδοσης
- 4) Σε λάθη αρχών
- 5) Σε λάθη αριθμητικά
- 6) Σε λάθη εκτέλεσης της λογιστικής εργασίας.

Τις περισσότερες φορές οι απάτες, συνοδεύονται από πλαστά δικαιολογητικά (τιμολόγια, φορτωτικές, δελτία αποστολής, μισθοδοσίες, τραπεζικές συναλλαγές κ.α.), νόθευση των λογιστικών βιβλίων με τη χρήση λογιστικών τεχνασμάτων (αριθμητικά λάθη, παράληψη μεταφοράς ποσών, μη λογιστικοποίηση δεδουλευμένων εσόδων ή εξόδων κ.α.), αυξομείωση της απογραφής, συνεχής αλλαγή λογιστικής μεθόδου αποτίμησης των αποθεμάτων, παρουσίαση αλλότριων περιουσιακών στοιχείων ως δικά τους, λογιστικοποίηση εικονικών πράξεων και εγγραφών.

1.7 Ο Ρόλος και η Αναγκαιότητα του Εξωτερικού Ελέγχου

Ένα βασικό μέλημα του εσωτερικού ελεγκτή, αποτελεί και η εξασφάλιση της αποτελεσματικής οργάνωσης και λειτουργίας της ιδιωτικής ή δημόσιας επιχείρησης.

Η ελεγκτική εργασία στην ευρύτερή της μορφή διακρίνεται σε εσωτερική, εξωτερική και κρατική ελεγκτική.

Ο ρόλος του εσωτερικού ελεγκτή, ο οποίος είναι υπάλληλος της επιχείρησης, συνίσταται στον έλεγχο κατά πόσο η επιχείρηση επιτυγχάνει τους βασικούς στόχους του καταστατικού της, διαφυλάσσει τα περιουσιακά της στοιχεία από πιθανές απάτες, ατασθαλίες, κακή διαχείριση ενώ, εισηγείται διαρθρωτικές αλλαγές και λοιπές προτάσεις βελτίωσης της εταιρικής λειτουργίας.

Η κρατική ελεγκτική, αφορά τους ελέγχους που ασκούν κυρίως κρατικοί φορείς, όπως είναι ο φορολογικός έλεγχος ή ο έλεγχος που αφορά λογαριασμούς δημοσίου τομέα και πραγματοποιούνται από το ελεγκτικό συνέδριο.

Η τρίτη μορφή ελέγχου, αφορά τον εξωτερικό έλεγχο. Το άρθρο 12 του Ν.Δ. 3329/1955 αναφέρει ότι, ο ρόλος που επιτελεί ο εξωτερικός ελεγκτής ανάγει την εργασία του σε δημόσιο λειτούργημα.

Ο εξωτερικός ελεγκτής, ασκεί το λογιστικό και διαχειριστικό έλεγχο ενώ, δεν έχει υπαλληλική σχέση με την ελεγχόμενη επιχείρηση (άρθρο 12 παράγραφος 1 και 14 Ν. 3329/1955).

Ο εξωτερικός έλεγχος περιλαμβάνει τα παρακάτω στάδια:

- i. Το δειγματοληπτικό έλεγχο των βιβλίων και στοιχείων της επιχείρησης, προκειμένου να εκτιμηθεί το λογιστικό της σύστημα. Ο ελεγκτής θα πρέπει να πραγματοποιεί συσχετίσεις προκειμένου να εξασφαλίσει ότι οι λογαριασμοί που αναφέρονται στον Ισολογισμό, στο λογαριασμό Αποτελέσματα Χρήσης και στο Προσάρτημα, απεικονίζουν ορθά την οικονομική κατάσταση της επιχείρησης.
- ii. Την εκτίμηση του επιπέδου του εσωτερικού ελέγχου, ώστε να διαπιστωθεί η δυνατότητά του να παρέχει τη μέγιστη δυνατή επίτευξη των στόχων της επιχείρησης και να διαφυλάσσει την περιουσία της. Επίσης, θα πρέπει να επισημανθούν τυχόν αδυναμίες του αλλά και περιθώρια βελτίωσής του.
- iii. Τη σύγκριση με τις προηγούμενες χρήσεις. Ο ελεγκτής θα πρέπει αφού εκτιμήσει τις λογιστικές καταστάσεις της τρέχουσας χρήσης, να προβεί σε σύγκριση με τις προηγούμενες χρήσεις για να εκτιμήσει έτσι τις αλλαγές που έχουν συμβεί και κατά πόσο αυτές συμβαδίζουν με τη γενικότερη τάση του εγχώριου και διεθνούς οικονομικού περιβάλλοντος.

Ο εξωτερικός έλεγχος, συντελεί στην καλή λειτουργία της επιχείρησης και στην εξασφάλιση μιας καλής εικόνας απέναντι στους μετόχους και στο επενδυτικό κοινό. Ακόμα, θα μπορούσαμε να αναφέρουμε, όπως υποστηρίζουν και οι Porter κ.α. , κάποιες εναλλακτικές ωφέλειες που προκύπτουν από τον εξωτερικό έλεγχο.

Πιο συγκεκριμένα, ο εξωτερικός ελεγκτής είναι ένας πλήρης γνώστης της οικονομικής κατάστασης μιας επιχείρησης και επίσης είναι ανεξάρτητος και αντικειμενικός από και προς την διοίκηση.

Επομένως, μπορεί να κρίνει και να συμβουλευσει την εκάστοτε διοίκηση σχετικά με ζητήματα βελτίωσης του εσωτερικού ελέγχου, ανάπτυξης των λογιστικών πληροφοριακών συστημάτων και γενικά να δώσει φορολογικές, επενδυτικές και χρηματοοικονομικές συμβουλές.

Τέλος, εάν εξετάσουμε την έννοια του εξωτερικού ελέγχου, πιο σφαιρικά θα μπορούσαμε να πούμε πως ο εξωτερικός έλεγχος ωφελεί ακόμη και την ίδια την κοινωνία, σαν σύνολο, αφού εξασφαλίζει την ομαλή λειτουργία των αγορών και παράλληλα διασφαλίζει την ακεραιότητα των διοικήσεων των εταιριών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Το θέμα της διαχείρισης της απάτης γίνεται ολοένα και πιο σημαντικό για τους ελεγκτές δεδομένων των χρηματοοικονομικών καταστάσεων μιας επιχείρησης. Αν και δεν είναι καινούριο φαινόμενο η παραποίηση των λογιστικών κερδών μιας επιχείρησης που οφείλεται σε επιθετικές πρακτικές λογιστικής, λογιστικές παρατυπίες, η λογιστική απάτη έχει αυξηθεί σημαντικά κατά τα τελευταία χρόνια, και έχει επιστήσει ιδιαίτερη προσοχή από τους επενδυτές, αναλυτές, και ρυθμιστές.

Η παρούσα εργασία προτείνει ότι το τεχνικό σύστημα νευρωνικών δικτύων (ANNs) μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μια απόφαση ενίσχυσης (αναλυτική διαδικασία) για την ανίχνευση περιπτώσεων λογιστικής απάτης.

Η διαχείριση της απάτης είναι η σημαντικότερη αιτία που το επάγγελμα των ελεγκτών αντιμετωπίζει κρίση στα νεώτερα χρόνια. Ο τρόπος που ενεργούν έχει αλλάξει καθώς η διαχείριση μιας απάτης καθίσταται όλο και πιο σοβαρή στις ανταγωνιστικές μας κοινωνίες. Μία δόλια οικονομική έκθεση ενός ελεγκτή έχει σημαντικές επιπτώσεις τόσο στην οργάνωση όσο και στην εμπιστοσύνη του κοινού στις αγορές κεφαλαίων.

Πρόσφατες έρευνες υποδηλώνουν ότι οι ελεγκτές έχουν αυξήσει την ικανότητά τους να ανιχνεύουν μιαν απάτη με τη χρήση ειδικών συστημάτων. Άλλες έρευνες προτείνουν ότι το νευρωνικό σύστημα (ANNs) είναι ιδανικό για την ανίχνευση της διαχείρισης της απάτης (Ethridge και Brooks, 1994).

Για αυτόν το λόγο προτείνεται μια αναλυτική διαδικασία που είναι χρήσιμη στο να εντοπίζει εάν υπάρχει κίνδυνος για λογιστική απάτη.

Ένα νευρωνικό σύστημα είναι κατάλληλο να λύνει προβλήματα που το ‘γυμνό’ μάτι ανθρώπου ή ένας υπολογιστής δεν θα μπορούσε να το κάνει. Στα σημερινά χρόνια όπου οι απαιτήσεις είναι αυξημένες η νευρωνική τεχνολογία (NN technology) χρησιμοποιείται από πολλές εταιρίες για να αναπτύξει μοντέλα για διάφορους τρόπους εντοπισμού λογιστικής απάτης πάνω στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις των εταιριών.

Μια πρόσφατη έρευνα παρέχει πληροφορίες ότι η τεχνική των νευρωνικών δικτύων είναι μια αποτελεσματικότερη μέθοδος για να αναπτύξει ένα μοντέλο ταξινόμησης της απάτης ώστε να αξιολογήσει τον κίνδυνο των λαθών στις οικονομικές καταστάσεις.

Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται σ' ένα συγκεκριμένο μοντέλο εντοπισμού απάτης (fraud detection model) διαφέρουν από εταιρία σε εταιρία ή σύμφωνα με τον τύπο της απάτης που θέλουμε να εντοπίσουμε.

Στην έρευνα τους οι E Kirkos, C Spathis, Y Manolopoulos - Expert Systems with Applications, 2007 επέλεξαν 76 εταιρίες (όχι χρηματοοικονομικής φύσεως). (Kirkos, et al., 2007)

Ο στόχος αυτής της μελέτης ήταν να ερευνηθεί εάν οι ελληνικές εισηγμένες εταιρίες χειραγωγούν τα κέρδη τους ώστε να φαίνονται αυξημένα ή τις ζημίες τους ώστε να παρουσιάζονται μειωμένες.

Οι ελεγκτές έλεγξαν όλες τις επιχειρήσεις τους δείγματος. Από αυτές για τις 38 είχε δημοσιευθεί ένδειξη ή απόδειξη της συμμετοχής τους στο FFS (fraudulent financial statements), δηλαδή ένδειξη ότι υπάρχουν προβλήματα στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις. Τέτοια προβλήματα ήταν:

- Συμπερίληψη, στην έκθεση των ελεγκτών, των σοβαρών αμφιβολιών τους ως προς την ακρίβεια των λογαριασμών της επιχείρησης(ταμείο, αποθέματα, κέρδη)
- Παρατηρήσεις από τις φορολογικές αρχές ότι υπάρχουν παρατυπίες όσον αφορά το φορολογικό σύστημα που εφάρμοσαν, το οποίο εμφάνισε ελλιπή τον ισολογισμό και την κατάσταση διάθεσης αποτελεσμάτων
- Πρόβλημα πάνω στην εφαρμογή της ελληνικής νομοθεσίας σχετικά με την 'αρνητική' καθαρή θέση της επιχείρησης
- Παραποίηση των χρηματοοικονομικών δεδομένων της επιχείρησης και μη εφαρμογή των κανόνων σύνταξης των χρηματοοικονομικών καταστάσεων

Αυτές οι 38 ελλειπείς εταιρίες συνδυάστηκαν με 38 'ορθές', δηλαδή εταιρίες για τις οποίες στις εκθέσεις ελέγχου των ελεγκτών δεν υπήρχε ένδειξη για παραποιήσεις όσον αφορά τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις και το φορολογικό σύστημα που εφάρμοσαν.

Αυτό βέβαια δε σημαίνει ότι αυτές οι εταιρίες δεν επρόκειτο να εμφανίσουν κάποιο ελάττωμα στο μέλλον. Οι ορθές αυτές εταιρίες βρέθηκαν κατόπιν εκτεταμένης έρευνας.

Όλες οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν για τη δειγματοληψία είχαν εξαχθεί από δημοσιοποιημένες χρηματοοικονομικές καταστάσεις, όπως τον Ισολογισμό και την Κατάσταση Διάθεσης Αποτελεσμάτων.

Η επιλογή των μεταβλητών που μπήκαν στην έρευνα αυτή ως στοιχεία εισόδου (input vector) βασίστηκε σε προηγούμενο έλεγχο που πραγματοποίησαν. Τόνισαν επίσης, ότι η οικονομική δυσφορία μπορεί να είναι κίνητρο για τη διαχείριση της απάτης.

Προκειμένου να ικανοποιήσουν μια σχέση σχετικά με χρηματοοικονομικά προβλήματα χρησιμοποίησαν το πρότυπο βαθμολόγησης του Altman.

Ο Altman στην έρευνά του ανέπτυξε τη μεταβλητή Z ώστε να εκτιμήσει τον χρηματοδοτικό/χρηματοοικονομικό κίνδυνο. Έκτοτε, πολλές έρευνες που σχετίζονται με την πρόβλεψη πτώχευσης και εντοπισμού λογιστικής απάτης έχουν χρησιμοποιήσει εκτεταμένα το Z score, τη βαθμολογία Z.

Ο Person ισχυρίζεται επίσης ότι είναι σοβαρό το θέμα εάν το υψηλό δημοσιονομικό χρέος μιας χώρας σχετίζεται με τις ελλειπείς χρηματοοικονομικές καταστάσεις. Ένα υψηλό δημοσιονομικό χρέος μπορεί να αυξήσει την πιθανότητα των παραπονημένων καταστάσεων, δεδομένου ότι μετατοπίζεται ο κίνδυνος από το μετοχικό κεφάλαιο των ιδιοκτητών στους ιδιοκτήτες του χρέους ή στους διαχειριστές τους.

Πολλοί ιδιοκτήτες επιχειρήσεων πιθανόν να παραποιούν τις χρηματοοικονομικές τους καταστάσεις για την ανάγκη τους να φαίνονται βιώσιμες οι επιχειρήσεις τους. Αυτό συνεπάγεται ότι υψηλά επίπεδα χρέους μπορούν να αυξήσουν την πιθανότητα χρησιμοποίησης FFS.

Για να μετρήσουν λοιπόν το φαινόμενο παραποίησης οικονομικών καταστάσεων χρησιμοποίησαν το λογάριθμο Total Debt (LOGDEBT) – συνολικό χρέος, The Debt to Equity (DEBTEQ) ratio (χρέος/καθαρή αξία της επιχείρησης) και το Total Debt to Total Assets (TDTA) (συνολικό χρέος/Σύνολο Ενεργητικού).

Άλλο ένα κίνητρο για τη διαχείριση της απάτης είναι η ανάγκη για συνεχή ανάπτυξη. Πολλές εταιρίες μη ικανές να επιτύχουν ίδια αποτελέσματα με το παρελθόν προβαίνουν σε δόλιες δραστηριότητες για να διατηρηθούν στα ίδια επίπεδα με πέρσι. Σαν μέτρο ανάπτυξης εξαιτίας του φαινομένου αυτού χρησιμοποίησαν το Sales Growth ratio.

Πολλοί λογαριασμοί που επιτρέπουν μια υποκειμενική εκτίμηση είναι πιο δύσκολο να ελεγχθούν και κατά συνέπεια είναι επιρρεπείς σε δόλια παραποίησή τους.

Οι Persons , Stice και Feroz et al. ισχυρίζονται ότι η ιδιοκτησία κάποιων επιχειρήσεων μπορεί να παραποιεί τους εισπρακτέους της λογαριασμούς. Η δόλια δραστηριότητα καταγραφής των πωλήσεων, πριν τις κερδίσουν μπορεί να φανεί ως πρόσθετος εισπρακτέος λογαριασμός.

Για να τσεκάρουν αυτόν τον λογαριασμό χρησιμοποίησαν τους δείκτες: Εισπρακτέοι Λογαριασμοί/Πωλήσεις (RESCAL), Εισπρακτέοι Λογαριασμοί/Εισπρακτέοι Λογαριασμοί για δύο επιτυχημένα χρόνια (RETREND), και την ψηφιακή μεταβλητή REC 11.

Επίσης, πολλές επιχειρήσεις μπορεί να παραποιούν την απογραφή αποθεμάτων ή εμπορευμάτων τους.

Μία υποβολή έκθεση απογραφής με χαμηλότερο κόστος και καταγραφή άχρηστων αποθεμάτων είναι γνωστή τακτική. Για να ελέγξουν την απογραφή των εταιριών-δείγμα τους χρησιμοποίησαν τους δείκτες: Αποθέματα/Πωλήσεις (INVSAL) και Αποθέματα/ Σύνολο Ενεργητικού (INVTA).

Ακόμα, το περιθώριο κέρδους μπορεί να χειραγωγηθεί. Η εταιρία ενδέχεται να μη συμφωνήσει τις πωλήσεις της με το αντίστοιχο κόστος πωληθέντων των εμπορευμάτων, αυξάνοντας έτσι το περιθώριο κέρδους, τα καθαρά έσοδα και ισχυροποιώντας επιπρόσθετα το φύλλο του Ισολογισμού.

Η εταιρία δηλαδή παρουσιάζεται πιο βιώσιμη. Έλεγξαν έτσι το περιθώριο κέρδους χρησιμοποιώντας τους δείκτες: Πωλήσεις-Περιθώριο Κέρδους (COSAL), Ακαθάριστο Κέρδος/Σύνολο Ενεργητικού (GTPA), Περιθώριο Κέρδους/Περιθώριο Κέρδους για δύο επιτυχημένα χρόνια (GMTREND) και τη δυαδική μεταβλητή GM11.

Στην συγκεκριμένη έρευνα χρησιμοποιήθηκαν 27 χρηματοοικονομικοί δείκτες. Στην προσπάθειά τους να μειώσουν τον πολυδιάστατο χαρακτήρα των μεταβλητών που επιλέξανε τρέξανε το ANOVA για να εξετάσουν εάν οι διαφορές μεταξύ των δύο τάξεων είναι σημαντικές για κάθε μεταβλητή.

Εάν η διαφορά δεν είναι σημαντική – υψηλό p-value η μεταβλητή θεωρείται μη στατιστικά σημαντική.

Από τις μεταβλητές που επέλεξαν, εξετάσανε ποιες είχαν $p \leq 0,05$ και αυτές συμμετείχαν στο διάνυσμα εισόδου (input vector), ενώ οι άλλες μεταβλητές απορρίφθηκαν.

Η κατηγοριοποίησή τους χωρίστηκε σε δύο βήματα. Στο πρώτο βήμα ένα μοντέλο έτρεξε χρησιμοποιώντας ένα δείγμα-υπόδειγμα (training). Το υπόδειγμα οργανώθηκε σε σειρές και στήλες. Αυτό το βήμα είναι γνωστό και σαν εποπτευμένη μάθηση-supervised learning.

Στο δεύτερο βήμα τους, το μοντέλο προσπάθησε να κατηγοριοποιήσει αντικείμενα τα οποία δεν ανήκαν στο δείγμα τους και συγκρότησαν έτσι το validation δείγμα τους. Τόνισαν επιπρόσθετα ότι υπάρχουν πολλοί τρόποι ταξινόμησης που προέρχονται από τους χώρους της στατιστικής ή της τεχνικής νοημοσύνης.

Το neural network (NN) νευρωνικό σύστημα είναι μία πρόσφατη τεχνολογία που καθορίστηκε θεωρητικά και έχει αναγνωριστεί με πολλές εφαρμογές σε πρακτικό επίπεδο. Αποτελείται από έναν αριθμό νευρώνων όπως διασυνδεδεμένες μονάδες επεξεργασίας. Σχετιζόμενο με κάθε σύνδεση είναι μία αριθμητική τιμή, η οποία ονομάζεται 'βάρος'. Κάθε νευρώνας δέχεται σήματα από συνδεδεμένους νευρώνες και το συνδυασμένο σήμα εισόδου υπολογίζεται. Το συνολικό σήμα εισόδου για τον νευρώνα j είναι $u_j = \sum w_{ij} * x_i$, όπου x_i σήμα εισόδου για νευρώνα i.

Εάν η ισχύς του συνδυασμένου σήμα εισόδου υπερβαίνει ένα κατώτατο όριο, τότε η τιμή εισόδου μεταμορφώνεται από τη συνάρτηση λειτουργίας του ενός νευρώνα και τελικά ο νευρώνας fires-λήγει.

Οι νευρώνες είναι διατεταγμένοι σε στρώματα. Ένα δίκτυο στρωμάτων αποτελείται από το λιγότερο ένα στρώμα εισόδου και ένα εξόδου. Μεταξύ των δύο αυτών στρωμάτων μπορεί να υπάρχουν ένα ή περισσότερα κρυμμένα στρώματα. Διαφορετικά είδη του νευρωνικού συστήματος έχουν και διαφορετικό αριθμό στρωμάτων.

Αφού λοιπόν όρισαν με τον τρόπο που παρουσιάστηκε παραπάνω η αρχιτεκτονική του συστήματος, τρέξανε το πρόγραμμα.

Τα νευρωνικά συστήματα δεν κάνουν υποθέσεις για την ανεξαρτησία των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται. Είναι ικανά να διαχειριστούν θορυβώδεις ή ασυμφωνίες δεδομένων και είναι μία κατάλληλη εναλλακτική για προβλήματα όπου μία λύση με αλγόριθμο δεν είναι εφικτή.

Επειδή το backpropagation νευρωνικό σύστημα είναι το πιο δημοφιλές, χρησιμοποίησαν αυτό.

Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποίησαν το λογισμικό Nuclass 7 Non Linear Networks for Classifications για να χτίσουν ένα πολλών στρωμάτων υπόδειγμα - feed-forward Network.

Αφού εξετάσανε πολλές εναλλακτικές όσον αφορά την αρχιτεκτονική του συστήματος καταλήξαν σε ένα σύστημα με ένα κρυφό στρώμα που περιείχε πέντε κρυφούς κόμβους. Το επιλεγμένο δίκτυο είχε εκπαιδευθεί να χρησιμοποιεί το σύνολο του δείγματος και δοκιμάστηκε κατά την εκπαίδευση, το αρχικό δηλαδή στάδιο.

Έτρεξαν λοιπόν, το σύστημα και κατηγοριοποίησαν επιτυχώς όλα τα στοιχεία τους.

Δυστυχώς όμως, επειδή το συγκεκριμένο λογισμικό δεν παρείχε μια ξεκάθαρη διασύνδεση με τα βάρη των συνδέσεων, μια εκτίμηση για την σημαντικότητα του κάθε στοιχείου εισόδου δεν επιτελέστηκε.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται ότι η μέθοδος νευρωνικών συστημάτων που χρησιμοποίησαν για να κατηγοριοποιήσουν τις ‘ορθές’ και μη ορθές εταιρίες, εταιρίες δηλαδή που παρουσίασαν ελλειπείς καταστάσεις, ήταν 100% επιτυχής.

Πίνακας 1. Βαθμός επιτυχίας νευρωνικών συστημάτων σε έρευνα που πραγματοποιήθηκε για την κατηγοριοποίηση σε ορθές και μη ορθές εταιρίες (Kirkos, et al., 2007)

Model	Fraud (%)	Non fraud (%)	Total (%)
NN	100.0	100.0	100.0

Έτσι, αφού υπήρξε επιτυχία 100% στο δείγμα-υπόδειγμα τους, training set, κατάφεραν στην τελική εξέταση με ποσοστό 80% του συνολικού δείγματος να κατηγοριοποιήσουν ότι 82,5% ήταν ορθές εταιρίες και 77,5% όχι, υπήρξε δηλαδή λογιστική απάτη. Τα αποτελέσματα φαίνονται παρακάτω :

Πίνακας 2. Κατηγοριοποίηση σε ορθές και μη ορθές εταιρίες (Kirkos, et al., 2007)

Model	Fraud (%)	Non fraud (%)	Total (%)
NN	82.5	77.5	80.0

Σε μία άλλη έρευνα, οι κύριοι Κοτσιαντής , Τσελεμπής, Κουμανάκος και Ταμπακάς (Kotsiantis, et al., 2006) χρησιμοποίησαν πληροφορίες που βρήκαν σε 164 ελληνικές εταιρίες του Χρηματιστηρίου των Αθηνών, όχι χρηματοοικονομικής φύσεως. Οι ελεγκτές έλεγξαν όλες τις εταιρίες αυτές του δείγματος. Για τις 41 από αυτές παρατήρησαν ότι είχαν ελλειπείς οικονομικές καταστάσεις.

Η κατηγοριοποίηση αυτή βασίστηκε στο γεγονός ότι στην έκθεσή του ο ορκωτός ελεγκτής-λογιστής, τόνισε την ένδειξη παραποίησης κάποιων λογαριασμών, όπως πελάτες ή μη εφαρμογή της ελληνικής νομοθεσίας όσον αφορά την αρνητική καθαρή θέση της επιχείρησης.

Οι 41 αυτές εταιρίες συνδυάστηκαν με τις υπόλοιπες 123 ορθές. Η επιλογή των μεταβλητών που ήταν ως υποψήφιος για να συμμετάσχουν στο input vector-τμήμα εισόδου επιλέχθηκαν ύστερα από έρευνα που σχετίζεται με τις παραποιημένες Οικονομικές Καταστάσεις.

Επιπλέον, προστέθηκαν μεταβλητές σε μία προσπάθειά τους να προλάβουν όσο το δυνατόν περισσότερα μέσα πρόβλεψης που δεν είχαν εντοπιστεί προηγουμένως.

Επίσης, σε μια προσπάθεια να δείξουν πόσο επηρεάζει κάθε χαρακτηριστικό τη σύσταση έδειξαν την επιρροή της κάθε μεταβλητής χρησιμοποιώντας τη στατιστική μέτρηση Relief.

Το μέσο σκορ του Relief του κάθε χαρακτηριστικού σύμφωνα με τη δικιά τους ομάδα δεδομένων παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα. Όσο μεγαλύτερη είναι η αξία της βαθμολογίας του Relief τόσο μεγαλύτερη είναι η επιρροή του χαρακτηριστικού στην επαγωγή(induction).

Variables	Variable Description	ReliefF score
RLTC/RCR02	Return on Long -term / Return on Capital and Reserves 2002	0.02603371
AR/TA 01	Accounts Receivable/Total Assets 2001	0.02587121
TL/TA02	Total liabilities/Total assets 2002	0.02577709
AR/TA02	Accounts Receivable/Total Assets 2002	0.02257509
WC/TA 02	Working capital/total assets 2002	0.02118785
DC/CA02	Deposits and cash/current assets 2002	0.01364156
NFA/TA02	Net Fixed Assets/Total Assets	0.0133596
NDAP02	Number of days accounts payable 2002	0.01085013
LTD/TCR02	Long term debt/total capital and reserves 2002	0.00798901
S/TA02	Sales/total assets 2002	0.00395956
RCF/TA02	Results carried forward/total assets 2002	0.00384807
NDAR02	Number of days accounts receivable 2002	0.00327257
CAR/TA	Change Accounts Receivable/Total Assets	0.00320415
WCL02	Working capital leveraged 2002	0.00254562
ITURN02	Inventory turnover 2002	0.00215535
TA/CR02	Total Assets/Capital and Reserves 2002	0.00208717
EBIT/TA02	Earnings before interest and tax 2002 /total assets	0.00206301
CFO02	Cash flows from operations 2002	0.00169573
CFO01	Cash flows from operations 2001	0.0009421
CR02	Current assets to current liabilities 2002	0.00082761
GOCF	Growth of Operational Cash Flow	0.00073566
CAR/NS	Change Accounts Receivable/Net Sales	0.00071853
EBT02/EBIT02	Earnings before tax 2002/Earnings before interest and tax 2002	0.00049986
Z-SCORE02	Altman z-score 2002	0.00047192
CR/TL02	Capital and Reserves/total liabilities 2002	0.00041943

Επιλέξανε έτσι ότι μεταβλητές με την μεγαλύτερη επιρροή είναι: RLTC/RCR02, AR/TA01, TL/TA02, AR/TA02, WC/TA02, DC/CA02, NFA/TA02, NDAP02, LTD/TCR02, S/TA02, RCF/TA02, NDAR02. Οι υπόλοιπες μεταβλητές δεν επηρεάζουν το δείγμα τους και επομένως τα αποκλείσανε από το να τα χρησιμοποιήσουν στο training set.

Στο νευρωνικό σύστημα χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο RBF:

Πίνακας 3. Αποτελέσματα αλγορίθμου RBF (Kotsiantis, et al., 2006)

Total Acc.	73,4 %
Fraud (F)	36,6 %
Non-Fraud (NF)	86,3 %

Το αποτέλεσμα επομένως έδειξε ότι ο αλγόριθμος RBF κατάφερε να ταξινομήσει σωστά 73,4% του συνολικού δείγματος επικύρωσης, με 36,6 % των περιπτώσεων να εμφανίζουν λογιστική απάτη και 86,3 % όχι.

Στην έρευνά τους αυτοί τόνισαν ότι στο τμήμα εισόδου περιλήφθηκαν οικονομικοί δείκτες. Εάν το δείγμα τους το είχαν εμπλουτίσει και με ποιοτικές πληροφορίες, όπως τη σύνθεση του διοικητικού συμβουλίου της κάθε εταιρίας, ο βαθμός ακρίβειας των αποτελεσμάτων τους θα ήταν μεγαλύτερος.

Μία άλλη έρευνα πραγματοποιήσαν οι κύριοι P. Ravisankar, V. Ravi , G. Raghava Rao και I. Bose (Ravisankar, et al., 2011). Αυτοί χρησιμοποίησαν 202 εταιρίες από το Κινέζικο Χρηματιστήριο.

Από αυτές οι 101 θεωρήθηκαν ότι είχαν ελλιπή στοιχεία στις οικονομικές τους καταστάσεις, ενώ οι υπόλοιπες 101 ήταν ορθές. Οι πληροφορίες περιλάμβαναν 35 οικονομικούς όρους για την κάθε επιχείρηση. Οι όροι που χρησιμοποίησαν ήταν:

- 1 Debt = χρέος
- 2 Total assets = Σύνολο Ενεργητικού
- 3 Gross profit = Μικτό Κέρδος
- 4 Net profit = Καθαρό Κέρδος
- 5 Primary business income = Πρωτογενές Εισόδημα

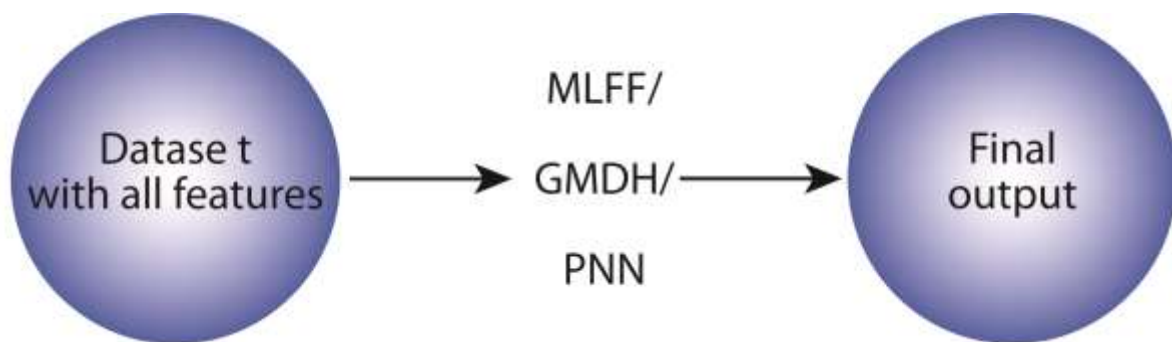
- 6 Cash and deposits = Ταμείο και προκαταβολές
- 7 Accounts receivable = εισπρακτέοι λογαριασμοί
- 8 Inventory/Primary business income = αποθέματα/ πωλήσεις
- 9 Inventory/Total assets = αποθέματα/ σύνολο ενεργητικού
- 10 Gross profit/Total assets = μικτό κέρδος/ σύνολο ενεργητικού
- 11 Net profit/Total assets = καθαρό κέρδος/σύνολο ενεργητικού
- 12 Current assets/Total assets= βραχυπρόθεσμο ενεργητικό/σύνολο ενεργητικού
- 13 Net profit/Primary business income
- 14 Accounts receivable/Primary business income
- 15 Primary business income/Total assets
- 16 Current assets/Current liabilities
- 17 Primary business income/Fixed assets
- 18 Cash/Total assets
- 19 Inventory/Current liabilities
- 20 Total debt/Total equity
- 21 Long term debt/Total assets
- 22 Net profit/Gross profit
- 23 Total debt/Total assets
- 24 Total assets/Capital and reserves
- 25 Long term debt/Total capital and reserves
- 26 Fixed assets/Total assets
- 27 Deposits and cash/Current assets
- 28 Capitals and reserves/Total debt
- 29 Accounts receivable/Total assets
- 30 Gross profit/Primary business profit
- 31 Undistributed profit/Net profit
- 32 Primary business profit/Primary business profit of last year
- 33 Primary business income/Last year's primary business income
- 34 Account receivable /Accounts receivable of last year
- 35 Total assets/Total assets of last year

Από αυτούς τους δείκτες, οι 28 είναι οικονομικοί δείκτες που αντανακλούν τη ρευστότητα, ασφάλεια, αποδοτικότητα και αποτελεσματικότητα των επιχειρήσεων. Το πείραμα εκτελέστηκε με μετασχηματισμό λογαρίθμου σε ολόκληρη την ομάδα δεδομένων για να μειωθεί η διάσταση.

Έπειτα, κανονικοποίησαν καθεμία από τις ανεξάρτητες μεταβλητές της αρχικής ομάδας δεδομένων κατά τη διάρκεια του σταδίου όπου είχαν προεπεξεργαστεί τα δεδομένα. Ανέλυσαν στη συνέχεια, τη βάση δεδομένων χρησιμοποιώντας τρεις δεδομένων τεχνικές εξόρυξης όπου και οι τρεις κατατάσσονται στην κατηγορία του νευρωνικού συστήματος το MLFF (Multi-layer feedforward neural network), το GMDH (Group method of data handling) και το PNN (Probabilistic neural network).

Το Multi-layer feedforward neural network είναι ένα από τα πιο συνηθισμένα συστήματα στο νευρωνικό σύστημα καθώς είναι απλό και αποτελεσματικό. Ξεκινήσαν λοιπόν, σαν ένα δίκτυο κόμβων το οποίο διατάσσεται σε τρεις στρώσεις, είσοδος, κρυφή και έξοδος (input, hidden, and output layers).

Το PNN είναι ένας άλλος τρόπος νευρωνικού συστήματος με ένα πέρασμα κατάρτισης αλγορίθμου που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση και χαρτογράφηση των δεδομένων.



Διάγραμμα 1. Αναπαράσταση εισόδου, κρυφού στρώματος και εξόδου (Ravisankar, et al., 2011)

Παρατήρησαν όμως ότι ορισμένες από τις ανεξάρτητες μεταβλητές αποδείχθηκαν πιο σημαντικές για τον σκοπό της πρόβλεψής τους, ενώ κάποιες άλλες συνέβαλλαν αρνητικά ως προς την κατάταξη ακρίβειας των διαφορετικών τους ταξινομητών.

Έτσι, χρησιμοποίησαν μία απλή στατιστική τεχνική, την t-στατιστική, για να επιλέξουν εκείνα τα οικονομικά στοιχεία-χαρακτηριστικά από το σύνολο των δεδομένων τους που θα

μπορούσαν να ανιχνεύσουν την παρουσία λογιστικής απάτης. Τα στοιχεία που είχαν υψηλότερη στατιστική t ήταν πιο σημαντικά από τα άλλα. Αυτά ήταν:

- 1 Net profit
- 2 Gross profit
- 3 Primary business income
- 4 Primary business income/Total assets
- 5 Gross profit/Total assets
- 6 Net profit/Total assets
- 7 Inventory/Total assets
- 8 Inventory/Current liabilities
- 9 Net profit/Primary business income
- 10 Primary business income/Fixed assets
- 11 Primary business profit/Primary business profit of last year
- 12 Primary business income/Last year's primary business income
- 13 Fixed assets/Total assets
- 14 Current assets/Current liabilities
- 15 Capitals and reserves/Total debt
- 16 Long term debt/Total capital and reserves
- 17 Cash and deposits
- 18 Inventory/Primary business income

Δεδομένου ότι τα οικονομικά στοιχεία είχαν ένα ευρύ φάσμα, όφειλαν πρώτα να εκτελεσθούν με φυσικό λογαριθμικό, και έπειτα να γίνει η κανονικοποίησή τους κατά την προεπεξεργασία δεδομένων φάσης.

Η ευαισθησία (sensitivity), ήταν ο δείκτης που έδωσαν σημασία για να εξετάσουν κατά πόσο μετρήθηκε σωστά το ποσοστό του αριθμού των εταιριών με ελλειπείς οικονομικές καταστάσεις από ένα συγκεκριμένο μοντέλο για το συνολικό αριθμό των πραγματικών εταιριών που διέπραξαν απάτη.

Ενώ, ο δείκτης εξειδίκευση (specificity), η μέτρηση δηλαδή του ποσοστού του αριθμού των μη δόλια εταιριών, προέβλεψε ως μη δόλιων από ένα μοντέλο με το συνολικό αριθμό των πραγματικά μη δόλιων εταιριών.

Πίνακας 4. Ποσοστό δεικτών σε MLFF, GMDH, PNN (Ravisankar, et al., 2011)

Classifier	Accuracy	Sensitivity	Specificity	AUC
MLFF	78.36	80.21	76.35	7827.90
GMDH	93.00	91.46	95.18	9331.85
PNN	98.09	98.09	98.09	9809.00

Σε μία άλλην έρευνά τους οι Yrd.Doç.Dr. H. Ali ATA και Yrd.Doç.Dr. İbrahim H. SEYREK (ATA & Seyrek, 2009) καθόρισαν πρωταρχικά ποια είναι τα βήματα του data mining.

Πιο συγκεκριμένα, τόνισαν ότι κάποιος οφείλει να καθορίσει εξ αρχής ποιο είναι το πρόβλημα που επιθυμεί να εξετάσει, έπειτα συγκεντρώνει πληροφορίες και τις προετοιμάζει για μοντελοποίηση, και επιλέγει έτσι ποιες θα χρησιμοποιήσει στο δείγμα του και ποιες όχι. Τέλος επιλέγει ποιο μοντέλο είναι καταλληλότερο για το συγκεκριμένο πείραμά του.

Στο πείραμά τους, για να ελέγξουν εάν υπάρχει λογιστική απάτη χρησιμοποίησαν δεδομένα από 100 Τούρκικες εταιρίες του Χρηματιστηρίου της Κωνσταντινούπολης. Οι μισές από αυτές δηλαδή οι 50 παρουσίαζαν κάποια ένδειξη για ελλειπείς οικονομικές καταστάσεις, ενώ οι υπόλοιπες 50 όχι.

Επειδή η ανίχνευση της απάτης θεωρείται ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης χρησιμοποίησαν νευρωνικό σύστημα.

Χρησιμοποίησαν έτσι τις Οικονομικές Καταστάσεις του 2005 των 100 αυτών εταιριών. Η έκθεση του ορκωτού λογιστή είναι πολύ σημαντική γιατί δείχνει περιληπτικά όλη τη δουλειά του κατά τη διάρκεια του ελέγχου του και τα συμπεράσματά του. Επομένως, η γνώμη των ελεγκτών έπαιξε καθοριστικό ρόλο στο πείραμά τους, καθώς εξέτασαν εάν οι εταιρίες ήταν υποψήφιες για λογιστική απάτη ή όχι.

Οι μεταβλητές που χρησιμοποίησαν στην μελέτη τους υπολογίσθηκαν χρησιμοποιώντας τον Ισολογισμό και την Κατάσταση Διάθεσης Αποτελεσμάτων. Κατέληξαν έτσι σε 24 οικονομικούς δείκτες.

Οι εταιρίες με υψηλά επίπεδα διάρθρωσης του χρέους ήταν πιο επιρρεπείς στο να εκδηλώσουν ελλειπείς Οικονομικές Καταστάσεις. Για αυτόν το λόγο, χρησιμοποίησαν τους δείκτες Συνολικό χρέος/Σύνολο ενεργητικού-Total Debt to Total Assets (TD/TA), τους φόρους-τόκους που απέφεραν- Times Interest Earned Ratio (TIER), το δείκτη Interest Expense / Operating Expenses (IE/OE) και το δείκτη Earnings Before Interest and Taxes (EBIT) δηλαδή τους τόκους προ φόρων.

Η απάτη στις δημοσιοποιημένες οικονομικές καταστάσεις γίνεται συνειδητά από την επιχείρηση και διεξάγεται με την παραποίηση λογαριασμών του Ισολογισμού και δηλώσεων του εισοδήματος.

Έτσι, χρησιμοποίησαν επιπλέον τους δείκτες Inventory to Sales (IS), Inventory to Total Assets (ITA), Turnover Rate of Inventory (TRA), Gross Profit to Net Sales (GP/NS) και Gross Profit to Total Assets (GP/TA).

Επίσης, για να ελέγξουν κατά πόσο οι πωλήσεις των εταιριών δεν ήταν εικονικές χρησιμοποίησαν τους δείκτες Account Receivable to Sales (AR/S) και the Turnover Ratio of Receivables (TRA).

Πριν εφαρμόσουν την τεχνική data mining στις επιλεγμένες μεταβλητές εκτέλεσαν ελέγχους πάνω σε αυτές με την t-στατιστική, χρησιμοποιώντας στο δείγμα τους ορθές και μη εταιρίες. Οι μεταβλητές που προέκυψαν κατόπιν του ελέγχου τους ότι ήταν όχι στατιστικά σημαντικές αποκλείστηκαν, διότι δεν θα επηρέαζαν το τελικό αποτέλεσμα τους. Τα αποτελέσματα του ελέγχου τους είναι:

Variable	Mean-NF	Mean-F	t-value	Sig
LGTD	7,69	7,71	-0,135	0,893
D/E	0,5	0,22	0,074	0,941
<u>TIER</u>	<u>3,62</u>	<u>0,89</u>	<u>5,149</u>	<u>0,000</u>
<u>TD/TA</u>	<u>0,29</u>	<u>0,71</u>	<u>-5,084</u>	<u>0,000</u>
<u>I/S</u>	<u>0,13</u>	<u>0,24</u>	<u>-2,713</u>	<u>0,009</u>
<u>I/TA</u>	<u>0,12</u>	<u>0,18</u>	<u>-3,050</u>	<u>0,003</u>
<u>GP/NS</u>	<u>0,27</u>	<u>0,11</u>	<u>4,990</u>	<u>0,000</u>
<u>NP/TA</u>	<u>0,09</u>	<u>-0,06</u>	<u>6,755</u>	<u>0,000</u>
LTD/TA	0,3	0,31	-0,212	0,833
<u>NP/NS</u>	<u>0,11</u>	<u>-0,14</u>	<u>4,149</u>	<u>0,000</u>
<u>LGTA</u>	<u>8,28</u>	<u>7,94</u>	<u>2,728</u>	<u>0,008</u>
WC/TA	0,47	0,46	0,355	0,723
<u>CA/CL</u>	<u>3,31</u>	<u>1,22</u>	<u>5,754</u>	<u>0,000</u>
<u>C/CL</u>	<u>1,18</u>	<u>0,14</u>	<u>4,435</u>	<u>0,000</u>
<u>OP/NS</u>	<u>0,14</u>	<u>-0,11</u>	<u>5,901</u>	<u>0,000</u>
<u>QA/CL</u>	<u>2,50</u>	<u>0,75</u>	<u>6,110</u>	<u>0,000</u>
TRE	1,99	3,67	-0,57	0,567

TRA	1,26	0,96	6	0,140
TRAR	158,62	13,40	1,103	0,276
TRI	15,50	6,89	2,738	0,008
AR/S	0,14	894,15	-1,000	0,322
T/S	-0,03	-0,03	0,016	0,987
GP/TA	0,25	0,12	5,351	0,000
IE/OE	0,09	0,33	-3,601	0,001

Χρησιμοποίησαν έτσι, τις μεταβλητές που πέρασαν τον έλεγχο και είναι τονισμένες παραπάνω στον πίνακα, και κατέληξαν ότι στο Training Data Set θα χρησιμοποιήσουν 47 από τις 100 εταιρίες και στο Validation Data Set τις υπόλοιπες 53.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν εφαρμόζοντας το νευρωνικό σύστημα ήταν:

Classification	Training Data Set		Validation Data Set	
	Number	Percentage	Number	Percentage
Correct	43	91,49%	41	77,36%
Wrong	4	8,51%	12	22,64%
Total	47		53	

Όπως παρατήρησαν στο training στάδιο το μοντέλο κατηγοριοποίησε επιτυχώς τα δεδομένα τους κατά 91,49% και 8,51% λάθος. Στο validation στάδιο, στο στάδιο δηλαδή της επικύρωσης, το μοντέλο τους ήταν επιτυχημένο καθώς κατηγοριοποίησε τις 41 από τις συνολικά 53 περιπτώσεις.

Σε ένα άλλο άρθρο των Michael J. Cerullo, Ph.D., CPA, CITP, CFE, και Virginia Cerullo, Ph.D., CPA, CIA, CFE, (Cerullo & Cerullo, 2006) η μελέτη περίπτωσης τους γίνεται με τη χρήση ενός νευρωνικού συστήματος για την κατηγορία ταξινόμησης αυτών που αφορούν λογιστικές απάτες και διαπράττονται από την ανώτατη διοίκηση του οργανισμού.

Αυτές οι απάτες πιο συχνά ονομάζονται 'μαγείρεμα των βιβλίων'. Αυτό το είδος της απάτης συνήθως διαπράττεται με την υπερεκτίμηση εσόδων και υποτίμηση των υποχρεώσεων ή των εξόδων.

Η Dale Rogers, CPA, CFE, εταίρος σε μια περιφερειακή εταιρία, στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής χρησιμοποίησε το ModelQuest Enterprise NN πακέτο (εφεξής ModelQuest) για να δημιουργήσει αυτόματα ένα χρηματοοικονομικό μοντέλο πρόβλεψης απάτης για τους πελάτες της.

Άλλα πακέτα περιλαμβάνουν το NN Brainmaker (από την Καλιφόρνια Επιστημονικό λογισμικό) και NeuroSolutions (από Neuro Διάσταση ΦΠΑ).

Ας υποθέσουμε ότι η Rogers είχε αποκτήσει μια καλή γνώση εργασίας του πακέτου και σχεδίασε να το χρησιμοποιήσει για τα ελεγκτικά της καθήκοντα. Χρησιμοποίησε το νευρωνικό μοντέλο κατά τον αρχικό σχεδιασμό του ελέγχου της και την προκαταρκτική φάση αξιολόγησης / την αναλυτική εξέταση για να εξετάσει αν υπάρχει απάτη στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις των πελατών της.

Η Rogers για να δημιουργήσει λοιπόν τις βάσεις δεδομένων, ένα βήμα που αποτελεί το σημαντικότερο στο νευρωνικό σύστημα, οδηγήθηκε στην ιστοσελίδα (Κεφαλαιαγοράς) των ΗΠΑ Επιτροπής Κεφαλαιαγοράς για να διεξάγει μια 'online' έρευνα των πιθανών χρηματοοικονομικών δεικτών που δείχνουν απάτη χρηματοοικονομικής πληροφόρησης.

Με βάση τις μετρήσεις της από διάφορες ερευνητικές μελέτες σχετικά με τη χρησιμότητα των χρηματοοικονομικών δεικτών για την πρόβλεψη της απάτης, επέλεξε 26 δείκτες (δηλαδή, ανεξάρτητες μεταβλητές, X) για να τους χρησιμοποιήσει ώστε να προβλέψει αν υπάρχει πιθανή δόλια χρηματοοικονομική πληροφόρηση(δηλαδή, η εξαρτημένη μεταβλητή, Y).

Οι δείκτες που επιλέχθηκαν δίνονται στο παρακάτω Σχήμα.

Πίνακας 5. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν για να προβλέψουν πιθανή δόλια οικονομική απάτη (Cerullo & Cerullo, 2006)

• Earnings/assets	
• Equity/debt	
• Current ratio	Current assets/current liabilities
• Acid-test ratio	Quick assets/current liabilities
• Receivables turnover	Net sales on account/average receivables
• Number of day's sales in	Receivables end of year/average daily sales
• Inventory turnover	Cost goods sold/average inventory
• Number of days' sales in	Inventory end of year/average daily CGS
• Net fixed assets/long term liabilities	
• Debt to equity	Total debt/stockholders' equity
• Net sales/average total assets	
• Rate earned on total assets	Income + interest expense/average total assets
• Rate earned on stockholders' equity	Income/total stockholders' equity
• Cash flow/total debt	
• Cash flow/long-term debt	
• After-tax profit/total assets	
• Total liabilities/total assets	
• Net working capital/total assets	
• Net working capital/sales revenue	
• Return on assets	Income/average total assets
• Credit rating	Provided by a credit rating agency
• Bond rating	1 = low, 10 = high
• Sales ratio	Sales/assets
• Earnings before interest and taxes (EBIT)/assets	
• Profit margin or efficiency ratio	Income/sales
• Equity/assets	

Στο τέλος, η Rogers επέλεξε τους εννέα δείκτες με τα έντονα γράμματα που παρουσιάζονται στο παραπάνω σχήμα για να τους χρησιμοποιήσει στο μοντέλο πρόβλεψης λογιστικής απάτης.

Στη συνέχεια, η Rogers έκανε μια αναζήτηση στο διαδίκτυο από τις εθνικές εφημερίδες, ACFE, το Αμερικανικό Ινστιτούτο Ορκωτών Λογιστών (AICPA), το Υπουργείο Δικαιοσύνης των ΗΠΑ και το Stanford Research Institute, και βρήκε 15 επιχειρήσεις που έχουν αναφερθεί υποψήφιες για απάτη χρηματοοικονομικής αναφοράς και επιπλέον 15 εταιρείες που δεν έχουν αναφερθεί για τέτοια απάτη.

Το επόμενο βήμα της ήταν να διεξάγει μια έρευνα της βάσης δεδομένων των EDGAR της SEC. Από αυτά τα δεδομένα, δημιούργησε μια βάση δεδομένων των προαναφερθέντων εννέα δεικτών για τις 30 επιχειρήσεις για το προηγούμενο έτος όπου αναφέρθηκε η απάτη.

Η βάση δεδομένων των χρηματοοικονομικών δεικτών παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα.

Πίνακας 6. Υποθετική βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για να προβλέψει την παρουσία ή απουσία οικονομικής απάτης (Cerullo & Cerullo, 2006)

Name of Firm	EquityAsset	EarnAsset	EquDebt	CurrRat	QuickRat	BondRat	ROA	EBITAsset	ARTurn	Default
A	58	1.8	0.18	1.2	0.4	10	1.65	5.5	66	1
B	78	5	4.4	4.5	2.99	3	1.3	10	59	0
C	57	2	0.1	1.15	0.47	7	1.8	6	73	1
D	65	3	11.1	1.8	0.6	4	4	4.5	90	0
E	55	2	0.23	3.2	0.55	9	1.9	5.5	60	1
F	39	5	0.07	0.5	0.17	3	3.8	3	32	0
G	63	2.5	0.25	1.23	0.3	7	1.45	4.75	35	1
H	53	5	0.3	1.75	1.14	4	5	6.1	61	0
I	59	2.5	1.1	1.72	0.78	1	2.8	8.2	44	1
J	60	6.5	0.11	2.28	0.89	1	1.9	4	56	0
K	39	2	1.85	1.2	0.83	2	1.6	4	30	1
L	73	2.8	0.85	2.55	1.42	3	4.3	7.9	25	1
M	49	2.6	0.98	4.3	1.48	10	2.5	6	67	1
N	58	2.9	1.2	1.67	0.9	3	0.95	6.9	68	0
O	73	4	0.2	2.9	1.2	11	2.5	11	28	1
P	73	4.6	0.5	2.9	1.12	9	1.45	9	31	0
Q	67	3.6	0.98	1.78	1.2	14	2.8	8.78	66	1
R	55	5	2.35	1.98	0.8	7	3.67	7.01	67	0
S	56	3	1.99	3	1.67	12	3	9.74	43	1
T	75	3	2	0.44	0.18	5	1.8	3.2	34	0
U	85	2.5	2.97	2.6	1.5	4	0.8	5.9	77	1
V	80	4	0.17	2	0.65	6	0.9	4.9	47	1
W	45	4	0.9	4.5	2.3	12	3.2	5.89	52	0
X	48	2	0.56	1.55	0.88	6	3.4	5.23	61	1
Y	55	5	2.41	4.8	1.89	6	2.28	7.9	54	0
Z	73	3.2	1.48	1.9	0.96	8	4.3	1.23	76	1
A1	45	3	0.4	4.1	0.39	9	0.9	1	45	1
B1	63	6	0.15	1.9	0.8	1	7	8	80	0
C1	55	1.8	0.23	1.4	0.5	8	2	4	65	1
D1	77	6.2	0.3	2.3	1.1	2	8	12	77	0

Οι εννέα δείκτες που επέλεξε προηγουμένως είναι γνωστοί ως X, ή ανεξάρτητες, μεταβλητές, και η προεπιλογή είναι το Y, ή εξαρτημένες μεταβλητές. Επειδή όμως στο λογισμικό νευρωνικό σύστημα δεν μπορούν να απεικονισθούν έτσι, υποβάλλονται σε επεξεργασία, και μετατρέπονται στις αριθμητικές τιμές 0 ή 1.

Για την αποσαφήνιση της έννοιας, στο τελικό αποτέλεσμα η εταιρεία A δείχνει ένα 1 για την εξαρτημένη μεταβλητή. Αυτό σημαίνει ότι αποκαλύφθηκε οικονομική απάτη στις οικονομικές καταστάσεις ενώ η τιμή 0 για την εταιρεία B σημαίνει ότι, κατά την ημερομηνία αναφοράς, δεν υπήρξε αναφορά λογιστικής απάτης στην εν λόγω επιχείρηση.

Για να δεχθεί όμως αυτά τα αποτελέσματα εξέτασε εάν το μοντέλο ήταν αξιόπιστο, εάν μπορούσε δηλαδή να αξιολογήσει την απόδοση του νευρωνικού συστήματος.

Το παρακάτω σχήμα δείχνει μια υποθετική στατιστική περίληψη για τη βάση δεδομένων που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο σχήμα. Γενικά, το μέσο απόλυτο σφάλμα (AAE) και το ανώτατο όριο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι δύο καλοί δείκτες για την αξιολόγηση εάν το μοντέλο που κατασκεύασε ήταν αποδεκτό.

Το AAE είναι το άθροισμα των σφαλμάτων, αγνοώντας τα συν ή μείον σημεία και κατά μέσο όρο το αποτέλεσμα. Η MAE είναι το μέγιστο ποσό των σφαλμάτων μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.

Σε αυτό το παράδειγμα, η AAE (0,23) είναι χαμηλή σε σύγκριση με την μέγιστη έξοδο (1,0) και ελάχιστη (0.0), η οποία δείχνει ότι, με την πρώτη ματιά, το μοντέλο φαίνεται να είναι αποδεκτό.

Ήταν σημαντικό να συγκρίνει επίσης την ελάχιστη παραγωγή, τη μέγιστη, μέση και τυπική απόκλιση. Αν οι αριθμοί αυτοί ήταν κοντά η μία στην άλλη μεταξύ των συνόλων δεδομένων δοκιμών και την κατάρτιση, το μοντέλο της ήταν αποδεκτό.

Από την άλλη πλευρά, αν οι τιμές αυτές είναι αρκετά διαφορετικές, ο αριθμός των παρατηρήσεων θα έπρεπε να αυξηθεί και ένα νέο μοντέλο έπρεπε να χρησιμοποιηθεί. Επίσης, το προβλεπόμενο τετραγωνικό σφάλμα (PSE) θα έπρεπε να συγκριθεί με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (ASE). Οι δύο τιμές θα πρέπει να είναι σχετικά κοντά η μία στην άλλη. Στην περίπτωση αυτή, η PSE ήταν 0.10 και η ASE 0,14.

Τέλος, τα αποτελέσματα της κατάρτισης αξιολογήθηκαν με υπολογισμό της αξίας R^2 του συντελεστή προσδιορισμού. Εάν πλησίαζε το 1 έδειχνε μια καλή προσαρμογή του μοντέλου ενώ εάν ήταν κοντά στο 0 υποδείκνυε μια κακή εφαρμογή.

Πίνακας 7. Υποθετική στατιστική περίληψη για τη βάση δεδομένων του πίνακα 6 (Cerullo & Cerullo, 2006)

RESULTS	TEST DATA	TRAINING DATA
Number of observations	8	22
Minimum	0	0
Maximum	1.0	1.0
Output mean	.493	.478
Output standard deviation	.5	.45
Maximum absolute error	1.0	-
Average absolute error	.231	-
Predicted squared error	-	.10
Average squared error	.14	.09
R ²	.974	

Η Rogers λοιπόν, πήρε αποδεκτά τα αποτελέσματα και υπέθεσε ότι οι 9 τιμές εισόδου ήταν σημαντικές. Το μοντέλο που εφαρμόστηκε δηλαδή για να προβλέψει λογιστική απάτη έγινε αποδεκτό.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

3.1 Γενικές Πληροφορίες

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ή απλώς νευρωνικά δίκτυα ή νευρωνικά συστήματα, αντλούν τις καταβολές τους από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Είναι συστήματα παράλληλης και καταναεμημένης επεξεργασίας που προσομοιώνουν τις βασικές αρχές λειτουργίας του βιολογικού εγκεφάλου.

Στην βιβλιογραφία τα συναντάμε και ως *αλγόριθμοι μάθησης μηχανής*. Ο βιολογικός εγκέφαλος στη βασική του δομή είναι ένα δίκτυο νευρωνικών κυττάρων (νευρώνες) διασυνδεδεμένων μεταξύ τους μέσω συνδέσεων που έχουν τη δυνατότητα αναπροσαρμογής της ισχύος του ηλεκτρικού παλμού που τις διατρέχει (συνάψεις).

Το εξωτερικό ερέθισμα υπό τη μορφή ηλεκτρικών παλμών, διαβιβάζεται ως πληροφορία μέσω των συνάψεων στους νευρώνες, όπου γίνεται η επεξεργασία της και τελικά παράγεται μία απόκριση εξόδου του δικτύου. Η πληροφορία κωδικοποιείται ως 'γνώση' πια μέσω της συνεχούς αναπροσαρμογής της ισχύος των συνάψεων μεταξύ των νευρώνων.

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μία έκφανση μη παραμετρικής παλινδρόμησης, η οποία αποτελεί μία πολύ δυνατή προσέγγιση ειδικά για χρηματοοικονομικές εφαρμογές, καθώς χαρακτηρίζονται από την ιδιότητα προσέγγισης οποιασδήποτε άγνωστης μη γραμμικής συνάρτησης, και είναι λιγότερα ευαίσθητα από τις κλασικές προσεγγίσεις στις υποθέσεις για τον όρο σφάλματος και επομένως μπορούν να ανεχθούν θόρυβο, χαοτικά τμήματα και παχιές ουρές κατανομών πιθανότητας.

3.2 Δίκτυα Προτροφοδότησης με Πολλαπλά Στρώματα

Οι μονάδες επεξεργασίας των δικτύων προτροφοδότησης είναι οργανωμένες σε στρώματα, γι' αυτό και τα δίκτυα ονομάζονται *δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων* (multilayer networks).

Το πρώτο από αυτά τα στρώματα ονομάζεται *στρώμα εισόδου* (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή δεδομένων. Οι μονάδες επεξεργασίας αυτού του στρώματος δεν εκτελούν κάποιο υπολογισμό (δεν έχουν βάρη εισόδου ούτε συναρτήσεις ενεργοποίησης).

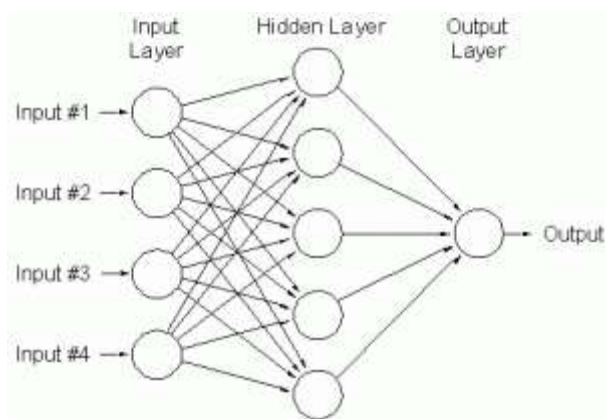
Στη συνέχεια, υπάρχουν ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα *κρυφά στρώματα* (hidden layers). Στο σημείο αυτό, να τονιστεί ότι νευρωνικά δίκτυα χωρίς κρυφά στρώματα χαρακτηρίζονται από σοβαρούς περιορισμούς, καθώς το σύνολο των προβλημάτων που μπορούν να επιλύσουν είναι πολύ περιορισμένο.

Τέλος, ακολουθεί ένα *στρώμα εξόδου* (output layer). Οι μονάδες κάθε στρώματος λαμβάνουν εισόδους από τις μονάδες του στρώματος που βρίσκεται ακριβώς από κάτω (πίσω) και στέλνουν τις εξόδους τους στις μονάδες του στρώματος που βρίσκεται ακριβώς από επάνω (εμπρός).

Το δίκτυο μπορεί να είναι *πλήρως συνδεδεμένο* (fully connected) ή *μερικώς συνδεδεμένο* (partially connected). Στην πρώτη περίπτωση, οι μονάδες επεξεργασίας των διαφόρων στρωμάτων συνδέονται με όλες τις μονάδες του επόμενου στρώματος, ενώ στη δεύτερη περίπτωση μόνο με ορισμένες από αυτές.

Δεν υπάρχουν συνδέσεις ανατροφοδότησης, δηλαδή συνδέσεις που στέλνουν την έξοδο μιας μονάδας στην ίδια μονάδα ή σε μονάδα προηγούμενου στρώματος. Η ροή της πληροφορίας γίνεται μέσω των συνδέσεων και των μονάδων επεξεργασίας αποκλειστικά προς μία μόνο κατεύθυνση, από το στρώμα δηλαδή εισόδου προς το στρώμα εξόδου.

Παρακάτω βλέπουμε την σχηματική αναπαράσταση ενός μερικώς συνδεδεμένου δικτύου προτροφοδότησης με ένα κρυφό στρώμα.



Διάγραμμα 2. Μερικώς συνδεδεμένο δίκτυο προτροφοδότησης με ένα κρυφό στρώμα.(google.gr)

Είναι γεγονός ότι η οπισθοδιάδοση, όταν δηλαδή τα σφάλματα των μονάδων των κρυφών στρωμάτων προσδιορίζονται με την προς τα πίσω διάδοση των σφαλμάτων των μονάδων εξόδου, μπορεί να εφαρμοσθεί σε δίκτυα προτροφοδότησης με οποιονδήποτε αριθμό κρυφών στρωμάτων.

Παρόλα αυτά μία σειρά από μελέτες ((Hartmann , et al., 1990) , (Funahashi, 1989) έχουν αποδείξει ότι επαρκεί ένα μόνο κρυφό στρώμα μονάδων επεξεργασίας, για να προσεγγίσει το νευρωνικό δίκτυο οποιαδήποτε συνάρτηση με τυχαίο βαθμό ακρίβειας, με την προϋπόθεση ότι οι συναρτήσεις ενεργοποίησης του δικτύου είναι μη γραμμικές, γνωστό και ως *θεώρημα της καθολικής προσέγγισης* (universal approximation theorem). Στις περισσότερες περιπτώσεις, χρησιμοποιούνται δίκτυα με ένα μόνο κρυφό στρώμα και σιγμοειδή συνάρτηση μεταφοράς.

3.3 Γενικευμένος Κανόνας Δέλτα

Η οπισθοδιάδοση αποτελεί την πιο δημοφιλή μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων με πολλαπλά στρώματα. Η βασική ιδέα πίσω από αυτόν τον αλγόριθμο εκπαίδευσης είναι ο προσδιορισμός του ποσοστού του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί στα βάρη της κάθε σύνδεσης.

Με αυτόν τον τρόπο είναι δυνατό να υπολογίζονται οι διορθώσεις στα βάρη της κάθε σύνδεσης ξεχωριστά, κάτι που είναι αρκετά πολύπλοκο για τα κρυφά επίπεδα καθώς οι έξοδοί τους επηρεάζουν πολλές συνδέσεις ταυτόχρονα.

Στην οπισθοδιάδοση υπολογίζεται αρχικά το σφάλμα για τις μονάδες εξόδου με τρόπο παρόμοιο με εκείνο του κανόνα δέλτα. Το σφάλμα αυτό χρησιμοποιείται για να υπολογιστούν τα σφάλματα στο τελευταίο κρυμμένο στρώμα.

Εν συνεχεία, η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά προς το στρώμα εισόδου. Με βάση δηλαδή, τη διάδοση του σφάλματος προς τα πίσω, γίνεται ένας υπολογισμός της συνεισφοράς κάθε σύνδεσης των μονάδων στο συνολικό σφάλμα.

Κατόπιν, τα σφάλματα που υπολογίστηκαν για τις συνδέσεις κάθε στρώματος, χρησιμοποιούνται για να μεταβάλλουν τις συνδέσεις των μονάδων με τρόπο όμοιο με εκείνο του κανόνα δέλτα.

Αυτή λοιπόν η διαδικασία στηρίζεται σε μία γενίκευση του κανόνα δέλτα, γι αυτό και ονομάζεται *γενικευμένος κανόνας δέλτα*, και επαναλαμβάνεται μέχρι η τιμή του συνολικού σφάλματος να φθάσει σε προκαθορισμένο εκ των προτέρων όριο ανοχής.

Να σημειώσουμε σε αυτό το σημείο, ότι ο κανόνας δέλτα, για να βρει το ελάχιστο μέσο σφάλμα, υλοποιεί μία κάθοδο κλίσης στο άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων για γραμμικές συναρτήσεις μεταφοράς.

Στη περίπτωση όμως αυτή, χωρίς κρυφές μονάδες, η επιφάνεια σφάλματος έχει το σχήμα ενός μπολ με ένα μοναδικό ελάχιστο, και έτσι λοιπόν η κάθοδος κλίσης είναι εγγυημένο ότι θα βρει τελικά το καλύτερο σύνολο βαρών.

Όταν, όμως υπάρχουν κρυφές μονάδες, τότε η επιφάνεια σφάλματος δεν έχει ένα μοναδικό ελάχιστο, αλλά αντιθέτως υφίσταται το ενδεχόμενο ο αλγόριθμος να καταλήξει σε κάποιο τοπικό ελάχιστο.

Ο κανόνας δέλτα περιλαμβάνει την παρουσίαση στο δίκτυο ενός συνόλου διανυσμάτων εισόδου-εξόδου. Το σύστημα χρησιμοποιεί πρώτα το διάνυσμα εισόδου για να υπολογίσει το δικό του διάνυσμα εξόδου και κατόπιν το συγκρίνει με το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου (τον στόχο).

Εάν δεν υπάρχει καμία διαφορά, τότε δεν έχουμε μάθηση. Αντιθέτως, εάν υπάρξει διαφορά, τα βάρη των συνδέσεων του δικτύου μεταβάλλονται, ώστε να μειωθεί η διαφορά.

Στην περίπτωση που δεν έχουμε κρυφά στρώματα, η μεταβολή του βάρους της σύνδεσης μεταξύ της μονάδας εισόδου u_i και της μονάδας εξόδου u_j , για το διάνυσμα εισόδου –εξόδου p δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta_p w_{ij} = n (y_{pj} - out_{pj}) \times x_{pi} = n \delta_{pj} x_{pi} \quad (\text{σχέση 1})$$

, όπου n ο ρυθμός μάθησης, y_{pj} είναι το στοιχείο j του επιθυμητού διανύσματος εξόδου, out_{pj} είναι το στοιχείο j του διανύσματος εξόδου, x_{pi} είναι το στοιχείο i του διανύσματος εισόδου και για το διάνυσμα εισόδου-εξόδου p .

Στο γενικευμένο κανόνα δέλτα, με δίκτυο προτροφοδότησης με πολλαπλά στρώματα και μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, η καθαρή είσοδος μιας μονάδας u_j για το διάνυσμα εισόδου-εξόδου p δίνεται από τη σχέση:

$$net_{pj} = \sum w_{ij} out_{pi} \quad (\text{σχέση 2})$$

Στον γενικευμένο κανόνα δέλτα οι μεταβολές των βαρών των συνδέσεων του δικτύου υπολογίζονται από τη σχέση:

$$\Delta_p w_{ij} = \eta \delta_{pj} out_{pi} \quad (\text{σχέση 3})$$

Σύμφωνα με την παραπάνω σχέση, η μεταβολή του βάρους w_{ij} της σύνδεσης μεταξύ της μονάδας u_i και της μονάδας u_j (όπου η μονάδα u_j βρίσκεται σε επόμενο στρώμα από τη μονάδα u_i) προκύπτει ως το γινόμενο του ρυθμού μάθησης επί το δέλτα της μονάδας u_j , επί την έξοδο της μονάδας u_i .

3.4 Η Οπισθοδιάδοση στην Πράξη

Η εφαρμογή του γενικευμένου κανόνα δέλτα στην πράξη περιλαμβάνει δύο φάσεις: κατά την πρώτη φάση παρουσιάζεται στο δίκτυο το διάνυσμα εισόδου χ και διαδίδεται από στρώμα σε στρώμα με κατεύθυνση προς το στρώμα εξόδου, για να υπολογισθούν οι έξοδοι του δικτύου.

Οι έξοδοι αυτές συγκρίνονται με τις επιθυμητές εξόδους, με αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός σήματος σφάλματος από κάθε έξοδο του δικτύου.

Κατά τη δεύτερη φάση, τα σήματα σφάλματος διαδίδονται μέσω του δικτύου προς τα πίσω, δηλαδή με φορά από το στρώμα εξόδου προς το στρώμα εισόδου (οπισθοδιάδοση) και υπολογίζονται οι κατάλληλες μεταβολές των βαρών των συνδέσεων του δικτύου.

Οι παραπάνω δύο φάσεις υπολογισμών συνοψίζονται ως εξής:

- Για δεδομένο διάνυσμα εισόδου και αρχικές τιμές των βαρών των συνδέσεων του δικτύου, υπολογίζονται οι καθαρές εισοδοι και έξοδοι κάθε μονάδας του δικτύου, προχωρώντας από το στρώμα εισόδου προς το στρώμα εξόδου. Τέλος, υπολογίζεται η μέτρηση σφάλματος.
- Έπειτα, υπολογίζονται οι παράγωγοι των συναρτήσεων μεταφοράς και το δέλτα των μονάδων εξόδου δ_{pj} . ($\delta_{pj} = (y_{pj} - out_{pj}) \gamma'(net_{pj}) (1 - \gamma(net_{pj}))$) (σχέση 4)
- Στη συνέχεια υπολογίζονται οι μεταβολές των βαρών των συνδέσεων που καταλήγουν στο στρώμα εξόδου με τον γενικευμένο κανόνα δέλτα
- Κατόπιν, υπολογίζονται οι παράγωγοι των συναρτήσεων μεταφοράς και το δέλτα των μονάδων του προηγούμενου κρυφού στρώματος
- Εν συνεχεία, υπολογίζονται οι μεταβολές των συνδέσεων που καταλήγουν στο προηγούμενο κρυφό στρώμα με τον γενικευμένο κανόνα δέλτα

Να σημειωθεί ότι, τα δύο τελευταία βήματα επαναλαμβάνονται για όλα τα κρυφά στρώματα, το ένα μετά το άλλο, κινούμενοι από το στρώμα εξόδου προς το στρώμα εισόδου.

3.5 Στοχαστική Ενημέρωση Βαρών

Αν και θεωρητικά, ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης υλοποιεί κάθοδο κλίσης στο συνολικό σφάλμα μόνο εάν τα βάρη μεταβάλλονται μετά την παρουσίαση στο δίκτυο του συνόλου των παραδειγμάτων εκπαίδευσης (batch update), μερικές φορές οι μεταβολές στα βάρη γίνονται

μετά την παρουσίαση κάθε παραδείγματος εκπαίδευσης, ώστε να επιταχύνεται η διαδικασία της εκπαίδευσης του δικτύου.

Αυτή η πρακτική όμως, περικλείει τον κίνδυνο εάν τα παραδείγματα μάθησης παρουσιάζονται πάντοτε με την ίδια σειρά, το δίκτυο να επικεντρωθεί στην μάθηση των πρώτων παραδειγμάτων. Αυτό μπορεί να αποφευχθεί εάν αλλάζει η σειρά παρουσίασης των παραδειγμάτων εκπαίδευσης σε κάθε κύκλο μάθησης (stochastic update).

3.6 Ο Ρυθμός Μάθησης

Η διαδικασία μάθησης απαιτεί οι μεταβολές στα βάρη να είναι ανάλογες της μερικής παραγώγου dE_{π}/dw , γι αυτό όπως φαίνεται και στη σχέση 3 πολλαπλασιάζουμε με τον συντελεστή αναλογίας η που ονομάσαμε προηγουμένως ρυθμό μάθησης.

Ακόμα, θα πρέπει οι μεταβολές να είναι απειροστά ελάχιστες, ώστε να είμαστε σίγουροι ότι ο αλγόριθμος θα συγκλίνει κάποια στιγμή σε μία λύση που ελαχιστοποιεί τη συνάρτηση σφάλματος.

Στην πράξη βέβαια επειδή αυτό συνεπάγεται ότι και ο χρόνος εκπαίδευσης του δικτύου θα τείνει στο άπειρο, χρησιμοποιούμε μεγαλύτερες τιμές για τον ρυθμό εκπαίδευσης, συνήθως στο διάστημα 0,1-0,4.

3.7 Σπάσιμο Συμμετρίας

Με τον όρο *αρχικές συνθήκες* (initial conditions) αναφερόμαστε στις αρχικές τιμές των βαρών κατά την έναρξη των υπολογισμών του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης. Οι αρχικές τιμές των βαρών θα πρέπει αν είναι διαφορετικές μεταξύ τους, διαφορετικά το δίκτυο δεν μπορεί να εκπαιδευτεί.

Εάν οι αρχικές τιμές των βαρών είναι ίδιες μεταξύ τους, οι μεταβολές των βαρών των συνδέσεων που καταλήγουν στο στρώμα εξόδου θα είναι επίσης ίδιες. Άρα, τα βάρη θα συνεχίσουν να έχουν τις ίδιες τιμές και μετά την ενημέρωσή τους.

Επειδή όμως, το σφάλμα οπισθοδιαδίδεται μέσω των συνδέσεων του δικτύου κατ' αναλογία με τις τιμές των βαρών τους, οι μεταβολές των βαρών των υπολοίπων συνδέσεων άρα και οι νέες τους τιμές θα είναι επίσης ίδιες.

Επομένως, εάν το πρόβλημα απαιτεί με βρεθούν ανόμοιες τιμές βαρών, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ποτέ δεν θα μπορέσει να το επιτύχει ξεκινώντας με βάρη που έχουν τις ίδιες τιμές.

Η αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος είναι γνωστή ως *σπάσιμο συμμετρίας* (symmetry breaking) και περιλαμβάνει την *αρχικοποίηση* των βαρών με μικρές αλλά ανόμοιες τιμές.

3.8 Μη Παραμετρική Εκτίμηση με Νευρωνικά Δίκτυα

Από τη οπτική γωνία της στατιστικής τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να διατυπωθούν ως μη παραμετρικά, μη γραμμικά υποδείγματα παλινδρόμησης. Το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι ότι προβαίνουν σε επιλύσεις προβλημάτων με μη γραμμικές σχέσεις.

Διαμόρφωση Αναφοράς

Στα νευρωνικά δίκτυα δεν γίνεται εκ των προτέρων καμία υπόθεση αναφορικά με τη δομή του υποδείγματος, και ως εκ τούτου πρόκειται για μη παραμετρικούς εκτιμητές.

Οι βηματικοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων είναι γνωστοί ως αλγόριθμοι μάθησης, εξαιτίας της επαναληπτικής φύσης τους. Ο (White, 1989a) και έπειτα ο (German, et al., 1992), απέδειξαν ότι οι αλγόριθμοι μάθησης των νευρωνικών δικτύων μπορούν να διατυπωθούν ως ένα μη γραμμικό πρόβλημα παλινδρόμησης.

Η κύρια δύναμη των νευρωνικών δικτύων βρίσκεται στην ικανότητά τους να προσεγγίζουν οποιαδήποτε μορφή συνάρτησης (ιδιότητα καθολικής προσέγγισης). Επιπρόσθετα, οι (White, 1988b), (Cybensko, 1989), Hornik et al (1989; 1990), Cardaliaguet & Euvrard (1992) και Ito (1993) υποστήριξαν ότι αρκεί ένα κρυφό στρώμα προκειμένου ένα νευρωνικό δίκτυο οπισθοδιάδοσης να προσεγγίσει ικανοποιητικά οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση, συμπεριλαμβανομένων των παραγώγων της.

Η συνήθης τοπολογία ενός νευρωνικού δικτύου οπισθοδιάδοσης, που χρησιμοποιείται στην πλειοψηφία των εφαρμογών σήμερα είναι αυτό που έχει ένα κρυφό στρώμα με l μονάδες. Το στρώμα εισόδου αποτελείται από m μονάδες, χωρίς όμως συνάρτηση ενεργοποίησης, δηλαδή το σήμα εισόδου αυτών των μονάδων ταυτίζεται με το σήμα εξόδου.

Όλες οι υπόλοιπες μονάδες του δικτύου χρησιμοποιούν την ασύμμετρη σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης με πεδίο τιμών το διάστημα $(0,1)$. Επίσης, τόσο στο στρώμα

εισόδου όσο και στο στρώμα εξόδου υπάρχουν μονάδες μεροληψίας, οι οποίες δεν δέχονται καμία είσοδο ενώ η έξοδος τους έχει την σταθερή τιμή 1. Η επιθυμητή έξοδος του δικτύου μπορεί να είναι συνεχής ή διακριτή.

Αυτή η τοπολογία και οι επιμέρους επιλογές που αφορούν στη συνάρτηση ενεργοποίησης, και μονάδες μεροληψίας αποτελούν τη *διαμόρφωση αναφοράς* του δικτύου που θα αναλύσουμε στη συνέχεια.

3.8.1. Παραμετρική έναντι μη παραμετρικής εκτίμησης

Από την οπτική γωνία της στατιστικής, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν μία σχετικά απλή ερμηνεία. Σε ένα απλό δείγμα παρατηρήσεων για παράδειγμα το οποίο περιλαμβάνει n ανεξάρτητες παρατηρήσεις για m ερμηνευτικές μεταβλητές x_{ij} και μία εξαρτημένη μεταβλητή y_i , όπου $i=1, \dots, n$ και $j=1, \dots, m$ αντιμετωπίζουμε αυτές τις παρατηρήσεις ως τιμές μιας άγνωστης συνάρτησης $\varphi(\chi)$ με την προσθήκη ενός στοχαστικού όρου, ο οποίος συνήθως θεωρείται ότι είναι ανεξάρτητα και ισόνομα κατανεμημένος με μέσο μηδέν και σταθερή διακύμανση. Δηλαδή έχουμε:

$$Y_i = \varphi(x_i) + \varepsilon_i$$

Σε αυτό το πλαίσιο, η γνώση της υποκείμενης συνάρτησης $\varphi(x)$ ισοδυναμεί με τη γνώση της αναμενόμενης τιμής του y δεδομένου του x , που τη συμβολίζουμε ως $E[y/x]$ καθώς ισχύει ότι $E[\varepsilon/x]=0$. καθώς δεν γίνεται καμία εκ των προτέρων υπόθεση σχετικά με τη συναρτησιακή μορφή της $\varphi(\chi)$, το νευρωνικό δίκτυο $g_\lambda(\chi; w)$ είναι ένας μη παραμετρικός εκτιμητής της $E[y/x]$.

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι προβλημάτων μη παραμετρικής εκτίμησης που καλούμαστε να επιλύσουμε με νευρωνικά δίκτυα, αυτά της πρόβλεψης και της ταξινόμησης.

Στα προβλήματα πρόβλεψης, η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνεχής, όπως για παράδειγμα η απόδοση μίας μετοχής, ενώ στα προβλήματα ταξινόμησης είναι διακριτή μεταβλητή, με κάθε τιμή της να αντιστοιχεί σε μία διαφορετική κλάση. Υπάρχει δηλαδή ενδεχόμενο οι δυνατές τιμές μιας εξαρτημένης μεταβλητής να είναι 1 για την κλάση A και 0 για την κλάση B. Η κλάση A θα μπορούσε για παράδειγμα να περιέχει εταιρίες που έχουν πτωχεύσει και η κλάση B υγιείς εταιρίες.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι κατάλληλα σε περιπτώσεις που δεν είναι εφικτό να γνωρίζουμε εξ αρχής τη συναρτησιακή μορφή της $\varphi(\chi)$, και έτσι θα μπορούσαμε να την εκτιμήσουμε μη παραμετρικά.

Αυτό συμβαίνει γιατί τα νευρωνικά δίκτυα είναι μη παραμετρικοί εκτιμητές που δεν χρησιμοποιούν εκ των προτέρων υποθέσεις αναφορικά με τη μορφή της συνάρτησης $\varphi(\chi)$, αλλά μέσα από διαδοχικές παρουσιάσεις των διαθέσιμων παρατηρήσεων, ανακαλύπτουν την υποκείμενη συνάρτηση και την κωδικοποιούν, ως ένα σύνολο διαφορετικών βαρών των συνδέσεών τους.

Ο σκοπός επομένως της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου είναι η εύρεση ενός εκτιμητή $g_L(x;w)$ της $\varphi(\chi)$, χωρίς να γίνεται καμία υπόθεση για την συναρτησιακή μορφή της $\varphi(\chi)$, σε αντίθεση με τους παραμετρικούς εκτιμητές, όπου γίνονται εκ των προτέρων υποθέσεις.

Γίνεται λοιπόν κατανοητό, ότι στην περίπτωση των χρηματοοικονομικών εφαρμογών, όπου λίγα είναι γνωστά για τη φύση του προβλήματος, όπως η πρόβλεψη χρηματιστηριακών αποδόσεων, η νευρωνική μάθηση αποτελεί μία ασύγκριτα ισχυρότερη προσέγγιση από την παραμετρική εκτίμηση.

Από την άλλη όμως, πρόκειται για μία αρκετά πολύπλοκη προσέγγιση, της οποίας την <<ισχύ>> πρέπει να ελέγξουμε. Διαφορετικά, διατρέχουμε τον κίνδυνο να ανακαλύψει σχηματισμούς και κανόνες μέσα στα δεδομένα, που δεν υφίστανται στην πραγματικότητα και δεν πρόκειται να επαναληφθούν στο μέλλον.

3.9 Η Νευρωνική Μάθηση ως Εξισορρόπηση της Μεροληψίας Έναντι της Διακύμανσης

Επειδή, όπως αναφέραμε προηγουμένως η υποκείμενη συνάρτηση $\varphi(\chi)$ και συνεπώς το διάνυσμα παραμέτρων w_0 είναι άγνωστα, η διαδικασία εκπαίδευσης συνίσταται στην εύρεση διανύσματος βαρών που ελαχιστοποιεί τη συνάρτησης σφάλματος.

Στόχος της εκπαίδευσης του δικτύου χρησιμοποιώντας ένα δείγμα πεπερασμένου μεγέθους, είναι ουσιαστικά η ρύθμιση των παραμέτρων του δικτύου, που ελέγχουν την ισορροπία ανάμεσα στη μεροληψία και τη διακύμανση, ανάλογα με το μέγεθος του δείγματος, έτσι ώστε να διασφαλισθεί η συνέπεια του υποδείγματος.

Με τον όρο συνέπεια εννοούμε ότι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα θα πρέπει να συγκλίνει στο μηδέν όταν το μέγεθος του δείγματος τείνει στο άπειρο.

Σε ένα νευρωνικό δίκτυο οπισθοδιάδοσης με την διαμόρφωση αναφοράς η μόνη παράμετρος ελέγχου είναι ο αριθμός των κρυφών μονάδων λ . Θα πρέπει να υπάρχει αντιστοιχία μεταξύ του αριθμού των κρυφών μονάδων και του μεγέθους του δείγματος. Πολύ λίγες κρυφές

μονάδες έχουν ως αποτέλεσμα η έξοδος του δικτύου $g_\lambda(x;w)$ να είναι κατά μέσο όρο διαφορετική από το $E[y/x]$. Σε αυτήν την περίπτωση το δίκτυο θα είναι μεροληπτικό και το σφάλμα λόγω μεροληψίας $E(w_0)$ θα παίρνει υψηλές τιμές.

Πάνω από ένα συγκεκριμένο αριθμό κρυφών μονάδων λ το δίκτυο θα είναι αμερόληπτο, αλλά καθώς η διακύμανση γενικά αυξάνει με το λ , μπορεί να έχει μεγάλο μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

Ακόμα και όταν $E[g_\lambda(x;w)] = E[y/x]$, η έξοδος του δικτύου θα είναι πολύ διαφορετική από το $E[y/x]$.

Όταν ο αριθμός των κρυφών μονάδων είναι υπερβολικά μεγάλος για το συγκεκριμένο πρόβλημα εκτίμησης που καλείται να λύσει το νευρωνικό δίκτυο, δηλαδή όταν η περιπλοκότητα του νευρωνικού μοντέλου είναι μεγαλύτερη από την απαιτούμενη, τότε το μοντέλο τείνει να μαθαίνει και τον 'θόρυβο' και όχι αποκλειστικά την υποκείμενη συνάρτηση $f(x)$, που δημιούργησε τις παρατηρήσεις με την προσθήκη του θορύβου.

Τι μπορούν να 'μάθουν' τα νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα όπως είπαμε υπερτερούν έναντι των παραμετρικών εκτιμητών, καθώς δεν κάνουν καμία *a priori* υπόθεση για το είδος της συνάρτησης που δημιούργησε τις παρατηρήσεις.

Έτσι, λοιπόν μπορούν να επιτύχουν εκεί που οι παραμετρικοί εκτιμητές αποτυγχάνουν. Ένας γραμμικός εκτιμητής δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκτίμησης μιας μη γραμμικής συνάρτησης, ενώ ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί.

Εκτός από αυτό τα νευρωνικά δίκτυα κατέχουν επίσης την ιδιότητα της καθολικής προσέγγισης, που σημαίνει ότι δυνητικά μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνάρτηση $f(x)$.

Η προϋπόθεση είναι ότι θα πρέπει να εξισορροπήσουμε την μεροληψία και την διακύμανση, που ουσιαστικά μεταφράζεται στην σωστή επιλογή του αριθμού των κρυφών μονάδων λ . Στην θεωρία εκτίμησης αυτό είναι γνωστό ως πρόβλημα *ταυτοποίησης* υποδείγματος.

Όσον αφορά τις εφαρμογές ταξινόμησης, δεν υπάρχει κάποιος ιδιαίτερος λόγος, πέρα από την ευκολία των υπολογισμών, ώστε να υποθέσουμε ότι η υποκείμενη συνάρτηση ταξινόμησης $f(x)$ είναι γραμμική. Αρκετές μελέτες έχουν καταδείξει την υπεροχή των νευρωνικών συστημάτων έναντι των παραμετρικών εκτιμητών, σε τέτοιου είδους προβλήματα.

Η κατάσταση είναι περισσότερο σύνθετη στις εφαρμογές πρόβλεψης που αφορούν στις αγορές χρήματος και κεφαλαίου. Καθώς, εδώ έχουμε να κάνουμε με μη γραμμικά συστήματα, τα νευρωνικά δίκτυα ως μη παραμετρικοί εκτιμητές που μπορούν να εκτιμήσουν οποιαδήποτε μη γραμμική συνάρτηση, κατέχουν σημαντικό πλεονέκτημα έναντι των παραμετρικών εκτιμητών.

Η χρήση τους, όμως προϋποθέτει ότι έστω και περιοδικά, υφίσταται ένα προσδιοριστικό τμήμα στις αποδόσεις, το οποίο και προσπαθούμε να εκτιμήσουμε. Η βασική υπόθεση δηλαδή, είναι ότι οι παρατηρήσεις των αποδόσεων y , δημιουργούνται από μία άγνωστη υποκείμενη συνάρτηση $\varphi(x)$, στην οποία προστίθενται διάφορες τυχαίες και μη προβλέψιμες επιδράσεις ε , που κατανέμονται ανεξάρτητα και ομοιόμορφα με μέσο μηδέν και σταθερή διακύμανση.

Υποθέτουμε επομένως, ότι για την χρονική περίοδο της ανάλυσης η συνάρτηση $\varphi(x)$, είτε δεν μεταβάλλεται, είτε αυτό συμβαίνει με σχετικά αργό ρυθμό, ώστε η μέση συμπεριφορά που μαθαίνει το δίκτυο, να είναι εκμεταλλεύσιμη.

Εάν, οι διαθέσιμες παρατηρήσεις μας προέρχονται από ένα σύστημα που επιδεικνύει χαοτική συμπεριφορά, τότε το νευρωνικό δίκτυο θα αποτύχει. Ακόμα και αν ισχύει η υπόθεση $y_i = \varphi(x_i) + \varepsilon_i$, είναι δυνατόν ο 'θόρυβος' ε να αποτελεί πολύ μεγαλύτερο ποσοστό της παρατήρησης y , έναντι του αντίστοιχου ποσοστού που αντιπροσωπεύει το προσδιοριστικό τμήμα $\varphi(x)$. Σε αυτήν την περίπτωση, ακόμη κι αν έχουμε έναν τέλειο εκτιμητή της υποκείμενης συνάρτησης $\varphi(x)$, αυτός δεν χρησιμεύει ουσιαστικά σε τίποτε, καθώς στο υπό εξέταση φαινόμενο κυριαρχεί η απροσδιοριστία και η τυχαιότητα.

Είναι σημαντικό να τονιστεί στο σημείο αυτό, ότι ειδικά σε περιπτώσεις πρόβλεψης ένας νευρωνικός εκτιμητής δεν μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια το ζητούμενο που εξετάζουμε, δεν θα πρέπει δηλαδή να αναμένουμε ότι η πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου για την απόδοση για παράδειγμα κάποια περιόδου θα είναι η ίδια με την απόδοση που τελικά θα υλοποιηθεί.

Γι αυτό είναι σημαντικό να έχουμε την δυνατότητα κατασκευής διαστημάτων πρόβλεψης, δηλαδή διαστημάτων μέσα στα οποία το μοντέλο εκτιμά ότι θα βρεθεί η απόδοση κάποιας μελλοντικής περιόδου, με συγκεκριμένη πιθανότητα.

3.9.1. Η Διαδικασία Εκτίμησης Νευρωνικών Υποδειγμάτων

Προηγουμένως, αναλύσαμε την νευρωνική μάθηση υπό το πρίσμα της επιλογής μη παραμετρικού υποδείγματος, στα πλαίσια της θεωρίας εκτίμησης.

Σύμφωνα με την μεθοδολογία των Ζαπράνης και Ρεφενέ, 1999, (Principles of Neural Model Identification), καταλήγουμε σε κάποια συμπεράσματα τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω.

Το υπόδειγμα που θα επιλέξουμε τελικά, δεν θα είναι απαραίτητα μία πιστή αναπαράσταση της υποκείμενης συνάρτησης $\varphi(\chi)$.

Αυτό πιθανόν να οφείλεται σε διάφορους λόγους οι συνηθέστεροι από τους οποίους είναι:

- Παραλείψαμε από το υπόδειγμα μερικές παρατηρήσεις ερμηνευτικές μεταβλητές ή ενσωματώσαμε ακατάλληλες ερμηνευτικές μεταβλητές
- Επιλέξαμε λανθασμένα τον αριθμό των κρυφών μονάδων στη διαμόρφωση αναφοράς
- Ο προσδιορισμός του όρου σφάλματος ήταν εσφαλμένος π.χ μπορεί να υποθέσαμε κανονική κατανομή, ενώ αυτό δεν ίσχυε
- Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του δικτύου που χρησιμοποιήθηκε δεν διασφάλιζε την εύρεση του ολικού ελάχιστου
- Η μέθοδος για την επιλογή του υποδείγματος που χρησιμοποιήθηκε, δεν διασφάλιζε την εξισορρόπηση μεταξύ της μεροληψίας και της διακύμανσης τους υποδείγματος.

Εξαιτίας λοιπόν όλων αυτών είναι πιθανόν να οδηγηθούμε σε μεροληψία προσδιορισμού. Γι αυτό είναι απαραίτητη μία διαδικασία ταυτοποίησης των νευρωνικών υποδειγμάτων που θα περιλαμβάνει προσδιοριστικούς και διαγνωστικούς ελέγχους, ώστε να διασφαλίζεται η ικανότητα γενίκευσης του δικτύου, δηλαδή η ικανότητά του να δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν αντικρίζει νέα δεδομένα.

Ο σκοπός της διαδικασίας ταυτοποίησης των νευρωνικών υποδειγμάτων είναι να δημιουργήσει έναν εκτιμητή της άγνωστης συνάρτησης $\varphi(\chi)$, ο οποίος θα έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

- Θα είναι μια πιστή αναπαράσταση της παλινδρόμησης $E[y/x]$, δηλαδή θα διασφαλίζει μία καλή προσαρμογή στα δεδομένα,
- Όλες οι μεταβλητές και παράμετροι που χρησιμοποιούνται από τον εκτιμητή θα είναι στατιστικά σημαντικές,
- Η προσδοκώμενη τιμή $E[\varepsilon/x]$ θα είναι ίση με το μηδέν.

Στην πράξη όμως, είναι πιο εύκολο να διαχωρίσουμε αυτούς τους στόχους σε τρεις ευδιάκριτες λειτουργίες: *εξειδίκευση μοντέλου* (model specification), *έλεγχος σημαντικότητας ερμηνευτικών μεταβλητών* και *διαγνωστικός έλεγχος* (diagnostic checking) ή αλλιώς *έλεγχος επάρκειας του υποδείγματος* (model adequacy checking).

Επιλογή Υποδείγματος

Ο όρος *επιλογή υποδείγματος* αναφέρεται σε μία συστηματική διαδικασία επιλογής μεταξύ ανταγωνιστικών υποδειγμάτων. Η επιλογή μίας συγκεκριμένης συναρτησιακής μορφής $g_L(x;w)$, καθώς και η εκτίμηση των παραμέτρων με τρόπο που να ικανοποιεί κάποιο κριτήριο ‘καλής προσαρμογής’ στο δείγμα είναι ο σκοπός της επιλογής τους υποδείγματος. Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος αποτελεί κριτήριο για να επιτευχθεί αυτό.

Για δίκτυα με την διαμόρφωση αναφοράς η επιλογή μια συγκεκριμένης συναρτησιακής μορφής μεταφράζεται στην επιλογή του αριθμού των κρυφών μονάδων λ και είναι καθοριστικής σημασίας για την ποιότητα του μοντέλου.

Οι πολλές κρυφές μονάδες συνεπάγονται καλύτερη προσαρμογή του δικτύου στο δείγμα εκπαίδευσης, αλλά μετά από κάποιο όριο ακολουθεί η *υπερπροσαρμογή*, το δίκτυο δηλαδή μαθαίνει και τον θόρυβο και όχι μόνο την υποκείμενη συνάρτηση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η ικανότητα γενίκευσης να μειώνεται δραματικά.

Από την άλλη, οι λίγες κρυφές μονάδες συνεπάγονται *υποπροσαρμογή* στο δείγμα εκπαίδευσης, και ομοίως μειωμένη ικανότητα γενίκευσης. Ο βέλτιστος αριθμός κρυφών μονάδων που διασφαλίζει και την μέγιστη ικανότητα γενίκευσης, εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα που καλείται να επιλύσει το δίκτυο.

Επιλογή Ερμηνευτικών Μεταβλητών

Η επιλογή των ερμηνευτικών μεταβλητών του μοντέλου έχει να κάνει με το στάδιο της διαδικασίας ταυτοποίησης, και βασίζεται στην εκτίμηση της στατιστικής τους σημαντικότητας.

Στο στάδιο αυτό οι ‘ακατάλληλες’ μεταβλητές μπορούν να απομακρυνθούν με τρόπο ανάλογο της *βηματικής προς τα πίσω απαλοιφής μεταβλητών* που χρησιμοποιείται στη γραμμική παλινδρόμηση ή να προστεθούν στο υπόδειγμα βηματικά, όπως στην περίπτωση της *προς τα εμπρός επιλογής μεταβλητών*.

Η επιλογή των ερμηνευτικών μεταβλητών αποτελείται από τα ακόλουθα στάδια:

1. Προσδιορισμός της *καταλληλότητας* της μεταβλητής για το υπόδειγμα
2. Εκτίμηση της *δειγματικής διακύμανσης* της μετρικής καταλληλότητας
3. Έλεγχος της υπόθεσης ότι η μεταβλητή είναι *ακατάλληλη*

3.10 Διαγνωστικός Έλεγχος

Το τελευταίο στάδιο του *διαγνωστικού ελέγχου* (diagnostic checking) περιλαμβάνει μία σειρά από τεχνικές με τις οποίες ελέγχεται ότι το υπό εκτίμηση υπόδειγμα αποτελεί πιστή αναπαράσταση της παλινδρόμησης $E[y/x]$.

Ελέγχεται δηλαδή, εάν ευσταθούν οι αρχικές υποθέσεις σχετικά με την πραγματική υποκείμενη σχέση που δημιούργησε τις διαθέσιμες παρατηρήσεις. Εάν, η υπόθεσή μας στηρίζεται στη σχέση $y_i = \varphi(x_i) + \varepsilon_i$, τότε ο έλεγχος της τυχαιότητας των καταλοίπων μπορεί να αποκαλύψει αποκλίσεις από αυτήν την υπόθεση.

Για παράδειγμα, εάν τα κατάλοιπα εμφανίζουν σειριακή συσχέτιση, αυτό μπορεί να οφείλεται στο ότι κάποιες σημαντικές εξηγηματικές μεταβλητές έχουν παραληφθεί ή επειδή ο αριθμός των κρυφών μονάδων δεν ήταν ο ενδεδειγμένος, ή απλά επειδή ο αρχικός προσδιορισμός του όρου σφάλματος ήταν ακατάλληλος. Σε αυτήν την περίπτωση, το επιλεγμένο υπόδειγμα δεν μπορεί να θεωρηθεί ως βέλτιστο.

Από την άλλη όμως, η ικανοποίηση των ελέγχων καταλληλότητας του υποδείγματος, δεν αποτελεί επαρκή συνθήκη για τον χαρακτηρισμό ενός υποδείγματος ως βέλτιστου, αλλά αποτελεί αναγκαία συνθήκη για να αποδειχθεί ότι το υπόδειγμα προσαρμόζεται ικανοποιητικά στα δεδομένα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Η ΕΡΕΥΝΑ ΠΟΥ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΘΗΚΕ

Στα πλαίσια μίας εμπειρικής προσέγγισης του φαινομένου της παραποίησης των Οικονομικών Καταστάσεων από τις ελληνικές επιχειρήσεις χρησιμοποιώντας το νευρωνικό σύστημα, εξετάστηκαν οι Εκθέσεις Ελέγχου που υπεγράφησαν από ορκωτούς ελεγκτές-λογιστές για την εταιρική χρήση 2012 για όλες τις εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αθηνών εταιρίες.

Από τη διερεύνηση προέκυψαν χρήσιμα συμπεράσματα αναφορικά με τις μεθόδους παραποίησης των Οικονομικών Καταστάσεων, οι οποίες υιοθετήθηκαν από τις ελληνικές επιχειρήσεις και έγιναν αντιληπτές κατά τη διενέργεια ελέγχου από τους ορκωτούς ελεγκτές.

4.1 Δειγματοληψία-Μεθοδολογία

Δείγμα της έρευνας αποτέλεσαν 178 εισηγμένες εταιρίες, όχι χρηματοοικονομικής φύσεως στο Χρηματιστήριο Αθηνών. Για να καταταχθούν σε ‘ορθές’ και μη ορθές χρησιμοποιήθηκαν οι Εκθέσεις Ελέγχου-Επισκόπησης των καθένα εταιριών αυτών ξεχωριστά.

Τα συμπεράσματα διεξήχθησαν με βάση τη Γνώμη και τις Παρατηρήσεις-Επισημάνσεις των ορκωτών ελεγκτών, όπως αυτές διατυπώθηκαν στις Οικονομικές Καταστάσεις.

Από την εξέταση λοιπόν, των Εκθέσεων Ελέγχου των 178 εισηγμένων εταιριών προέκυψε ότι οι 33 από αυτές παρουσιάζουν ελλιπή στοιχεία στις Οικονομικές Καταστάσεις, θεωρήθηκαν δηλαδή FFS – υποψήφιος για λογιστική απάτη.

Ο εντοπισμός των εταιριών με παραποιημένες Οικονομικές Καταστάσεις βασίστηκε στην εξέταση που πραγματοποιήθηκε για τυχόν ύπαρξη:

- Παρατηρήσεων ελέγχου στην έκθεση των ορκωτών ελεγκτών όπου αλλοιώνουν σημαντικά τον Ισολογισμό και τα Αποτελέσματα Χρήσεως, καθώς και την ύπαρξη αντίθετης γνώμης ελέγχου
- Σημαντικών φορολογικών παραβάσεων με επιπτώσεις στις Οικονομικές Καταστάσεις
- Παρατηρήσεων για αρνητική καθαρή θέση
- Ένταξη της εταιρίας από την Επιτροπή Κεφαλαιαγοράς στις κατηγορίες ‘υπό παρακολούθηση’ και ‘υπό επιτήρηση’ για θέματα που συνδέονται με παραποιήσεις

στις Οικονομικές τους Καταστάσεις, καθώς και εταιρίες με δικαστικές εκκρεμότητες που αφορούν παραποιήσεις στις Οικονομικές Καταστάσεις.

Πιο συγκεκριμένα ύστερα από τον έλεγχο αυτό προέκυψαν τα εξής:

Από τις 178 οι 145 απέσπασαν από τους ορκωτούς ελεγκτές, Εκθέσεις Ελέγχου που επιβεβαίωναν ότι οι Οικονομικές Καταστάσεις παρουσιάζουν εύλογα από κάθε ουσιώδη άποψη την οικονομική κατάσταση των εταιριών κατά την 31^η Δεκεμβρίου 2012, την χρηματοοικονομική τους επίδοση και τις Ταμειακές Ροές για τη χρήση που έληξε την ημερομηνία αυτή, σύμφωνα με τα Διεθνή Πρότυπα Χρηματοοικονομικής Πληροφόρησης.

Από τις υπόλοιπες 33 υπήρχε σύμφωνα με τη γνώμη των ορκωτών ελεγκτών-λογιστών ουσιώδης αβεβαιότητα που οδηγούσε στην ύπαρξη σημαντικής αμφιβολίας για τη βιωσιμότητα των εταιριών, την ικανότητά τους να συνεχίσουν την δραστηριότητά τους όπως και να αποπληρώσουν μέρος των συμβατικών τους υποχρεώσεων.

Επίσης, υπήρχαν παρατηρήσεις για το σύνολο των Ιδίων Κεφαλαίων, το οποίο είχε καταστεί αρνητικό, ότι για τη χρήση του 2012 ορισμένες επιχειρήσεις δεν είχαν αποδεχθεί το φορολογικό έλεγχο των ορκωτών ελεγκτών-λογιστών που προβλέπεται από τις διατάξεις του άρθρου 82 παρ. 5 Ν.2238/1994 και υπέστησαν έτσι σε κυρώσεις.

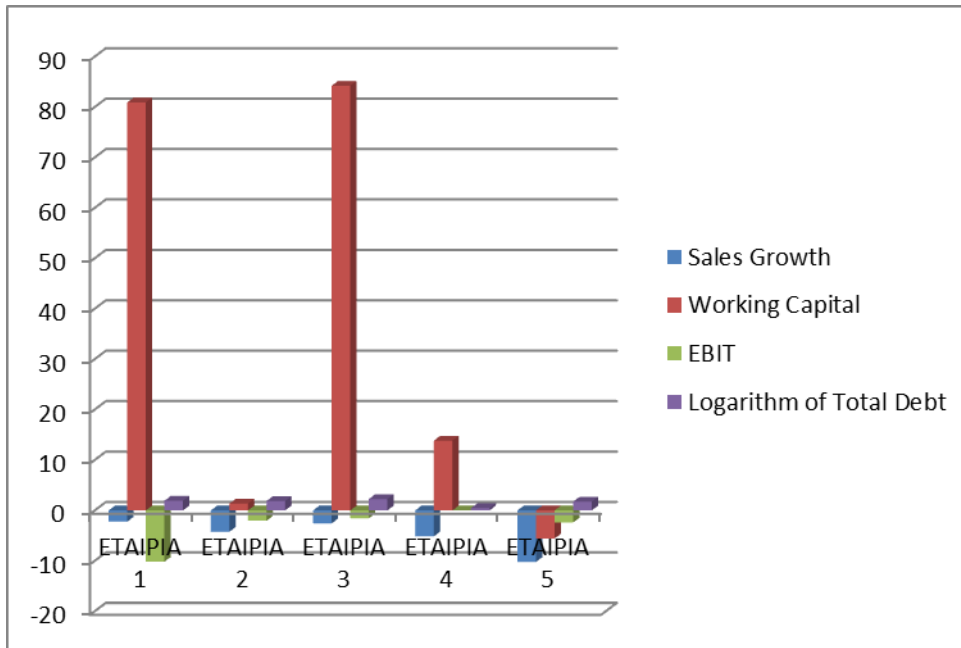
Συνδυάστηκαν επομένως οι 33 αυτές εταιρίες με τις υπόλοιπες 145 ορθές. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής:

1. Debt To Equity (DEBTEQ)
2. Total Debt To Total Assets
3. Sales Growth (SALGRTH) = [(current sales-last sales)/last sales] * 100
4. Gross Profit/Total Assets (GTPA)
5. Working Capital = current assets-current liabilities
6. Working Capital/ Total Assets (WTCA)
7. Net Income / Fixed Assets , fixed assets=total assets-total current assets-current liabilities
8. Long Term Debt / Total Assets
9. Current Assets / Current Liabilities
10. Sales / Total Assets
11. Net Fixed Assets / Total Assets
12. EBIT
13. Logarithm of Total Assets
14. Logarithm of Total Debt

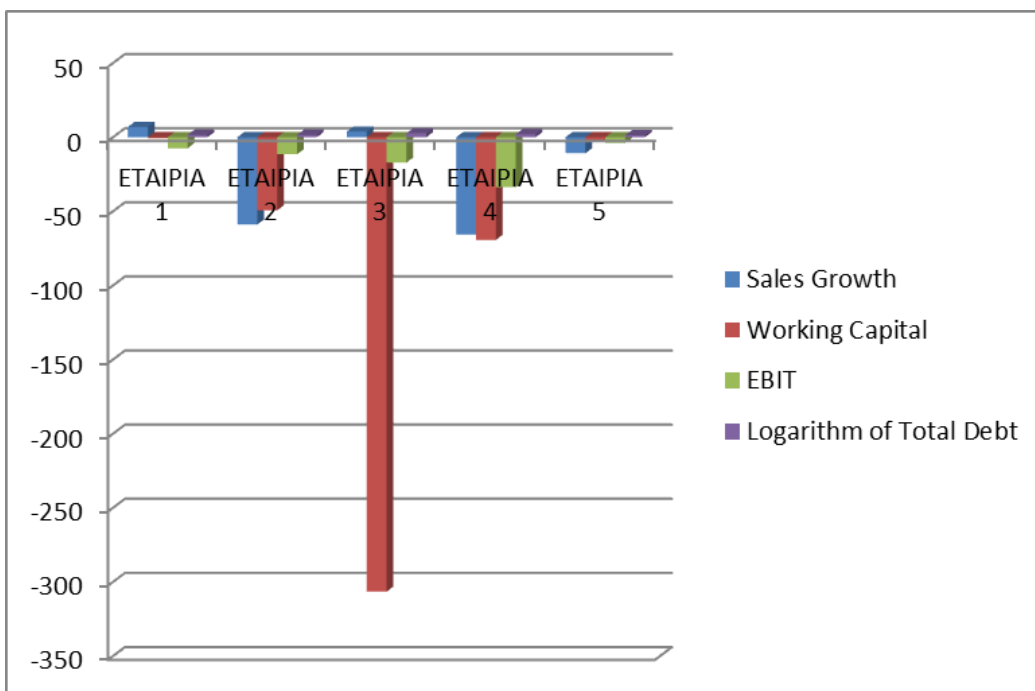
4.2 Αποτελέσματα

Ενδεικτικά, επιλέχθηκαν 5 εταιρίες ορθές και 5 εταιρίες που εμφάνιζαν ελλιπή στοιχεία. Από τις μεταβλητές που εμφανίστηκαν προηγουμένως επιλέχθηκαν 3 τυχαία. Δημιουργήθηκαν, λοιπόν τα παρακάτω γραφήματα:

Για τις ορθές εταιρίες:



Για τις εταιρίες που εμφάνισαν ελλιπή στοιχεία:



Παρατηρείται η έντονη διαφορά που υπάρχει ανάμεσα στα δύο ‘γκρουπ’ εταιριών στις θετικές και αρνητικές τιμές των χρηματοοικονομικών δεικτών.

Στην πράξη όμως τρέχοντας το υπόδειγμα στο νευρωνικό δίκτυο προέκυψαν:

NN: 14-7-1		Forecasts			
Targets	Non Fraud	Fraud	Total	Fraud/Tot.Fraud	N.Fraud/Tot.N.Fraud
Non Fraud	14	19	33	42,42%	64,14%
Fraud	52	93	145		
Total	66	112	178		
	σωστά ταξινομημένες προς το σύνολο				60,11%

Βρέθηκε δηλαδή ότι 42,42% των εταιριών διέπραξαν λογιστική απάτη, ενώ το 64,14% ήταν ορθές.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Πριν καταλήξουμε στα τελικά συμπεράσματα, πρέπει να τονιστεί η σημαντικότητα που διακατέχουν συστήματα εντοπισμού λογιστικής απάτης, μια και ολοένα αυξάνονται τέτοια φαινόμενα.

Το φαινόμενο της λογιστικής απάτης μέσω της παραποίησης των οικονομικών καταστάσεων είναι λοιπόν ένα υπαρκτό πρόβλημα. Το θέμα των παραποιήσεων είναι τεράστιο και οι προσεγγίσεις πολλές. Η χειραγώγηση των κερδών έχει πάρει ανησυχητικές διαστάσεις και στη χώρα μας, αλλά και διεθνώς.

Η τάση των διοικήσεων να εμφανίζουν μια παραπλανητική εικόνα της επιχείρησής τους, εκμεταλλευόμενες τις αδυναμίες των διάφορων λογιστικών κανόνων και νόμων ή ακόμα και παραβιάζοντας αυτούς, με απώτερο σκοπό την παρουσίαση των λογιστικών καταστάσεων, όχι όπως αυτές θα έπρεπε κανονικά να είναι, αλλά όπως συμφέρει κάθε φορά την επιχείρηση, αποτελεί το βασικό χαρακτηριστικό της χειραγώγησης των κερδών.

Τα κίνητρα που ωθούν τα διοικητικά στελέχη των επιχειρήσεων στην παραποίηση των οικονομικών τους αποτελεσμάτων καθώς και οι πρακτικές της δημιουργικής λογιστικής, αποτέλεσαν αντικείμενο διερεύνησης πολλών ερευνητών, σε μια προσπάθεια να κατανοηθεί ο μηχανισμός του συστήματος της λογιστικής απάτης και να διαπιστωθούν οι αναγκαίες αλλαγές και βελτιώσεις των συστατικών στοιχείων της διαδικασίας ροής της πληροφόρησης προς τους συμμετέχοντες των κεφαλαιαγορών.

Είναι σαφές, άλλωστε ότι προκειμένου να εξασφαλιστεί η εύρυθμη λειτουργία των κεφαλαιαγορών, θα πρέπει οι επιχειρήσεις να παρέχουν στους επενδυτές και στους πιστωτές έγκυρες και έγκαιρες πληροφορίες.

Το θέμα είναι δυνατό να εξεταστεί και από μακροοικονομικής και κοινωνικής άποψης όσον αφορά τα αίτια και τις επιπτώσεις. Σε μελλοντικές προσεγγίσεις για το θέμα των παραποιήσεων είναι δυνατό να συμπεριληφθούν επιπρόσθετες παράμετροι όπως, ο κλάδος της επιχείρησης, τα διαθέσιμα στοιχεία από τη χρηματιστηριακή αγορά (κινήσεις και τιμές μετοχών), η εταιρεία ελεγκτών που χρησιμοποιείται, το είδος της γνώμης των ελεγκτών, ο αριθμός των ανεξάρτητων μελών του Δ.Σ. της εταιρείας, η συχνότητα αλλαγών των οικονομικών στελεχών, η ύπαρξη και βαθμός λειτουργίας συστημάτων εσωτερικού ελέγχου, το μέγεθος και η πολυπλοκότητα συναλλαγών με συνεργαζόμενες εταιρείες, καθώς και οι λογιστικές μέθοδοι και πρακτικές που χρησιμοποιούνται.

Η ελεγκτική αποτελεί ιδιαίτερο κλάδο της λογιστικής επιστήμης, με στόχο τη σαφή διατύπωση αρχών και κανόνων που αφορούν τη διεξαγωγή λογιστικών ελέγχων ενώ, προσπαθεί να διαπιστώσει την ορθή (ακριβοδίκαιη) παρουσίαση της περιουσιακής κατάστασης και της χρηματοοικονομικής θέσης της επιχείρησης, σύμφωνα με τις γενικά παραδεκτές λογιστικές αρχές και πρότυπα.

Η επιστήμη αυτή είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την επιστήμη των οικονομικών, της στατιστικής, της επιχειρησιακής έρευνας, της νομικής και της πληροφορικής. Σήμερα, η ελεγκτική επιστήμη έχει ανάγκη από τη συνεργασία με τις επιστήμες αυτές ώστε, να μπορέσει να εισάγει επιπλέον μεθοδολογικά εργαλεία που θα τη βοηθήσουν κατά τη διάρκεια της ελεγκτικής διαδικασίας ώστε να εξασφαλίσει το μέγιστο δυνατό αποτέλεσμα.

Είναι πλέον ο καιρός να περάσουμε από την εποχή του «γρήγορου χρήματος», «των λογιστικών τρυκ», των «διευθυντικών στελεχών εκτός ελέγχου» και των «ελέγχων κατά παραγγελία» όσον αφορά τις εκθέσεις, στην εποχή της ενίσχυσης της διαφάνειας, της αξιοπιστίας και της εμπιστοσύνης στις οικονομικές καταστάσεις των επιχειρήσεων.

Αυτό είναι μέλημα πρώτα από όλα των ίδιων των επιχειρήσεων και των στελεχών τους, αλλά και των ρυθμιστικών αρχών και της κυβέρνησης. Οι τελευταίες παρεμβάσεις, έστω και με αρκετή καθυστέρηση, στον τομέα των ελέγχων, της εταιρικής διακυβέρνησης, της κωδικοποίησης της χρηματιστηριακής νομοθεσίας, των κανόνων συμπεριφοράς όλων των

φορέων της αγοράς (επιχειρήσεις, αναλυτές, ελεγκτές, τράπεζες, ανάδοχοι κλπ) και της εισαγωγής των Διεθνών Λογιστικών Προτύπων κινούνται προς τη σωστή κατεύθυνση, με την προϋπόθεση της αυστηρής εφαρμογής τους.

Βέβαια όλα τα παραπάνω συνδέονται άμεσα και με το θέμα της επιχειρησιακής ηθικής. Η Παραποίηση Χρηματοοικονομικών Καταστάσεων αποτελεί παγκόσμιο πρόβλημα με οικονομικές, κοινωνικές και πολιτικές προεκτάσεις.

Γι' αυτόν ακριβώς το λόγο η χρήση νεωρωνικών δικτύων ώστε να εντοπίζονται τέτοιες περιπτώσεις καθίσταται υψίστης σημασίας.

Πιο συγκεκριμένα, ύστερα από τα ευρύματα τα οποία παρουσιάσθηκαν προηγουμένως πρέπει να τονιστεί ότι πρέπει να υπάρξει μία επιπλέον εξέταση της στατιστικής σημαντικότητας των χρηματοοικονομικών δεικτών που χρησιμοποιήθηκαν στο δείγμα και να διεξαχθεί διερεύνηση του Νευρωνικού Υποδείγματος out-of-sample.

Επίσης, μία σύγκριση με άλλα υποδείγματα και άλλες αγορές θα μπορούσε να τελειοποιήσει τα αποτελέσματα.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ξενόγλωσση βιβλιογραφία:

Anon., n.d.

ATA , A. & Seyrek, . İ., 2009. THE USE OF DATA MINING TECHNIQUES IN DETECTING FRAUDULENT FINANCIAL STATEMENTS: AN APPLICATION ON MANUFACTURING FIRMS. *The Journal of Faculty of Economics and Administrative Sciences*, pp. 157-170.

Cerullo & Cerullo, V., 2006. Using Neural Network Software as a Forensic Accounting Tool. *JOURNAL ONLINE*.

Cybensko, G., 1989. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematical Control Signals Systems* , pp. 303-14.

Edwards & Bell , P., 1961. *The Theory and Measurement of Business Income*. s.l.:University of California Press.

Funahashi, 1989. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. Στο: *Neural Networks*. s.l.:s.n., pp. 183-192.

German, S., Bienenstock, E. & Doursat, R., 1992. Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural Computation*, pp. 1-58.

Hartmann , Keeler, J., Kowalski & Layered, 1990. Neural networks with gaussian hidden units as universal aproximators. Στο: *Neural Computation*. s.l.:s.n., pp. 210-215.

Kirkos, E., Spathis, C. & Manolopoulos, Y., 2007. Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, pp. 995-1003.

Kotsiantis, S., Koumanakos, E., Tzelepis, D. & Tampakas, V., 2006. Predicting Fraudulent Financial Statements with Machine Learning Techniques. Στο: *Advances in Artificial Intelligence*. s.l.:s.n., pp. 538-542.

Ravisankar, Ravi, Raghava Rao & Bose, 2011. Detection of financial statement fraud and feature selection using data mining techniques. *Elsevier BV (website)*.

White, H., 1988b. Multilayer feedforward networks can learn arbitrary mappings: connectionist nonparametric regression with automatic and semi-automatic determination of network complexity. *UCSD Department of Economics Discussion Paper*.

White, H., 1989a. Learning in artificial neural networks: a statistical perspective. *Neural Computation*, pp. 425-64.

Ελληνική βιβλιογραφία:

Αντωνόπουλος, Ε., Νικηφοράκης, Σ. & Χαραλάμπους, Γ., 2013. Οικονομικά Εγκλήματα στις Επιχειρήσεις. *Accountancy Greece*, Ιούνιος.

Λουμιώτης, Β., 2010. Ελεγκτική. ΙΕΣΟΕΛ..