



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΑΙΓΑΙΟΥ** &
Τμήμα Ναυτιλίας και
Επιχειρηματικών Υπηρεσιών

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**
Τμήμα Μηχανικών Βιομηχανικής
Σχεδίασης και Παραγωγής



**ΔΙΔΡΥΜΑΤΙΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΣΤΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑ ΚΑΙ ΤΙΣ ΜΕΤΑΦΟΡΕΣ»**

ΤΙΤΛΟΣ

Μοντέλο πρόβλεψης ευεξίας Ελλήνων ναυτικών με τεχνητή νοημοσύνη

ΤΙΤΛΟΣ ΑΓΓΛΙΚΑ

Wellness prediction model for Hellenic seamen using artificial intelligence

Όνοματεπώνυμο Σπουδαστή:

ΚΑΡΑΓΚΟΥΝΗΣ ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΣ

Όνοματεπώνυμο Υπεύθυνου Καθηγητή:

Δρ. ΝΙΚΗΤΑΚΟΣ ΝΙΚΗΤΑΣ

ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Σεπτέμβριος 2018

ΤΙΤΛΟΣ

Μοντέλο πρόβλεψης ευεξίας Ελλήνων ναυτικών με τεχνητή νοημοσύνη

ΟΝΟΜΑ ΦΟΙΤΗΤΗ

Καραγκούνης Αναστάσιος

Μεταπτυχιακή Διατριβή που υποβάλλεται στο καθηγητικό σώμα για την μερική εκπλήρωση των υποχρεώσεων απόκτησης του μεταπτυχιακού τίτλου του Διδρυματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Νέες Τεχνολογίες στη Ναυτιλία και τις Μεταφορές» του Τμήματος Ναυτιλίας και Επιχειρηματικών Υπηρεσιών του Πανεπιστημίου Αιγαίου και του Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής.

Δήλωση συγγραφέα διπλωματικής διατριβής

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Καραγκούνης Αναστάσιος, του Νικολάου, με αριθμό μητρώου 39 φοιτητής του Διδρυματικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Νέες Τεχνολογίες στη Ναυτιλία και τις Μεταφορές» του Τμήματος Ναυτιλίας και Επιχειρηματικών Υπηρεσιών του Πανεπιστημίου Αιγαίου και του Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω ότι: *«Είμαι συγγραφέας αυτής της μεταπτυχιακής διπλωματικής διατριβής και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην διατριβή. Επίσης έχω αναφέρει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επίσης βεβαιώνω ότι αυτή η διατριβή προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά ειδικά για τη συγκεκριμένη μεταπτυχιακή διπλωματική διατριβή».*

Ο δηλών

Ημερομηνία



Καραγκούνης Αναστάσιος

14/9/2018

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης προσωπικής ευεξίας των Ελλήνων ναυτικών, το οποίο θα βασίζεται στην μηχανική μάθηση με ταξινόμηση χρησιμοποιώντας τους αλγορίθμους Exhaustive CHAID, ID3 και με χρήση νευρωνικών δικτύων. Η έρευνα καλείται να απαντήσει τα εξής ερευνητικά ερωτήματα «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης της προσωπικής ευεξίας μέσω της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη; Κατά πόσο το μοντέλο αυτό είναι αποδεκτό και αξιόπιστο;» και «η δυαδική ταξινόμηση με το μέγιστο κέρδος πληροφορίας μπορεί να εφαρμοστεί;». Τα δεδομένα εκπαίδευσης αντλήθηκαν από 900 δείγματα Ελλήνων ναυτικών μηχανικών και πλοιάρχων που μετεκπαιδεύονται στο κέντρο επιμόρφωσης στελεχών του εμπορικού ναυτικού (ΚΕΣΕΝ). Τα αποτελέσματα της έρευνας είναι ότι, με τις μεθόδους Exhaustive CHAID με split-validation, Exhaustive CHAID με Crossvalidation, ID3 σε περιβάλλον Matlab και MLP με νευρωνικό δίκτυο, είναι εφικτή η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου πρόβλεψης στο οποίο η παράμετρος ‘προβλήματα ύπνου’ αποτελεί το καθοριστικό παράγοντα για την ύπαρξη ή μη προσωπικής ευεξίας.

Λέξεις κλειδιά: προσωπική ευεξία, άγχος, Έλληνας ναυτικός, μηχανική μάθηση, νευρωνικά δίκτυα, τεχνητή νοημοσύνη.

Abstract

The purpose of this thesis is to create a model of personal wellness prediction of Hellenic seafarers, based on mechanical learning with classification using the Exhaustive CHAID, ID3 algorithms and neural networks. The research is asked to answer the following research questions: "Is there a possibility of creating a model of personal wellness prediction through supervised mechanical learning? To what extent is this model acceptable and reliable? "And" can the binary classification with maximum information gain be applied? ". Training data was drawn from 900 samples of Hellenic naval engineers and captains completing training at the Navy Training Center (KESEN). The results of the research are that using Exhaustive CHAID with split-validation, Exhaustive CHAID with Crossvalidation, ID3 in Matlab environment and MLP with neural network, it is possible to create such a prediction model in which the sleep issues parameter is the determining factor for the existence or not of personal wellness.

Keywords: wellness, stress, Hellenic seamen, machine learning, neural networks, artificial intelligence.

Πρόλογος

«Μέγα το της θαλάσσης κράτος» Περικλής 495-429 π.Χ.

Η ενασχόλησή μου με την ναυτική εκπαίδευση την τελευταία δεκαετία και βιώνοντας από κοντά τις εμπειρίες εκατοντάδων σπουδαστών μηχανικών ναυτικών, με ενέπνευσε στο να ασχοληθώ με τα προβλήματα των Ελλήνων ναυτικών. Ξεκινώντας κάτω από δύσκολες συνθήκες αλλά με την θέληση και το πείσμα καλών συναδέλφων δημιουργήσαμε μια ομάδα που άρχισε δειλά να οικοδομεί ένα λιθαράκι στο μεγάλο πεδίο της έρευνας για την ναυσιπλοΐα και τους ναυτικούς μας, πεδίο φτωχό σε σχέση με την δύναμη και το κύρος της Ελληνικής ναυτιλίας. Η παρούσα διατριβή ίσως αποτελέσει μια αφετηρία ώστε κι άλλοι φορείς να ενσκήψουν πάνω στα πολλά προβλήματα που αντιμετωπίζουν καθημερινά οι Έλληνες ναυτικοί και να μπορέσουμε όλοι μαζί ο καθένας από το δικό του μετερίζι να δώσει ότι καλύτερο γίνεται προς τους ανθρώπους της θάλασσας, στην ναυτιλία και κατ' επέκταση στην ίδια την πατρίδα μας μιας και αποτελεί βασικό πυλώνα της οικονομίας της.

Θέλω να ευχαριστήσω τους εξάιρετους καθηγητές, συναδέλφους και συνεργάτες μου που με στήριξαν καθ' όλη την διάρκεια της έρευνάς μου, τον επιβλέποντα και καθηγητή μου κύριο Δρ. Νικητάκο Νικήτα, τον Δρ. Παπαχρήστο Δημήτρη, τους Χριστοδούλου Δημήτρη και Πάλλα Δημήτρη καθώς και την αγαπημένη μου σύζυγο Δήμητρα για την πολύτιμη στήριξή τους.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	- 4 -
Abstract.....	- 5 -
Πρόλογος.....	- 6 -
Περιεχόμενα	- 7 -
Κατάλογος πινάκων.....	- 9 -
Κατάλογος εικόνων	- 10 -
1. Εισαγωγή	- 11 -
1.1 Τοποθέτηση προβλήματος.....	- 11 -
1.2 Σημαντικότητα της έρευνας.....	- 12 -
1.3 Προϋποθέσεις και περιορισμοί έρευνας	- 13 -
1.4 Σκοπός και στόχοι.....	- 13 -
1.5 Ερευνητικά ερωτήματα	- 13 -
1.6 Διάρθρωση εργασίας	- 13 -
2. Θεωρητικό πλαίσιο.....	- 15 -
2.1 Τεχνητή νοημοσύνη	- 15 -
2.2 Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα	- 17 -
2.3 Δένδρα Απόφασης-ΔΑ.....	- 21 -
2.4 Ψυχική υγεία και Ευεξία	- 23 -
2.5 Στρες.....	- 23 -
2.6 Στρες και εργασιακός χώρος.....	- 25 -
3. Μεθοδολογία	- 28 -
3.1 Χαρακτηριστικά δείγματος.....	- 28 -
3.2 Μέθοδος έρευνας και εργαλεία	- 28 -
3.3 Εγκυρότητα δεδομένων.....	- 31 -
4. Παρουσίαση αποτελεσμάτων	- 32 -
4.1 Ταξινόμηση (classification) στιγμιότυπων.....	- 32 -

4.2	Μέθοδος Exhaustive CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection).....	- 32 -
4.3	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation	- 35 -
4.4	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation	- 43 -
4.5	Μέθοδος με αλγόριθμο ID3 σε περιβάλλον Matlab	- 46 -
4.6	Μέθοδος MLP νευρωνικού δικτύου (Multilayer Perceptron)	- 47 -
4.7	Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο.....	- 51 -
5.	Συμπεράσματα - Συζήτηση	- 56 -
6.	Βιβλιογραφία	- 58 -
7.	Παράρτημα	- 61 -

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 1. Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου NO.....	- 38 -
Πίνακας 2. Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου YES.....	- 38 -
Πίνακας 3 Εκτίμηση κινδύνου	- 43 -
Πίνακας 4 Ταξινόμηση με slit-validation.....	- 43 -
Πίνακας 5 Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου NO.....	- 45 -
Πίνακας 6 Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου YES.....	- 45 -
Πίνακας 7 Ταξινόμηση με Crossvalidation.....	- 46 -
Πίνακας 8 Δεδομένα επεξεργασίας νευρωνικού δικτύου.....	- 49 -
Πίνακας 9 Συγκεντρωτικά στοιχεία νευρωνικού δικτύου.....	- 51 -
Πίνακας 10 Ταξινόμηση νευρωνικού δικτύου με MLP μέθοδο.....	- 51 -
Πίνακας 11 Επίδραση ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου	- 53 -
Πίνακας 12 Εκτιμώμενοι παράμετροι νευρωνικού δικτύου.....	- 55 -
Πίνακας 13 Σημαντικότητα των παραγόντων εισόδου στην έξοδο	- 55 -
Πίνακας 14 Σύγκριση μεθόδων	- 57 -

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1 Μορφή γενικευμένου δέντρου	- 22 -
Εικόνα 2 Εργασία και στρες.....	- 25 -
Εικόνα 3 Διαφορά στρες και προκλήσεων στην εργασία	- 26 -
Εικόνα 4 Δείκτης αξιοπιστίας των παραμετρικών ομάδων ερωτήσεων	- 31 -
Εικόνα 5 Ορισμός μεταβλητών εισόδου και εξόδου	- 32 -
Εικόνα 6 Μέθοδος Exhaustive CHAID, ορισμός μεταβλητών	- 32 -
Εικόνα 7 Επιλογή κατηγορίας ευεξίας	- 33 -
Εικόνα 8 Split-sample validation	- 34 -
Εικόνα 9 Crossvalidation.....	- 35 -
Εικόνα 10 Δέντρο δεδομένων εκπαίδευσης	- 36 -
Εικόνα 11 Δέντρο δεδομένων ελέγχου.....	- 37 -
Εικόνα 12 Γράφημα κέρδους κατηγορίας NO euexia.....	- 39 -
Εικόνα 13 Γράφημα δείκτη κατηγορίας NO euexia.....	- 40 -
Εικόνα 14 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας NO euexia	- 40 -
Εικόνα 15 Γράφημα κέρδους κατηγορίας YES euexia	- 41 -
Εικόνα 16 Γράφημα δείκτη κατηγορίας YES euexia	- 41 -
Εικόνα 17 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας YES euexia	- 42 -
Εικόνα 18 Δέντρο ταξινόμησης με Crossvalidation.....	- 44 -
Εικόνα 19 Δέντρο απόφασης σε περιβάλλον Matlab.....	- 46 -
Εικόνα 20 Ορισμός μεταβλητών του νευρωνικού δικτύου	- 47 -
Εικόνα 21 Αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου	- 48 -
Εικόνα 22 Ρυθμίσεις δεδομένων εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου.....	- 49 -
Εικόνα 23 Δομή νευρωνικού δικτύου	- 50 -
Εικόνα 24 Διάγραμμα πιθανότητας κατηγοριών ευεξίας.....	- 52 -
Εικόνα 25 Διάγραμμα κέρδους των κατηγοριών ευεξίας.....	- 52 -
Εικόνα 26 Ραβδόγραμμα σημαντικότητας ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου.....	- 53 -
Εικόνα 27 Δομή συνοπτικού νευρωνικού δικτύου.....	- 54 -

1. Εισαγωγή

1.1 Τοποθέτηση προβλήματος

Το 2010 υπήρχαν περίπου 230.000 ναυτικοί που δραστηριοποιούνταν στις θαλάσσιες μεταφορές σε κράτη μέλη της ΕΕ. Σύμφωνα με μελέτη του Eurofound σχετικά με τον κοινωνικό διάλογο στον τομέα της ναυτιλίας και με έκθεση της Ευρωπαϊκής Επιτροπής, οι θαλάσσιες μεταφορές είναι ουσιαστικής σημασίας για την ευρωπαϊκή οικονομία: Το 80 % του παγκοσμίου εμπορίου διεξάγεται δια θαλάσσης, ενώ με τις θαλάσσιες μεταφορές μικρών αποστάσεων μεταφέρεται το 40 % των ενδοκοινοτικών φορτίων. Επιπλέον, οι θαλάσσιες μεταφορές επηρεάζουν και την ποιότητα ζωής των πολιτών, καθώς προσφέρουν υπηρεσίες μεταφορών τόσο στους τουρίστες όσο και στους κατοίκους των νησιών και των απόκεντρων περιφερειών. Ως εκ τούτου, περισσότεροι από 400 εκατομμύρια επιβάτες που ταξιδεύουν δια θαλάσσης διέρχονται κάθε χρόνο από τους ευρωπαϊκούς λιμένες (Ευρωπαϊκή Επιτροπή, 2017).

Όμως στο επάγγελμα του ναυτικού, έχει θεωρηθεί ότι υπάρχει υψηλό σωματικό και πνευματικό φορτίο. Τόσο οι συνθήκες εργασίας όσο και η φύση του έργου τους περιέχουν πολλούς πιθανούς παράγοντες άγχους. Τα σοβαρότερα προβλήματα των συνθηκών εργασίας των ναυτικών είναι ο θόρυβος και οι κραδασμοί. Επιπλέον επικρατούν ακατάλληλες κλιματικές συνθήκες με απότομες αλλαγές στην υγρασία και τη θερμοκρασία (Elo, 1985). Επιπρόσθετα, μερικές από τις προκλήσεις – δυσκολίες που έχουν να αντιμετωπίσουν οι ναυτικοί είναι τα απαιτητικά προγράμματα, οι πολλές ώρες απασχόλησης, οι μακρές περίοδοι μακριά από οικογένεια και φίλους, η ασάφεια ρόλων και οι φτωχές κοινωνικές επαφές λόγω πολύ-πολιτισμικών διαφορών με τους συναδέλφους κ.α. Με αποτέλεσμα όλα τα παραπάνω να οδηγούν στο σύνδρομο επαγγελματικής εξουθένωσης (Farber, 1983, Moghaddum, 2013).

Η προσωπική ευεξία ενός ανθρώπου είναι καθοριστικός παράγοντας ύπαρξης ή απουσίας άγχους. Μέσα από μελέτες και εκτεταμένες έρευνες ειδικά σε επαγγελματικούς χώρους, η γνώση το κατά πόσο ένας εργαζόμενος αισθάνεται χαρά και ευεξία είναι σημαντικός παράγοντας για τον εργοδότη και τον εργαζόμενο στην επαγγελματική του πορεία καθώς και στην λήψη αποφάσεων κάτω από δυσμενείς συνθήκες. Και αποτελεί σημαντικό παράγοντα διότι πολλά ατυχήματα μπορεί να αποφευχθούν προλαμβάνοντας

τις συνέπειες της κατάστασης να λειτουργεί ένα άτομο με άγχος χωρίς να έχει ορθότητα σκέψης και έλεγχο συνειρμού.

1.2 Σημαντικότητα της έρευνας

Αντίστοιχη έρευνα στο χώρο της ελληνικής ναυτιλίας δεν έχει δημοσιευθεί ως τώρα. Σε διεθνές επίπεδο, αντίστοιχες έρευνες έχουν γίνει σε χώρες με αυξημένο ποσοστό εργαζομένων στο χώρο της ναυτιλίας [Φιλιππίνες (Manalo, και συν. 2015), Αίγυπτος (Essam El Sayed Ahmed Badawi n.d.)]. Πέραν αυτών, έχουν δημοσιευθεί πολλά άρθρα και αναφορές από διασκέψεις και συνόδους, όπου αναγνωρίζεται το πρόβλημα – χωρίς όμως να γίνεται κάποια ουσιαστική προσπάθεια για τη βελτίωση των συνθηκών διαβίωσης και εργασίας των ναυτικών.

Η Διεθνής Επιτροπή για την Ευημερία των Ναυτικών (International Committee on Seafarers' Welfare), αναγνωρίζοντας πόσο σημαντικό ρόλο έχει ο τρόπος ζωής στην υγεία (ψυχική και σωματική), προωθεί τη «ΝΟΗΤΙΚΗ ΥΓΕΙΑ» (“MENTAL CARE”) ως ένα από τα θέματα του «Προγράμματος Ενημέρωσης για την Υγεία των Ναυτικών» (Seafarers' Health Information Programme) (Welfare n.d.).

Παράλληλα, από την οδηγία-πλαίσιο 89/391/ΕΟΚ, η οποία υποστηρίζεται από τις συμφωνίες-πλαίσια μεταξύ των κοινωνικών εταίρων σχετικά με το εργασιακό άγχος και την παρενόχληση και τη βία στην εργασία, αναφέρεται στο Τμήμα ΙΙ, άρθρο 6, παραγρ.3(β) της εν λόγω Απόφασης «Όταν ο εργοδότης αναθέτει καθήκοντα σε έναν εργαζόμενο, να λαμβάνει υπόψη τις ικανότητες του εν λόγω εργαζομένου σε θέματα ασφάλειας και υγείας».

Το Φεβρουάριο του 2006, κατά τη Διεθνή Ναυτιλιακή Διάσκεψη του Διεθνούς Οργανισμού Εργασίας (ILO) υιοθετήθηκε η Σύμβαση Ναυτικής Εργασίας (MLC, 2006). Η σύμβαση αυτή καθορίζει τις ελάχιστες απαιτήσεις αναφορικά με την υγεία, την ασφάλεια και την ευημερία των ναυτικών, χαρακτηριζόμενη και ως ο τέταρτος πυλώνας της ναυτιλιακής νομοθεσίας συμπληρώνοντας τις ισχύουσες νομοθεσίες της STCW, SOLAS και MARPOL, κάτι το οποίο υποδηλώνει ότι η σύμβαση αυτή είναι πολύ σύνθετη και εξαιρετικά ευρεία στο πεδίο εφαρμογής της.

Επιπλέον, το 2012 έγιναν αποδεκτά, βάσει νομοθεσίας, τα κείμενα των αποφάσεων υπ' αριθμ. STW/CONF2/33 και STCW/CONF2/34 της Διπλωματικής Διάσκεψης του Διεθνούς Ναυτιλιακού Οργανισμού (IMO) – τα οποία αφορούν τη Διεθνή

Σύμβαση «Για πρότυπα εκπαίδευσης, έκδοσης πιστοποιητικών και τήρησης φυλακών 1978, όπως αυτή τροποποιήθηκε» (“Standards on Training, Certification and Watch keeping the Seafarers 1978 as amended” - STCW).

1.3 Προϋποθέσεις και περιορισμοί έρευνας

Η έρευνα (το ερωτηματολόγιο) έλαβε χώρα, σε ναυτικούς που παρακολουθούν μαθήματα στο Κ.Ε.Σ.Ε.Ν. (Κέντρο Επιμόρφωσης Στελεχών Εμπορικού Ναυτικού) για την αναβάθμιση των διπλωμάτων τους σε Β και Α τάξης Μηχανικών και Υποπλοίαρχων και Πλοιάρχων. Το δείγμα αποτελείται από Έλληνες ναυτικούς. Ο αριθμός και η εθνικότητα περιορίζονται από το χρόνο παραμονής των συμμετεχόντων στην ξηρά.

1.4 Σκοπός και στόχοι

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης προσωπικής ευεξίας των Ελλήνων ναυτικών. Πιο συγκεκριμένα, η έρευνα έχει ως στόχο τη δημιουργία του μοντέλου αυτού, το οποίο θα βασίζεται στην μηχανική μάθηση με ταξινόμηση χρησιμοποιώντας τους αλγορίθμους Exhaustive CHAID και ID3 και με χρήση νευρωνικών δικτύων.

1.5 Ερευνητικά ερωτήματα

- Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης της προσωπικής ευεξίας μέσω της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη; Κατά πόσο το μοντέλο αυτό είναι αποδεκτό και αξιόπιστο;

Για την καλύτερη προσέγγιση του ερευνητικού ερωτήματος παρακάτω δίδεται να απαντηθεί το εξής ερευνητικό υποερώτημα:

- Η δυαδική ταξινόμηση με το μέγιστο κέρδος πληροφορίας μπορεί να εφαρμοστεί;

1.6 Διάρθρωση εργασίας

Στο κεφάλαιο της εισαγωγής πραγματοποιείται τοποθέτηση προβλήματος, αναλύεται η σημαντικότητα, οι προϋποθέσεις και οι περιορισμοί της έρευνας καθώς και ο σκοπός και οι στόχοι της. Ακόμη, περιγράφεται η διάρθρωσή της. Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύεται το θεωρητικό πλαίσιο στο οποίο στηρίζεται η παρούσα έρευνα και πιο συγκεκριμένα

αναλύονται τα θέματα τεχνητή νοημοσύνη, μηχανική μάθηση, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δένδρα απόφασης, ψυχική υγεία και ευεξία, στρες, στρες στο εργασιακό χώρο κλπ. Στο τρίτο κεφάλαιο αναφέρεται η μεθοδολογία της εργασίας. Αναλυτικότερα, περιγράφεται το δείγμα, τα ερευνητικά εργαλεία και ελέγχεται η αξιοπιστία και η εγκυρότητα της έρευνας. Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα της έρευνας και προτείνεται ερευνητικό πεδίο για μελλοντική έρευνα. Τέλος στο πέμπτο κεφάλαιο αναφέρεται η βιβλιογραφία στην οποία στηρίχθηκε η παρούσα εργασία.

2. Θεωρητικό πλαίσιο

2.1 Τεχνητή νοημοσύνη

Τεχνητή νοημοσύνη είναι ο τομέας της επιστήμης των υπολογιστών, που ασχολείται με τη σχεδίαση ευφυών (νοημόνων) υπολογιστικών συστημάτων, δηλαδή συστημάτων που επιδεικνύουν χαρακτηριστικά που σχετίζουμε με τη νοημοσύνη στην ανθρώπινη συμπεριφορά (Barr και Feigenbaum, 1981).

Παρόμοιο ορισμό δίνεται και από τον Simon (1981), ο οποίος αναφέρει ότι η τεχνητή νοημοσύνη - ΤΝ (Artificial Intelligence - AI) είναι η επιστήμη που προσπαθεί να κατασκευάσει υπολογιστικά προγράμματα με τρόπο ώστε να διαθέτουν κάποιες – περιορισμένης μορφής – ικανότητες ανθρώπινης μορφής.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη άπτεται πολλών άλλων τομέων όπως της Επιστήμης των Υπολογιστών, Φιλοσοφίας, Ψυχολογίας, Γλωσσολογίας και Γνωσιακής Επιστήμης.

Περιοχές της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι:

Η απόδειξη Θεωρημάτων,

Η επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας,

- ❖ Η Τεχνητή Όραση,
- ❖ Η Μηχανική Μάθηση
- ❖ Ο Σχεδιασμός Ενεργειών και Χρονοπρογραμματισμός,
- ❖ Αυτόνομα Robot,
- ❖ Τα Έμπειρα Συστήματα και Συστήματα Γνώσης
- ❖ Ευφυείς πράκτορες (agents)
- ❖ Ευφυείς υπηρεσίες διαδικτύου και σημασιολογικό διαδίκτυο (semantic web)
- ❖ Προσαρμοζόμενα και εξελισσόμενα ευφυή συστήματα κλπ. (Βλαχάβας, 2013).

Οι προσεγγίσεις της ΤΝ, σύμφωνα με τον Βλαχάβα (2013) είναι οι εξής:

- ✓ Κλασική ή συμβολική (Symbolic AI): η οποία βασίζεται στην κατανόηση των νοητικών διεργασιών και ασχολείται με τη προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης προσεγγίζοντάς την με αλγόριθμους και συστήματα που βασίζονται

στη γνώση χρησιμοποιώντας ως δομικές μονάδες τα σύμβολα (πχ. Συστήματα κανόνων).

- ✓ Υπολογιστική νοημοσύνη (computational intelligence) ή Συνδετική (connectionist) ή μη – συμβολική: η οποία βασίζεται στη μίμηση της βιολογικής λειτουργίας του εγκεφάλου όπως η διαδικασία της εξέλιξης των ειδών ή η λειτουργία του εγκεφάλου (πχ. Νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι)

Η παρούσα έρευνα εστιάζει στην περιοχή της Μηχανικής Μάθησης (machine learning). Η Μηχανική Μάθηση καθίσταται επίκαιρη διότι συμβάλει στην ταχύτερη ανάπτυξη των έμπειρων συστημάτων παρέχοντας δυνατότητες αυτοματισμών στη κατασκευή τους. Επίσης, αποκτάται πολύτιμη βοήθεια στη προσπάθεια επεξήγησης του ανθρώπινου συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών, γεγονός που καθιστά μια καλύτερη οργάνωση του διδακτέου υλικού όσον αφορά στον άνθρωπο αλλά και των έξυπνων αυτοματοποιημένων συστημάτων διδασκαλίας στο χώρο της τεχνητής νοημοσύνης. Επιπρόσθετα, παρέχει γενικές αρχές που μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλές διαφορετικές περιοχές (Forsythe & Rrada 1986).

Μηχανική Μάθηση ορίζεται ως 'η δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων, από ένα υπολογιστικό σύστημα' (Βλαχάβας et al.,). Οι Witten & Frank (2000) την ορίζουν ως "κάτι που μαθαίνει όταν αλλάζει τη συμπεριφορά του κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποδίδει καλύτερα στο μέλλον"

Σαν επιστήμη η μηχανική μάθηση έχει τρεις βασικές ερευνητικές κατευθύνσεις (Michalski et al., 1983):

- ✓ Προσανατολισμός ως προς το στόχο (Task oriented studies) με σκοπό την ανάπτυξη συστημάτων για την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων.
- ✓ Προσομοίωση γνωστικών λειτουργιών (Cognitive Simulation) που αφορά στην έρευνα και προσομοίωση των μηχανισμών του ανθρώπινου τρόπου μάθησης.
- ✓ Θεωρητική ανάλυση (Theoretical analysis) σχετικά με την έρευνα των δυνατών μηχανισμών μάθησης ανεξαρτήτως πεδίου εφαρμογής.

Μπορούν να καθοριστούν τέσσερα βασικά επίπεδα ταξινόμησης των συστημάτων μάθησης (Michalski & Kodratoff, 1990):

- Με βάση τον πρωταρχικό στόχο,
- Με βάση τον τύπο των δεδομένων

- Με βάση τη μορφή του βασικού ή του αρχικού συλλογισμού
- Με βάση το ρόλο που διαδραματίζει η γνώση υποβάθρου.

Τα είδη μηχανικής μάθησης είναι τα εξής:

- **Μάθηση με επίβλεψη** (supervised learning) είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους (σύνολο εκπαίδευσης) σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα:
 - Ταξινόμησης (Classification), η οποία αφορά στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης διακριτών τάξεων (κλάσεων/κατηγοριών) (π.χ. ομάδα αίματος)
 - Πρόγνωσης (Prediction)
 - Διερμηνείας (Interpretation)
- **Μάθηση χωρίς επίβλεψη** (unsupervised learning), όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα:
 - Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis)
 - Ομαδοποίησης (Clustering)
- **Ενισχυτική Μάθηση** (Reinforcement Learning), όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα Σχεδιασμού (Planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους.

2.2 Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα

Τα ΤΝΔ αποτελούν τεχνολογικές προσεγγίσεις των βιολογικών αντίστοιχων, στα οποία βασίζονται οι ανώτερες λειτουργίες των όντων, άρα ποικίλουν κατά εφαρμογή. Αναπτύσσονται με βάση τα βιολογικά δίκτυα και βελτιώνονται όσο αυξάνεται το δείγμα των δεδομένων εισόδου και εξόδου με τα οποία ‘εκπαιδεύονται’. Τα δίκτυα ‘μαθαίνουν’ και οι μηχανισμοί λειτουργίας τους ουσιαστικά εμπεριέχουν την εμπειρία η οποία τους προσφέρεται μέσω αυτών των δεδομένων (Anderson and Rosenfeld, 1988).

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα-TNΔ (Artificial Neural Networks - ANN) επεξεργάζονται πληροφορίες ανταποκρινόμενα δυναμικά σε εξωτερικά ερεθίσματα (εισόδους). Κάθε τεχνητός νευρώνας αποτελείται από πολλές εισόδους x_i και μία μόνο έξοδο y . Κάθε είσοδος x_i “ζυγίζεται” με ένα βάρος w_i και τα αποτελέσματα αθροίζονται μέσω της συνάρτησης αθροίσματος (summation function) F :

$$F = \sum_i^n x_i w_i$$

Ο τεχνητός νευρώνας δίνει έξοδο μέσω της συνάρτησης μετάβασης (transfer function), μόνο όταν το ζυγισμένο άθροισμα των εισόδων είναι μεγαλύτερο μιας ορισμένης τιμής κατωφλίου (threshold value) θ , δηλαδή όταν:

$$\sum_i^n x_i w_i - \theta > 0$$

Ένας τεχνητός νευρώνας αποτελεί απλοποιημένο μοντέλο του φυσικού νευρώνα κατά το ότι τα βάρη διασύνδεσης σχηματίζουν τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά της επαφής της σύναψης και η τιμή κατωφλίου προσομοιώνει τη συμπεριφορά κορεσμού του φυσικού νευρώνα.

Ένα από τα απλούστερα TNΔ που προσομοιώνουν τον φυσικό νευρώνα είναι ο στοιχειώδης Perceptron (basic Perceptron), δηλαδή ένα TNΔ που αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα. Η έξοδος a του Perceptron για ένα διάνυσμα εισόδου $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ δίνεται μέσω της συνάρτησης μετάβασης g ως ακολούθως:

$$a = g \left(\sum_{i=1}^n x_i w_i \right)$$

Συνοπτική περιγραφή ενός TNΔ:

- Τα TNΔ συνήθως οργανώνονται σε επίπεδα (layers) τα οποία καλούνται και στρώματα. Τα ενδιάμεσα επίπεδα καλούνται κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) και δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν.

- Τα επίπεδα αποτελούνται από έναν αριθμό μονάδων (units) ή κόμβων (nodes) που είναι έτσι συνδεδεμένες μεταξύ τους, ώστε μία μονάδα να έχει συνδέσμους με πολλές άλλες μονάδες του ίδιου ή άλλου επιπέδου.
- Οι μονάδες επιδρούν σε άλλες μονάδες με το να τις διεγείρουν ή να αναστέλλουν την ενεργοποίησή τους. Για να επιτευχθεί αυτό η μονάδα λαμβάνει το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισόδων μέσω των συνδέσμων που καταλήγουν σε αυτήν και παράγει μέσω της συνάρτησης μετάβασης μία μοναδική έξοδο, εάν το άθροισμα υπερβαίνει μία τιμή κατωφλίου.
- Οι εισοδοί παρουσιάζονται στο δίκτυο μέσω του επιπέδου εισόδου (input layer) το οποίο επικοινωνεί με έναν ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα συνδέονται με το επίπεδο εξόδου (output layer) από το οποίο εξάγεται η απάντηση.

Βασικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής των ΤΝΔ που πρέπει να καθοριστούν κατά τη δημιουργία τους είναι:

- Ο αριθμός των ενδιάμεσων κρυφών επιπέδων,
- Ο αριθμός των μονάδων (ή κόμβων) ανά επίπεδο,
- Ο τρόπος σύνδεσης των μονάδων μεταξύ τους,
- Η τιμή ενεργοποίησης (τιμή κατωφλίου),
- Η μορφή της συνάρτησης μετάβασης,
- Οι τιμές των αρχικών βαρών μεταξύ των μονάδων,
- Οι αλγόριθμοι (κανόνες εκπαίδευσης) που χρησιμοποιούνται, για να ενισχυθούν οι σύνδεσμοι μεταξύ των μονάδων κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης.

Είδη Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Κάποια είδη Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, σύμφωνα με τους Widrow & Lehr (1990)

- Αναλογικά ή διακριτά, ανάλογα με τη θεώρησή τους στο χρόνο.
- Αναλογικά ή ψηφιακά, ανάλογα με την υλοποίηση σε υλικό.
- Αναλογικών ή ακεραίων εισόδων και εξόδων, ανάλογα με την αριθμητική αναπαράσταση των συνιστωσών αυτών των διανυσμάτων.

- Ολικών ή μερικών συνδέσεων οι οποίες καθορίζουν και την αρχιτεκτονική.
- Επιτηρούμενα ή μη επιτηρούμενα, ανάλογα με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης.

Μερικά γνωστά ΤΝΔ είναι τα Δίκτυα adaptive resonance theory (ART), bidirectional associative memory (BAM), brain state in a box (BSB), counter propagation (CP), feed forward (FF), Hopfield, madaline, neocognitron, perceptron, self organizing maps (SOM).

Σύμφωνα με τους Καμπουρλάζος και Παπακώστας (2015), τα πλεονεκτήματα των ΤΝΔ περιλαμβάνουν:

- ✓ Μάθηση από εμπειρία συναρτήσεων εισόδου-εξόδου. Συγκεκριμένα, η μάθηση των ΤΝΔ πραγματοποιείται με τη μεταβολή των βαρών των συνδέσμων έτσι, ώστε να ελαχιστοποιείται ένα καλώς ορισμένο σφάλμα,
- ✓ Προσέγγιση μη-γραμμικών συναρτήσεων εισόδου-εξόδου,
- ✓ Ανεκτικότητα σε βλάβες λόγω της παράλληλης δομής και λειτουργίας τους,
- ✓ Ικανότητα γενίκευσης και
- ✓ Κατανεμημένη και παράλληλη τοπολογία

Επιπλέον οι Lippmann(1987), Kohonen (1984) και Widrow & Lehr (1990) αναφέρουν ότι τα ΤΝΔ επιδεικνύουν:

- ✓ Εκπαίδευση σε πραγματικό χρόνο καθώς τα τροφοδοτούμενα δεδομένα αποθηκεύονται σε συγκρίσιμους χρόνους με εκείνους των περισσότερων διεργασιών και μπορούν να αναπροσαρμόζουν τις βαρύτητές τους ακόλουθα.
- ✓ Ομαλή λειτουργία. Ένα ΤΝΔ θα συγκλίνει πάντα στις Πρότυπες εξόδους του αν τροφοδοτεί με τις Πρότυπες εισόδους του, συμπεριλαμβανομένου του σφάλματος εκπαίδευσης. Ακόμα, θα συμπεριφέρεται με τον ίδιο τρόπο και θα παρέχει πάντα την κοντινότερη στα πρότυπα εκπαίδευσης έξοδο, ανεξάρτητα από είσοδο.
- ✓ Συσχέτιση των στοιχείων των δεδομένων την οποία ενσωματώνουν, μέσω της δυναμικής αποθήκευσής της στη δομή τους. Κατ' αυτόν τον τρόπο τα ΤΝΔ γίνονται ικανά να σχηματίσουν εξαρτήσεις των δεδομένων με τα οποία

εκπαιδεύτηκαν ακόμα και αν αυτές δεν σταθούν εμφανείς ή προσεκτικά υποδεδειγμένες (εκμάθηση).

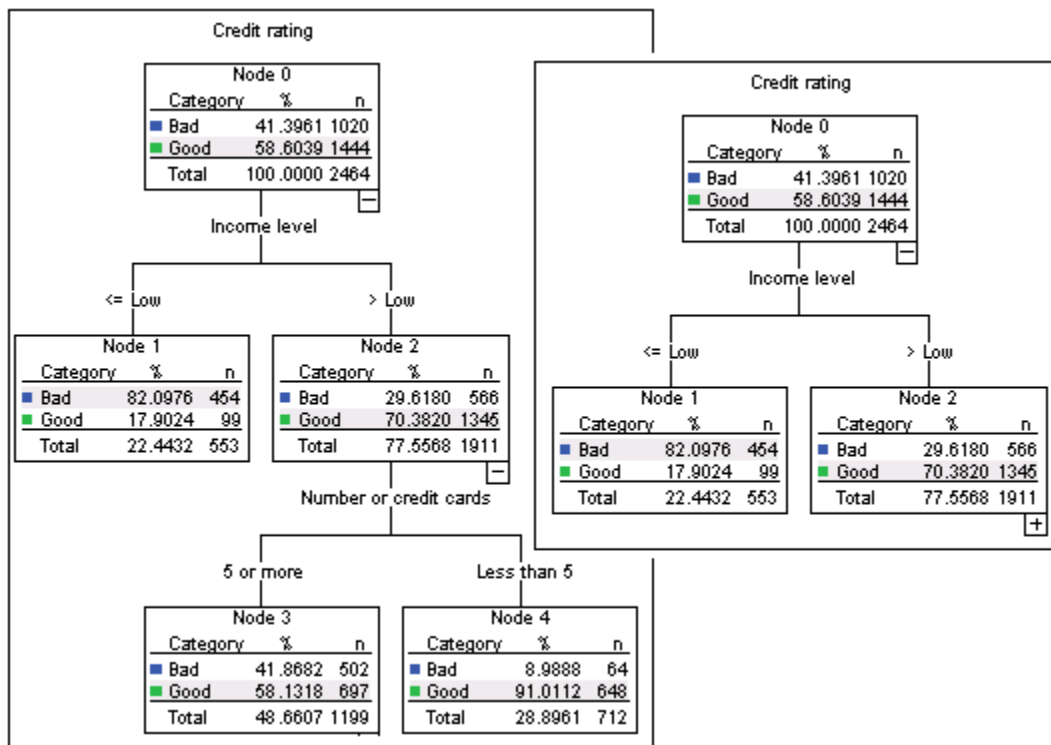
2.3 Δένδρα Απόφασης-ΔΑ

Τα **Δένδρα Απόφασης-ΔΑ** (Decision Trees) είναι ο γνωστότερος αλγόριθμος επιβλεπόμενης Επαγωγικής Μάθησης και έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλούς τομείς όπου απαιτείται ταξινόμηση: ενδεικτικά, στην αναγνώριση προσώπων σε εικόνες, στην ιατρική για διάγνωση περιστατικών, για προβλέψεις απαραίτητες στη διαφήμιση, για προώθηση προϊόντων και, γενικότερα, για εξόρυξη γνώσης. Ο αλγόριθμος ΔΑ οδηγεί στη δημιουργία μιας δενδροειδούς μορφής που τα φύλλα της αποτελούν **κατηγορίες ταξινόμησης** (classes). Η δενδροειδής αυτή μορφή μπορεί να αναγνωστεί και ως ένα σύνολο κανόνων που καλούνται **κανόνες ταξινόμησης** (classification rules) και να δώσει μια πειστική απάντηση στο ερώτημα: *<<Πώς μπορεί μία μηχανή να δημιουργήσει γενικούς κανόνες από συγκεκριμένες παρατηρήσεις και πόσο αξιόπιστοι είναι αυτοί οι κανόνες στην πράξη;>>*

Τα είδη Δέντρων Απόφασης είναι τα εξής:

- **Δυαδικά:** κάθε κόμβος έχει μόνο δύο εξερχόμενους κλάδους συνήθως ΝΑΙ ή ΟΧΙ

- **Γενικευμένα:** κάθε κόμβος μπορεί να έχει παραπάνω από δύο εξερχόμενους κλάδους (απαντήσεις). Τα Γενικευμένα Δέντρα Απόφασης μπορούν να αναπαρασταθούν και ως Δυαδικά με κατάλληλη επιλογή κόμβων.



Εικόνα 1 Μορφή γενικευμένου δέντρου

Κάποια πλεονεκτήματα των Δέντρων Απόφασης είναι τα εξής. Είναι:

- Εύκολα στη δημιουργία και τη χρήση τους
- Διάφανα ως προς την ερμηνεία του τρόπου που φτάνουν στην απόφαση
- Εύρωστα σε δεδομένα με θόρυβο
- Ανεκτικά σε δεδομένα με τιμές που λείπουν
- Ένα δένδρο απόφασης μπορεί εύκολα να αναπαρασταθεί και σαν ένα σύνολο κανόνων.

Τα μειονεκτήματα τους είναι:

- Υπερβολικά μεγάλα δένδρα σε ορισμένες περιπτώσεις.
- Εξαρτώνται από τον ευριστικό μηχανισμό διαχωρισμού που θα επιλεγεί.
- Ευαίσθητα στην υπερπροσαρμογή.

2.4 Ψυχική υγεία και Ευεξία

Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας, ως «ψυχική υγεία» ορίζεται η «κατάσταση ευεξίας, κατά την οποία κάθε άτομο συνειδητοποιεί τις δυνατότητες του, μπορεί να διαχειριστεί την πίεση της καθημερινότητας, εργάζεται αποδοτικά και καρποφόρα και έχει τη δυνατότητα να συνεισφέρει στην κοινότητα του». Εν ολίγοις, για να είναι κάποιος ψυχικά υγιής, θα πρέπει να είναι σωματικά, ψυχικά και κοινωνικά υγιής. (Mental health of Seafarers & Disorders 2016).

Έρευνες έδειξαν ότι οι δημογραφικές μεταβλητές, όπως το φύλο, το εισόδημα, η φυλή, η μόρφωση και η οικογενειακή κατάσταση έχουν μια μέτρια συσχέτιση με την υποκειμενική ευεξία (Campbell et al,1976, Andrews & Withey,1976, Bradburn & Caplovitz,1965, Warr et al, 2004).

2.5 Στρες

Κατά το Selye (1956), το στρες θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως ο κοινός παρονομαστής όλων των προσαρμοστικών αντιδράσεων του οργανισμού, ή ως η μη ειδική αντίδραση του οργανισμού σε κάθε απαίτηση είτε αυτή προκαλείται από ή έχει σαν αποτέλεσμα ευχάριστες ή δυσάρεστες καταστάσεις. Ωστόσο, ο όρος συνήθως αναφέρεται σε μια κατάσταση η οποία υπάρχει πάντοτε στον άνθρωπο που, όμως, εντατικοποιείται όταν υπάρχει αλλαγή ή απειλή την οποία το άτομο πρέπει να αντιμετωπίσει.

Ένας άλλος σαφής και συχνά χρησιμοποιούμενος ορισμός του στρες αναφέρει ότι το στρες προκαλείται μέσω των διαδικασιών αλληλεπίδρασης μεταξύ των ατόμων και του περιβάλλοντος αυτών. Σύμφωνα με τα ανωτέρω, όταν κάποιος αισθάνεται ότι οι προσωπικές του ικανότητες και δυνάμεις δεν επαρκούν για την αντιμετώπιση των απαιτήσεων στο περιβάλλον του, αρχίζει να βιώνει έντονο στρες. (ΒΑΡΒΟΓΛΗ 2006)

Το στρες μπορεί να οριστεί επίσης ως η κατάσταση της επικείμενης ή πραγματικής αλλαγής της ομοιόστασης (της ισορροπίας) του οργανισμού από οποιαδήποτε αιτία. Ο στόχος της απάντησης στο στρες είναι η διατήρηση της ισορροπίας και μπορεί να συμπεριλαμβάνει σωματικές και συμπεριφορικές αντιδράσεις. Στρεσογόνοι παράγοντες

είναι κάθε εξωτερικό ή εσωτερικό ερεθίσμα το οποίο μπορεί να δημιουργήσει στρες (δηλαδή της αλλαγής της ισορροπίας του οργανισμού μας). Είναι σημαντικό να ληφθεί υπόψη ότι ο ίδιος παράγοντας μπορεί να προκαλεί σ' ένα άτομο στρες και σε κάποιο άλλο άτομο να μην προκαλεί. Οι ατομικές ικανότητες του ατόμου, η αυτοεκτίμηση, οι προηγούμενες εμπειρίες, η ψυχοσύνθεση, η κοινωνική υποστήριξη κ.ά., καθορίζουν τι θεωρεί ο καθένας στρες ή όχι.

Η λέξη στρες δεν αντιπροσωπεύει για όλους το ίδιο φαινόμενο, αφού συχνά ο όρος γενικεύεται ή υπερ-απλουστεύεται. Όλοι οι ζωντανοί οργανισμοί διατηρούν μια κατάσταση δυναμικής ισορροπίας, η οποία προκαλείται από ερεθίσματα που προέρχονται είτε από τον οργανισμό, είτε από το περιβάλλον. Ο όρος προέρχεται από την αγγλική λέξη “stress”, η οποία έχει τις ρίζες της στις λατινικές λέξεις “strictus” και “stringere” (σφικτός/ στενός και παθητική μετοχή που σημαίνει σφίγγω, κάνω κάτι πιο σφικτό).

Σύμφωνα με τον Selye (1956), ερευνώντας τις συνέπειες του στρες βρέθηκε ότι οι απαιτήσεις που επιβάλλονται σε ένα άτομο από εσωτερικά και εξωτερικά περιβάλλοντα μπορούν να προκαλέσουν δυσκολία, κόπωση, εξάντληση, ακόμα και θάνατο, αν δεν αντισταθμιστούν από δυνάμεις που συμβάλλουν στη διατήρηση της ακεραιότητάς του.

Οι παράγοντες που μπορούν να μεταβάλλουν την κατάσταση του στρες, σύμφωνα με τους Byrne & Thompson (1978) είναι:

- Η φύση του στρεσογόνου παράγοντα
- Ο αριθμός των στρεσογόνων παραγόντων που πρέπει να αντιμετωπιστούν ταυτόχρονα
- Η διάρκεια έκθεσης του ατόμου στο στρεσογόνο παράγοντα και
- Παρελθούσες εμπειρίες με παρόμοιους στρεσογόνους παράγοντες.

Πολλές έρευνες έχουν συνδέσει το στρες με την σωματική, ψυχική και κοινωνική υγεία, με αφετηρία τις έρευνες των Cannon και Seyle. Στην παρούσα έρευνα μελετάται η σύνδεση μεταξύ του στρες και της ψυχικής υγείας. Πολλές έρευνες, για τη σχέση μεταξύ στρες και ψυχικής υγείας, έχουν εστιάσει στο ρόλο του στρες για την ανάπτυξη καταθλιπτικών και άλλων ψυχικών συμπτωμάτων (πχ. Αυτοσυναίσθημα, άγχος) όπως και στην εκδήλωση σχιζοφρενικών επεισοδίων. Συγκεκριμένα στην έρευνα των

Dohrenwend et al. (1980) υποστηρίζεται ότι το στρες σχετίζεται πρωτίστως με τα συμπτώματα της Γενικής Ψυχολογικής Φόρτισης που είναι: άγχος, λύπη, ψυχοφυσιολογικά συμπτώματα, χαμηλό αυτοσυναίσθημα, αίσθηση αδυναμίας, φόβο για ‘ νόσηση από τρέλα’, σύγχυση σκέψης και χαμηλό δείκτη υγείας όπως την αντιλαμβάνεται το άτομο και στη συνέχεια σχετίζεται με συγκεκριμένες διαταραχές όπως κατάθλιψη, αντικοινωνικότητα και σεξουαλικές διαταραχές.

2.6 Στρες και εργασιακός χώρος

Το επαγγελματικό στρες ως ψυχοκοινωνικός κίνδυνος αποτελεί μέρος του συνόλου των νέων αναδυομένων κινδύνων που εμφανίζονται πλέον ως πρόβλημα προς αντιμετώπιση στο πολύπλοκο ευρωπαϊκό και ελληνικό τοπίο των εργασιακών σχέσεων και συνθηκών εργασίας. (Ε. Θανασιάς n.d.)

Όπως γνωρίζουμε, αλλά και όπως έχει αποδειχθεί μετά από έρευνες, οι περισσότεροι άνθρωποι νιώθουν πίεση στο χώρο εργασίας τους. Το στρες που συνδέεται με τον εργασιακό χώρο έχει να κάνει με τις επίσημες φυσικές και συναισθηματικές αντιδράσεις που προκύπτουν όταν οι απαιτήσεις της δουλειάς δεν ταιριάζουν με τις ικανότητες ή τις ανάγκες του εργαζομένου.

Northwestern National Life

25% των εργαζομένων θεωρούν της εργασία ως τον αριθμό ένα στρεσογόνο παράγοντα στη ζωή τους

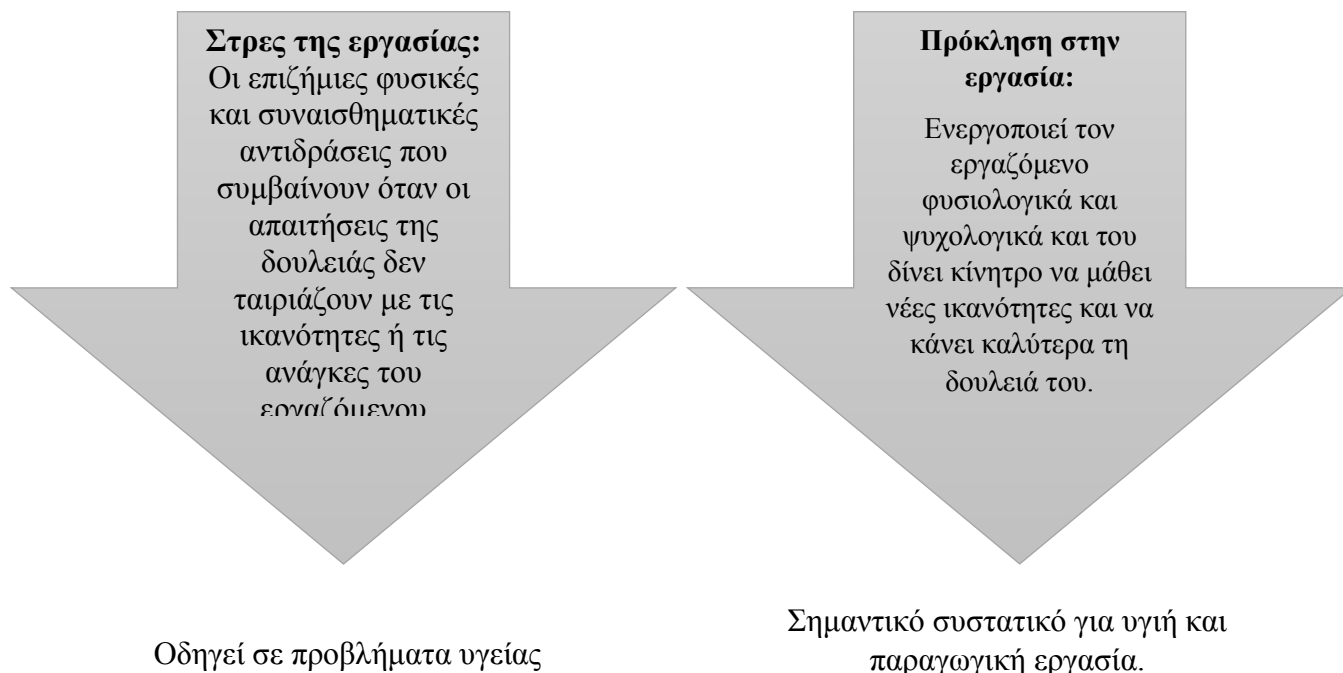
Princeton Survey Research Associates

75% των εργαζομένων πιστεύουν ότι οι σημερινοί εργαζόμενοι έχουν περισσότερο εργασιακό στρες σε σχέση με μια γενιά πριν

St. Paul Fire and Marine Insurance Co

Τα εργασιακά προβλήματα σχετίζονται περισσότερο με τα προβλήματα υγείας σε σχέση με άλλους στρεσογόνους παράγοντες στη ζωή του ατόμου.

Εικόνα 2 Εργασία και στρες (ΒΑΡΒΟΓΛΗ, Κεφ. 10: το στρες στην εργασία και την οικογένεια 2006)



Εικόνα 3 Διαφορά στρες και προκλήσεων στην εργασία

Σύμφωνα με έρευνες, το εργασιακό στρες μπορεί να προκαλέσει καταστάσεις όπως ανησυχία, κατάθλιψη, αϋπνίες και αίσθημα ανεπάρκειας (Benson, 2000; Wong, et al, 2001) έχοντας ως επακόλουθο χαμηλά επίπεδα αυτό-αναφερόμενης υγείας και ευεξίας (Kasl & Cooper, 1987). Παράλληλα ο Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας (ΠΟΥ) επισημαίνει πως το 75% των ατόμων που αναζητούν ψυχιατρική υποστήριξη, είναι άτομα με μειωμένη εργασιακή ικανοποίηση και έντονο εργασιακό στρες.

Επιπλέον σύμφωνα με τους Jepsen et al. (2015), το ψυχικό άγχος, η συναισθηματική εξάντληση ή ο υψηλός φόρτος εργασίας (πχ. το μεγάλο ωράριο εργασίας) έχουν ως συνέπεια την ψυχική κόπωση (Mental fatigue).

Πραγματοποιήθηκε μια έρευνα με τίτλο ‘Υγεία και άγχος των ναυτικών’ σε διάφορα επαγγέλματα του Φιλανδικού εμπορικού στόλου. Διερευνήθηκε η υγεία και το άγχος των ναυτικών σε σχέση με το άγχος εργασίας και τα χαρακτηριστικά της προσωπικότητας. Από την έρευνα προέκυψε ότι το άγχος κυμαινόταν μεταξύ των διαφόρων επαγγελματικών ομάδων του στόλου ενώ το πλήρωμα μηχανής ανέφερε το μεγαλύτερο άγχος. Τα χαρακτηριστικά της προσωπικότητας ήταν σημαντικοί παράγοντες για το

στρες και την κατάσταση της υγείας, όπου τα πιο σημαντικά ήταν η απαισιοδοξία και η 'δύναμη του εγώ' (Elo, 1985).

Στην έρευνα των Carotenuto et al. (2012) επιβεβαιώθηκε ότι η ναυτιλία συνδέεται με πνευματικούς, ψυχοκοινωνικούς και φυσικούς παράγοντες άγχους. Οι σημαντικότεροι παράγοντες ήταν ο διαχωρισμός από την οικογένεια, η μοναξιά στο πλοίο, η κόπωση, η πολυεθνικότητα, η περιορισμένη δραστηριότητα αναψυχής και η στέρηση του ύπνου. Η έκθεση AMSA έδωσε μια πιο λεπτομερή ανάλυση σχετικά με τον τρόπο ζωής και τους σχετικούς παράγοντες που προκαλούν ψυχολογική δυσφορία. Οι καταστολείς που επηρεάζουν τους ναυτικούς που εργάζονται στο μηχανοστάσιο ήταν διαφορετικοί από εκείνους που αφορούσαν το πλήρωμα του καταστρώματος.

Επιπρόσθετα η έρευνα των Jepsen et al. (2015), επέδειξε ότι η εργασία στη θάλασσα περιλαμβάνει πολλαπλούς παράγοντες κινδύνου για κόπωση, η οποία εκτός από τις οξείες επιδράσεις (π.χ. μειωμένη γνωστική λειτουργία, ατυχήματα) συμβάλλει μέσω αυτόνομων, ανοσολογικών και μεταβολικών οδών στην ανάπτυξη χρόνιων ασθενειών που επικρατούν ιδιαίτερα στους ναυτικούς.

3. Μεθοδολογία

3.1 Χαρακτηριστικά δείγματος

Στην παρούσα έρευνα τα δεδομένα εκπαίδευσης αντλήθηκαν από δείγμα Ελλήνων ναυτικών μηχανικών και πλοιάρχων που μετεκπαιδεύονται στο κέντρο επιμόρφωσης στελεχών του εμπορικού ναυτικού (ΚΕΣΕΝ), έχοντας την σχετική έγγραφη άδεια από το αρμόδιο υπουργείο Εμπορικής Ναυτιλίας και Νησιωτικής Πολιτικής (βλέπε παράρτημα 2). Ο αριθμός του δείγματος μελέτης που συλλέχθηκε είναι 900 δείγματα (7,1% του συνόλου των Ελλήνων ναυτικών, σύμφωνα με την απογραφή που έγινε το 2014, όπου ο αριθμός των ναυτικών που εργάζονταν σε Ελληνικά και Ελληνόκτητα πλοία ανήρχετο στους 22.925, εκ των οποίων οι 12.663 είχαν ελληνική υπηκοότητα. Αποτελέσματα απογραφής εμπορικών πλοίων και πληρωμάτων της 20ης Σεπτεμβρίου 2014 n.d.)

3.2 Μέθοδος έρευνας και εργαλεία

Για την μελέτη του μοντέλου μάθησης και την εξαγωγή των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο «μαύρου κουτιού». Από τα είδη της μηχανικής μάθησης επιλέχθηκε αυτό της μάθησης με επίβλεψη (supervised learning).

Στην περίπτωση αυτή το σύστημα πρέπει να “μάθει”, δηλαδή να κατασκευάσει ένα νέο μοντέλο υπό μορφή μιας συνάρτησης πρόγνωσης (predictor function), η οποία θα απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές, επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Για τη συνάρτηση πρόγνωσης ισχύουν τα ακόλουθα:

Κάθε είσοδος, δεδομένη ή μη, που μπορεί να δεχθεί η συνάρτηση χαρακτηρίζεται ως στιγμιότυπο (Instance), δημιουργώντας έτσι ένα σύνολο στιγμιότυπων.

Οι εισοδοί περιγράφονται με βάση τα γνωρίσματα (attributes) που διαθέτουν και έχουν χαρακτηριστεί ως σημαντικά από την αρχή της μελέτης του προβλήματος που καλείται να επιλύσει το σύστημα.

Οι δεδομένες εισοδοί συγκεντρώνονται από παρατηρήσεις και αποτελούν το λεγόμενο σύνολο εκπαίδευσης (training set) που αποτελεί υποσύνολο του συνόλου στιγμιότυπων.

Το υπόλοιπο μέρος του συνόλου στιγμιότυπων αποτελεί το σύνολο ελέγχου (test set) που θα χρησιμοποιηθεί κατά τη φάση πιστοποίησης.

Η συνάρτηση που απεικονίζει μια είσοδο από το σύνολο εκπαίδευσης στη γνωστή της έξοδο καλείται συνάρτηση στόχου (goal function).

Η τιμή που επιστρέφει η συνάρτηση στόχου για ένα στιγμιότυπο από το σύνολο στιγμιότυπων, δίνεται σε μια μεταβλητή που καλείται μεταβλητή στόχου (goal variable). Στην επιβλεπόμενη μάθηση, η συμπεριφορά της συνάρτησης στόχου βελτιώνεται μέσω διαδικασιών εκπαίδευσης με τη βοήθεια της συνάρτησης λάθους (error function) που εντοπίζει τη διαφορά της μεταβλητής στόχου από την επιθυμητή έξοδο.

Στην παρούσα διατριβή επιλέχθηκαν 900 στιγμιότυπα που προέρχονται από έρευνα πάνω στις επιδράσεις του ναυτικού επαγγέλματος στην ψυχολογία των Ελλήνων ναυτικών (ELINT, 2017). Τα στιγμιότυπα αυτά που το καθένα αποτελεί κάποιον εργαζόμενο Έλληνα ναυτικό, έχουν γνωρίσματα (attributes) που σχετίζονται με την προσωπική ευεξία τους και συγκεκριμένα είναι τα ακόλουθα :

Γνωρίσματα στιγμιότυπων :

- Υπήρξαν φορές που χάσατε τον ειρμό των σκέψεών σας όταν έπρεπε να κάνετε κάτι γρήγορα;
- Είχατε δυσκολία ν' αποκοιμηθείτε ή ξυπνούσατε το βράδυ;
- Βρεθήκατε σε κατάσταση μεγάλης έντασης ή νευρικότητας;
- Σας πέρασε από το μυαλό η αυτοκτονία;
- Νιώθατε συχνά κουρασμένος, εξαντλημένος, χωρίς ενέργεια;

Τα παραπάνω γνωρίσματα έχουν τιμές πενταβάθμιας κλίμακας με την εξής σημασία :

1 Καθόλου 2 Πολύ λίγο 3 Μέτρια 4 Αρκετά 5 Πάρα πολύ

και θεωρήθηκαν στην παρούσα μελέτη γνωρίσματα κατηγορίας τύπου Nominal.

Για κάθε δεδομένο εκπαίδευσης με τις τιμές των γνωρισμάτων τους αποφασίστηκε η κατηγοριοποίησή του σε εργαζόμενους με προσωπική ευεξία (YES) και αυτούς χωρίς προσωπική ευεξία (NO). Η ετικέτα επομένως που ονομάστηκε EUEXIA αποτελεί την διακριτή κατηγοριοποίηση των δεδομένων εκπαίδευσης. Το κριτήριο επιλογής για να ταξινομηθεί ένας εργαζόμενος με προσωπική ευεξία (YES) είναι να έχει μέσο όρο τιμών των χαρακτηριστικών μικρότερο του 2.5, ενώ στην αντίθετη περίπτωση μέσος όρος

μεγαλύτερος του 2.5 οδηγεί σε άτομα χωρίς ευεξία. Η επιλογή του κριτηρίου (decision boundary) έγινε χωρίς ανάλυση κόστους απόφασης ακολουθώντας την κοινή λογική του μισού της πενταβάθμιας κλίμακας.

Για την υλοποίηση του μηχανικού μοντέλου πρόβλεψης επιλέχθηκε

1. Η ταξινόμηση (classification) με τεχνική δέντρου απόφασης (decision tree). Χρησιμοποιήθηκε το στατιστικό πρόγραμμα SPSS κάνοντας την ανάλυση εύρεσης δέντρου αποφάσεων με την μέθοδο CHAID καθώς και το μαθηματικό πρόγραμμα MATLAB με χρήση του αλγορίθμου ID3.
2. Μάθηση νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιώντας το στατιστικό πρόγραμμα SPSS κάνοντας την ανάλυση MLP (Multilayer Perceptron)

Το κριτήριο της σύγκρισης των μεθόδων αυτών είναι η καλύτερη δυνατή δημιουργία ενός δέντρου απόφασης με το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας και συνεπώς την μικρότερη εντροπία.

Η **εντροπία πληροφορίας** (information entropy) χαρακτηρίζει το βαθμό αβεβαιότητας ενός συνόλου δεδομένων S: ενός συνόλου δεδομένων S:

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \log p_i$$

όπου p_1, p_2, \dots, p_i οι πιθανότητες του κάθε ενδεχομένου που περιλαμβάνεται στο σύνολο. Εάν A είναι χαρακτηριστικό σε ένα S σύνολο δειγμάτων από το σύνολο μάθησης, τότε το **κέρδος πληροφορίας** (information gain) χαρακτηρίζει το πόση πληροφορία “φέρει” το χαρακτηριστικό A:

$$G(S, A) = E(S) - \sum_{i=1}^m f_s(A_i) * E(S_{A_i})$$

όπου

$E(..)$ η συνάρτηση εντροπίας

m το πλήθος των τιμών A_i που παίρνει το A στο S

$f_s(A_i)$ το ποσοστό των δειγμάτων στο S που παίρνουν την τιμή A_i

S_{A_i} το υποσύνολο του S όπου η τιμή του A είναι A_i

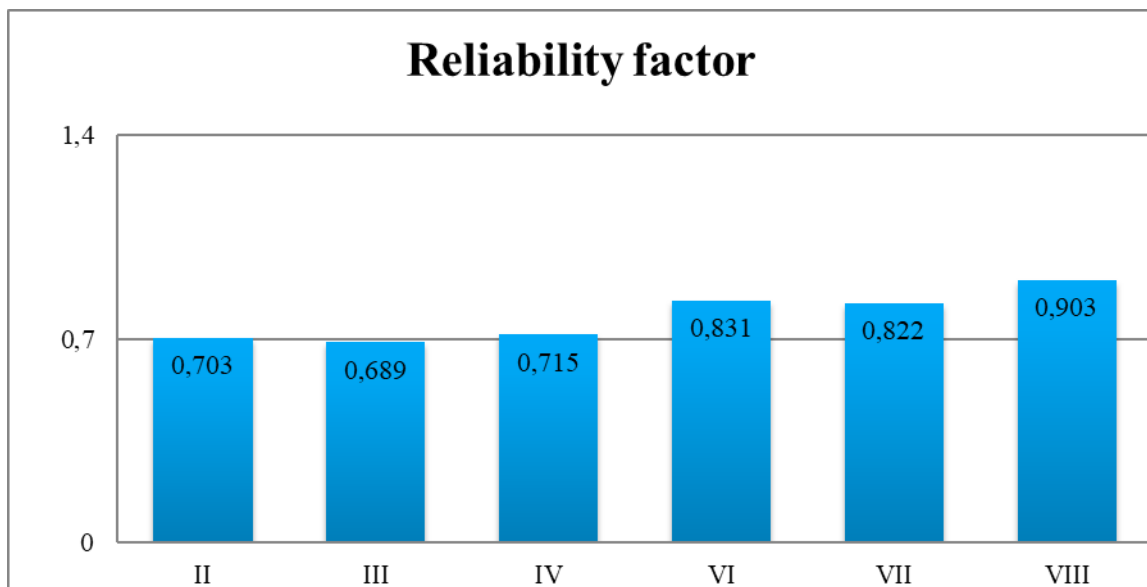
Ή πιο απλά:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - Entropy(S, A)$$

3.3 Αξιοπιστία έρευνας

Η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων ελέγχθηκε μέσω του προγράμματος SPSS και, συγκεκριμένα, με το δείκτη Alpha Crombach.

Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα της έρευνας ΕΛΙΝΤ (2017) πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τα 900 δείγματα όλων των παραμετρικών ομάδων του ερωτηματολογίου του παραρτήματος 1. Τα γνωρίσματα των στιγμιότυπων που αφορούν το μοντέλο πρόβλεψης ευεξίας αποτελούν την ομάδα VII με δείκτη αξιοπιστίας 0,822 (βλέπε εικόνα 4)

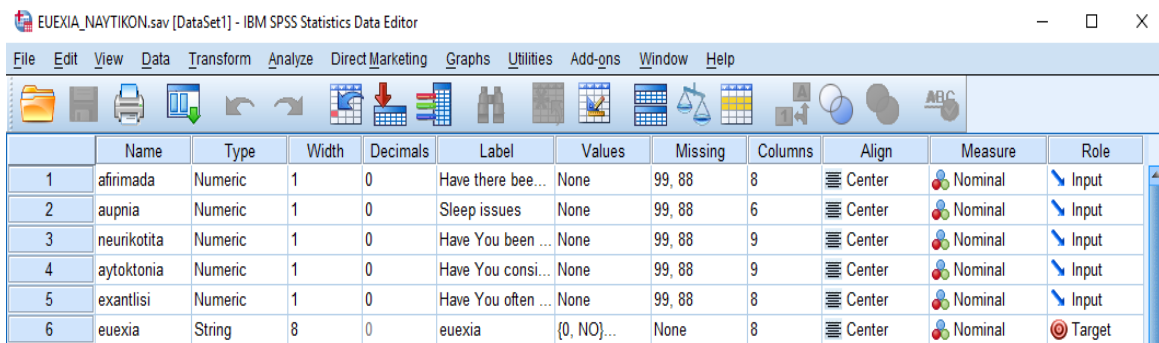


Εικόνα 4 Δείκτης αξιοπιστίας των παραμετρικών ομάδων ερωτήσεων

4. Παρουσίαση αποτελεσμάτων

4.1 Ταξινόμηση (classification) στιγμιότυπων

Χρησιμοποιώντας το στατιστικό πρόγραμμα SPSS (v.20) της IBM ορίσαμε τα γνωρίσματα των στιγμιότυπων με τις ετικέτες *afirimada*, *aupnia*, *neurikotita*, *aytoktonia*, *exantlisi* ως δεδομένα εισόδου τύπου Nominal ενώ ως στόχο την μεταβλητή *euexia* (βλέπε εικόνα 5).



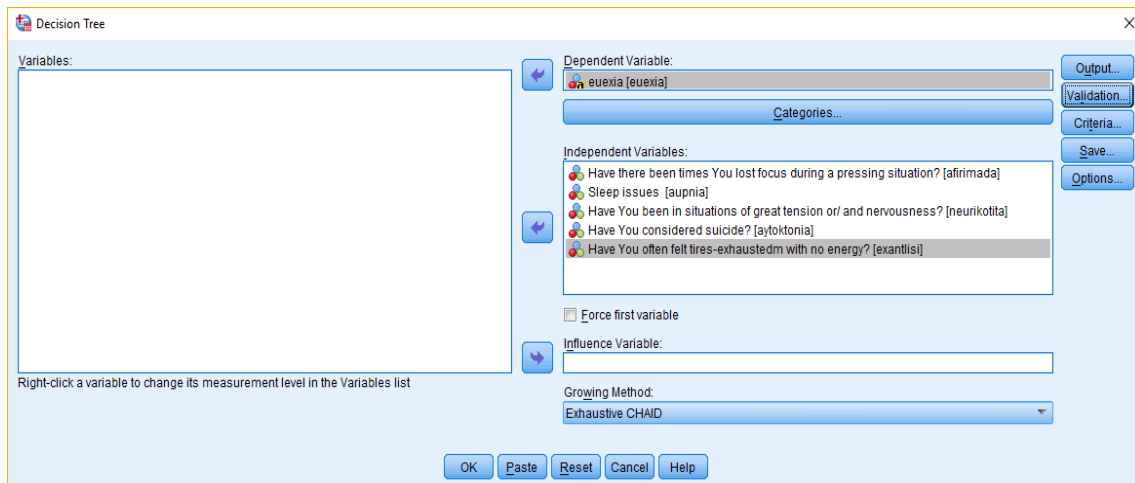
The screenshot shows the IBM SPSS Statistics Data Editor window with the following table of variable definitions:

	Name	Type	Width	Decimals	Label	Values	Missing	Columns	Align	Measure	Role
1	afirimada	Numeric	1	0	Have there bee...	None	99, 88	8	Center	Nominal	Input
2	aupnia	Numeric	1	0	Sleep issues	None	99, 88	6	Center	Nominal	Input
3	neurikotita	Numeric	1	0	Have You been ...	None	99, 88	9	Center	Nominal	Input
4	aytoktonia	Numeric	1	0	Have You consi...	None	99, 88	9	Center	Nominal	Input
5	exantlisi	Numeric	1	0	Have You often ...	None	99, 88	8	Center	Nominal	Input
6	euexia	String	8	0	euexia	{0, NO}...	None	8	Center	Nominal	Target

Εικόνα 5 Ορισμός μεταβλητών εισόδου και εξόδου

4.2 Μέθοδος Exhaustive CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection)

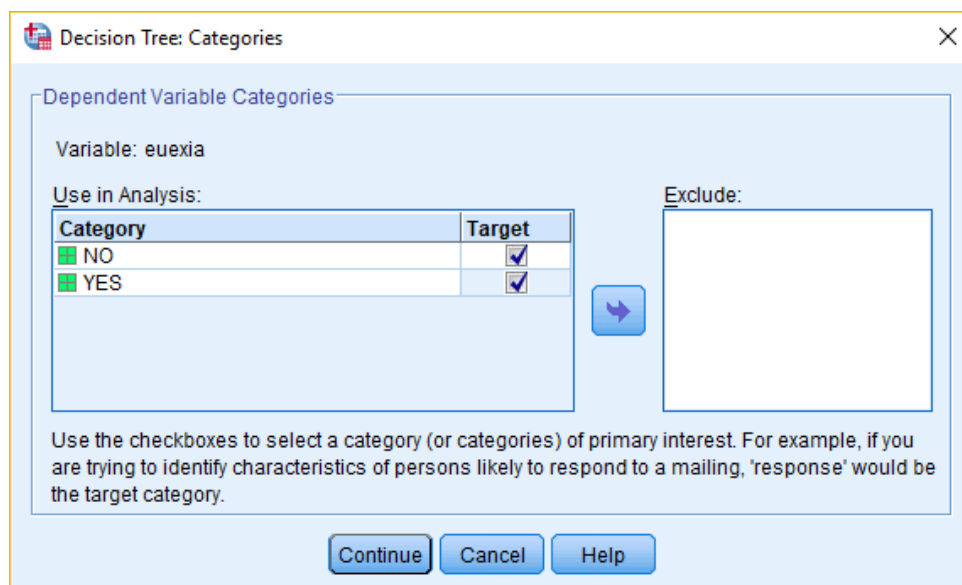
Για την ανάπτυξη και δημιουργία του δέντρου απόφασης με σκοπό την ταξινόμηση των στιγμιότυπων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος CHAID. Ορίστηκαν η *euexia* ως εξαρτημένη μεταβλητή και τα υπόλοιπα γνωρίσματα ως ανεξάρτητες μεταβλητές (predictors)(βλέπε εικόνα 6).



Εικόνα 6 Μέθοδος Exhaustive CHAID, ορισμός μεταβλητών

Σε κάθε βήμα η μέθοδος επιλέγει την ανεξάρτητη μεταβλητή (predictor) που έχει την μεγαλύτερη επίδραση με την εξαρτημένη μεταβλητή. Κατηγορίες της κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής, συγχωνεύονται εάν αυτές δεν έχουν σημαντική διαφορά σε σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή. Η Exhaustive CHAID μέθοδος εξετάζει όλους τους πιθανούς διαχωρισμούς κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής.

Στην εικόνα 7 επιλέχθηκε η απεικόνιση όλων των κατηγοριών που αφορούν την προσωπική ευεξία, δηλαδή της κατηγορίας NO για τις περιπτώσεις που δεν έχουμε προσωπική ευεξία και YES για τις περιπτώσεις που ναυτικοί έχουν προσωπική ευεξία.



Εικόνα 7 Επιλογή κατηγορίας ευεξίας

Κριτήρια του δέντρου απόφασης

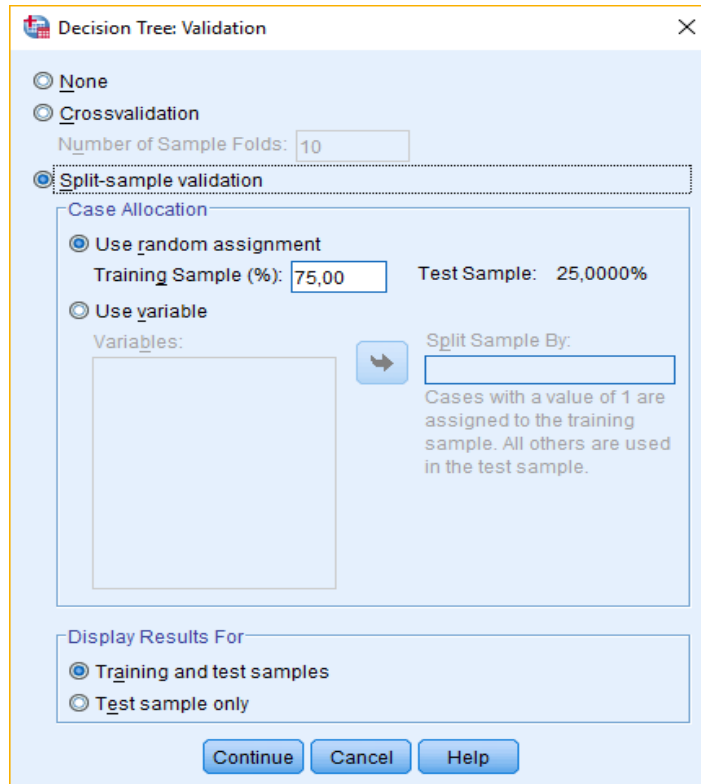
Significance Level: 0.05, η τιμή σημαντικότητας για τον διαχωρισμό των κόμβων και την συγχώνευση των κατηγοριών.

Chi-Square Statistic: Likelihood ratio, η μέθοδος για τον καθορισμό του διαχωρισμού των κόμβων και της συγχώνευσης των κατηγοριών.

Η διαδικασία επικύρωσης (validation) επιτρέπει να αξιολογήσουμε πόσο καλά γενικεύεται η δομή των δέντρων για μεγάλο πλήθος δεδομένων. Υπάρχουν δυο τρόποι επικύρωσης δεδομένων:

1. Με διαχωρισμό δεδομένων επικύρωσης (Split-sample validation)

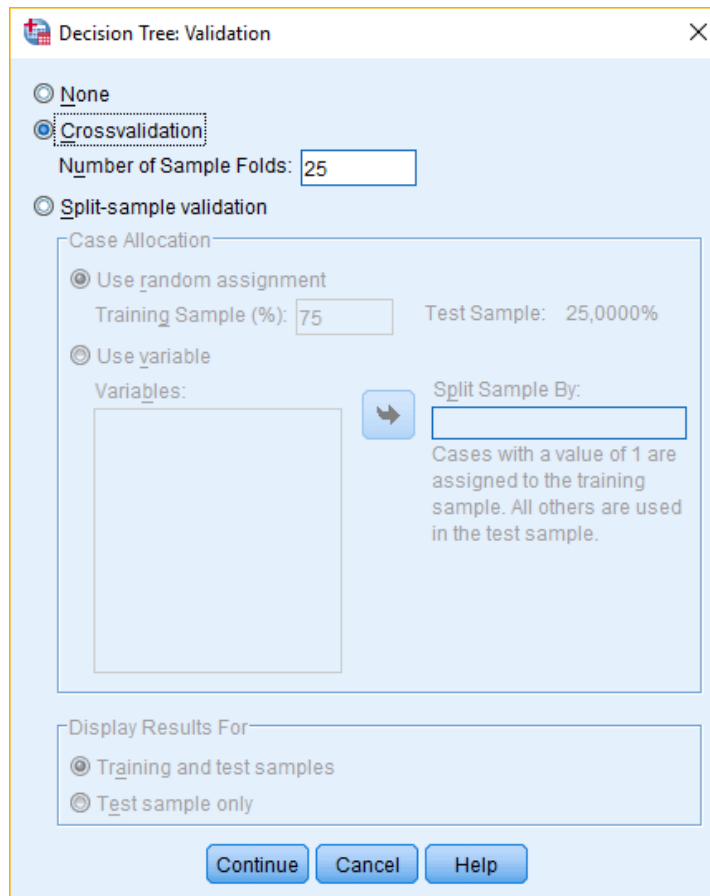
Στην περίπτωση αυτή το μοντέλο του δέντρου δημιουργείται χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου. Επιλέχθηκε από το σύνολο των 900 στιγμιότυπων 75% ως δεδομένα εκπαίδευσης (675) και 25% ως δεδομένα ελέγχου (225)(βλέπε εικόνα 8).



Εικόνα 8 Split-sample validation

2. Με διασταύρωση επικύρωσης (Crossvalidation)

Στην περίπτωση αυτή το δείγμα διαιρείται σε ένα αριθμό υποδειγμάτων ή πτυχών. Στη συνέχεια παράγονται μοντέλα δένδρων, εξαιρουμένων των δεδομένων από κάθε υποδείγμα με τη σειρά του. Το πρώτο δέντρο βασίζεται σε όλες τις περιπτώσεις εκτός από εκείνες της πρώτης πτυχής δείγματος, το δεύτερο δέντρο βασίζεται σε όλες τις περιπτώσεις εκτός από εκείνες της δεύτερης πτυχής δείγματος και ούτω καθεξής. Για κάθε δέντρο, ο κίνδυνος εσφαλμένης ταξινόμησης υπολογίζεται εφαρμόζοντας το δέντρο στο υποδείγμα που εξαιρείται για τη δημιουργία του. Ο αριθμός των πτυχώσεων του δείγματος ορίστηκε στην μέγιστη τιμή των 25 (βλέπε εικόνα 9). Η επικύρωση με διασταύρωση παράγει ένα ενιαίο τελικό μοντέλο δέντρου. Η εκτίμηση κίνδυνου με την μέθοδο αυτή για το τελικό δέντρο υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των κινδύνων για όλα τα δέντρα.

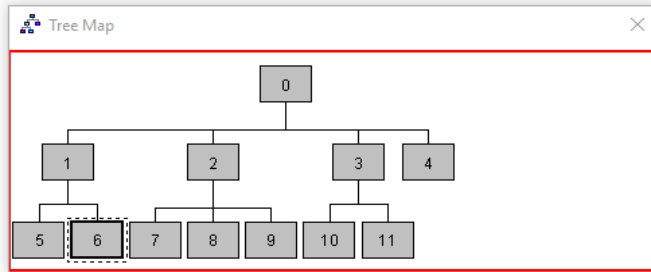


Εικόνα 9 Crossvalidation

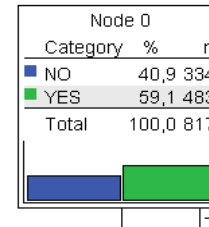
4.3 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation

Στις εικόνες 10 και 11 απεικονίζονται αντίστοιχα οι μορφές των δέντρων ταξινόμησης για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου και για τις δυο κατηγορίες της εξαρτημένης μεταβλητής ευεξία (NO με μπλε χρώμα, YES με πράσινο χρώμα).

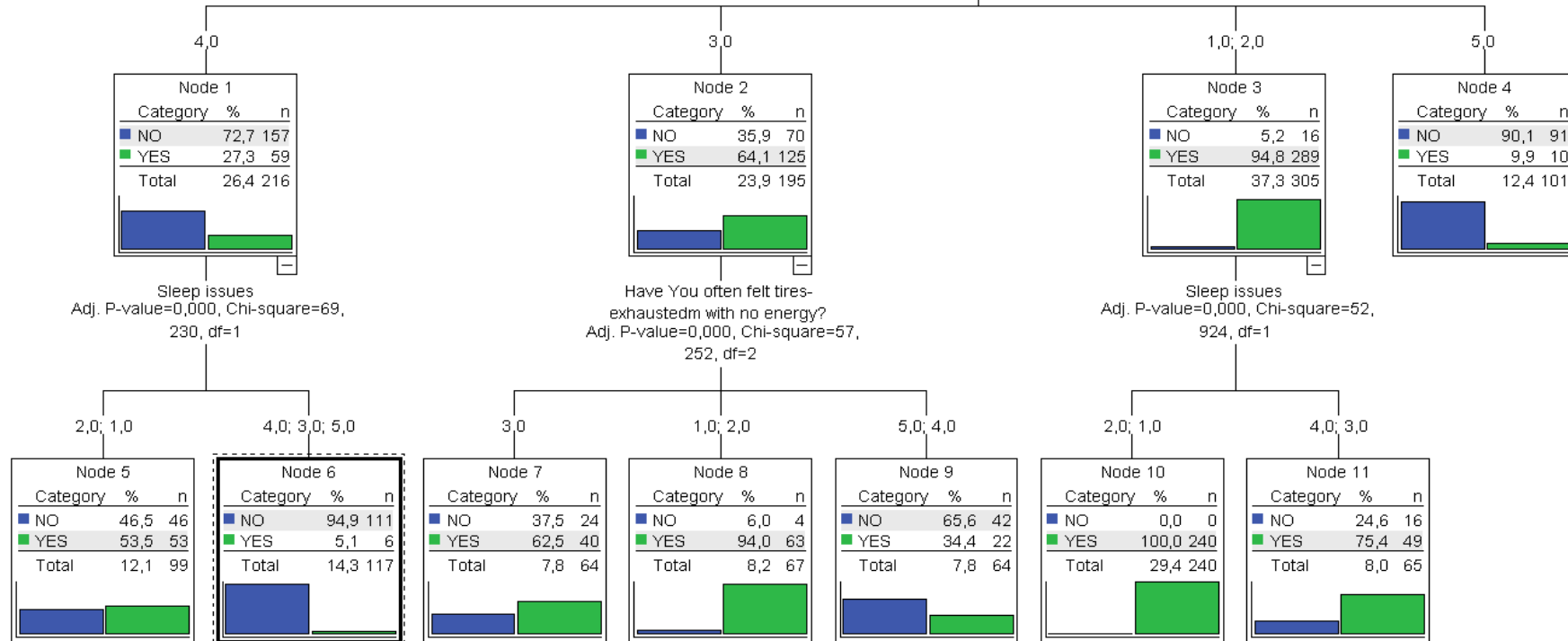
Στους πίνακες 1 και 2 δίνονται τα κέρδη, οι δείκτες και οι αποκρίσεις των κόμβων των δέντρων για τις κατηγορίες της ευεξίας NO και YES των δεδομένων εκπαίδευσης (training sample) και των δεδομένων ελέγχου (test sample). Με κίτρινη διαγράμμιση στους πίνακες σημειώνονται οι κόμβοι με το μέγιστο κέρδος πληροφορίας (κόμβος 6 στην κατηγορία NO, κόμβος 10 στην κατηγορία YES)

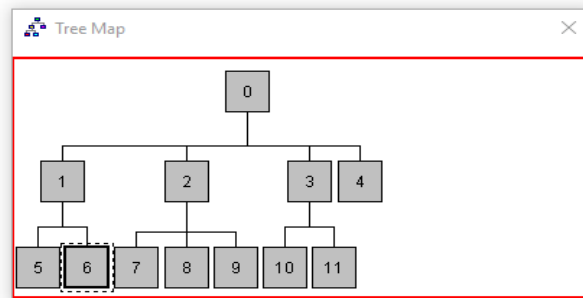


euexia

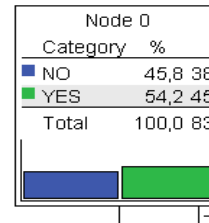


Have You been in situations of great tension or/ and nervousness?
Adj. P-value=0,000, Chi-square=406,665, df=3

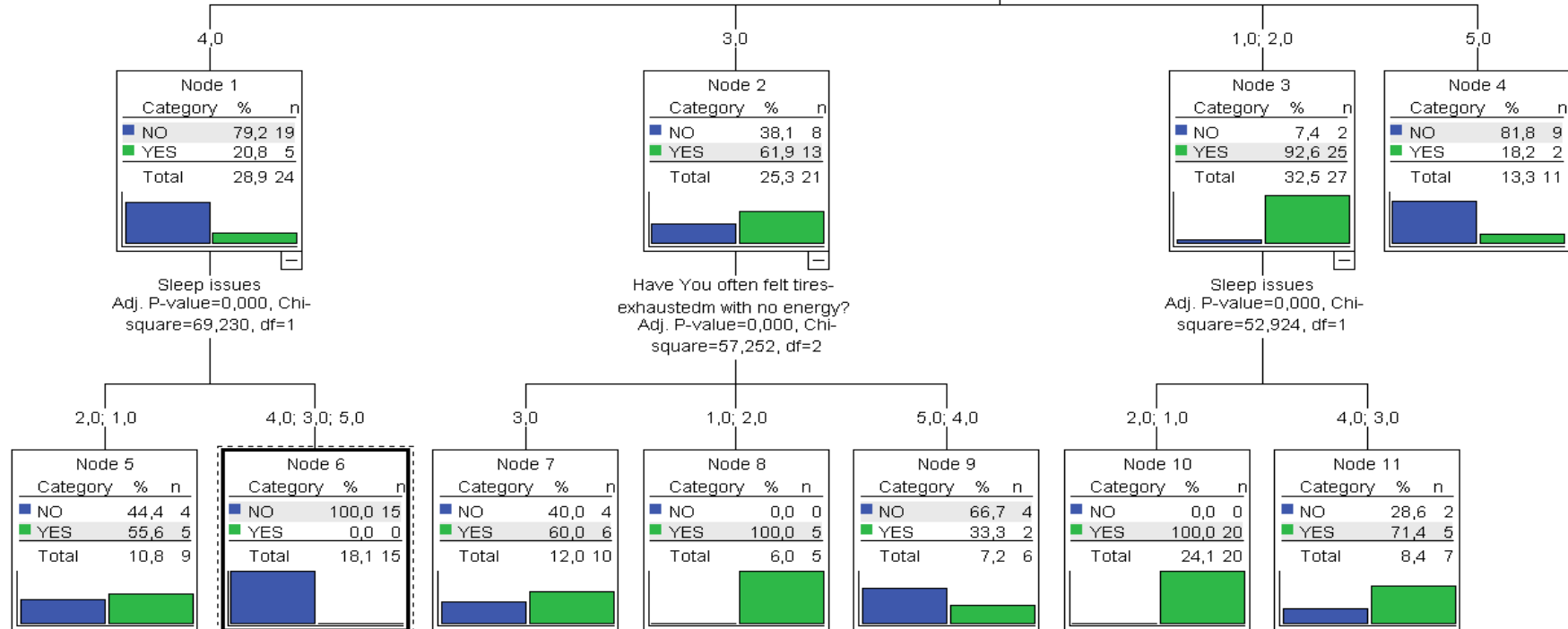




euexia



Have You been in situations of great tension or/ and nervousness?
Adj. P-value=0,000, Chi-square=406,665, df=3



Εικόνα 11 Δέντρο δεδομένων ελέγχου

Πίνακας 1 Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου NO

Gains for Nodes							
Sample	Node	Node		Gain		Response	Index
		N	Percent	N	Percent		
Training	6	117	14,3%	111	33,2%	94,9%	232,1%
	4	101	12,4%	91	27,2%	90,1%	220,4%
	9	64	7,8%	42	12,6%	65,6%	160,5%
	5	99	12,1%	46	13,8%	46,5%	113,7%
	7	64	7,8%	24	7,2%	37,5%	91,7%
	11	65	8,0%	16	4,8%	24,6%	60,2%
	8	67	8,2%	4	1,2%	6,0%	14,6%
	10	240	29,4%	0	0,0%	0,0%	0,0%
Test	6	15	18,1%	15	39,5%	100,0%	218,4%
	4	11	13,3%	9	23,7%	81,8%	178,7%
	9	6	7,2%	4	10,5%	66,7%	145,6%
	5	9	10,8%	4	10,5%	44,4%	97,1%
	7	10	12,0%	4	10,5%	40,0%	87,4%
	11	7	8,4%	2	5,3%	28,6%	62,4%
	8	5	6,0%	0	0,0%	0,0%	0,0%
	10	20	24,1%	0	0,0%	0,0%	0,0%

Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: euexia

Πίνακας 2 Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου YES

Gains for Nodes							
Sample	Node	Node		Gain		Response	Index
		N	Percent	N	Percent		
Training	10	240	29,4%	240	49,7%	100,0%	169,2%
	8	67	8,2%	63	13,0%	94,0%	159,1%
	11	65	8,0%	49	10,1%	75,4%	127,5%
	7	64	7,8%	40	8,3%	62,5%	105,7%
	5	99	12,1%	53	11,0%	53,5%	90,6%
	9	64	7,8%	22	4,6%	34,4%	58,1%
	4	101	12,4%	10	2,1%	9,9%	16,7%
	6	117	14,3%	6	1,2%	5,1%	8,7%
Test	10	20	24,1%	20	44,4%	100,0%	184,4%

8	5	6,0%	5	11,1%	100,0%	184,4%
11	7	8,4%	5	11,1%	71,4%	131,7%
7	10	12,0%	6	13,3%	60,0%	110,7%
5	9	10,8%	5	11,1%	55,6%	102,5%
9	6	7,2%	2	4,4%	33,3%	61,5%
4	11	13,3%	2	4,4%	18,2%	33,5%
6	15	18,1%	0	0,0%	0,0%	0,0%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: euexia						

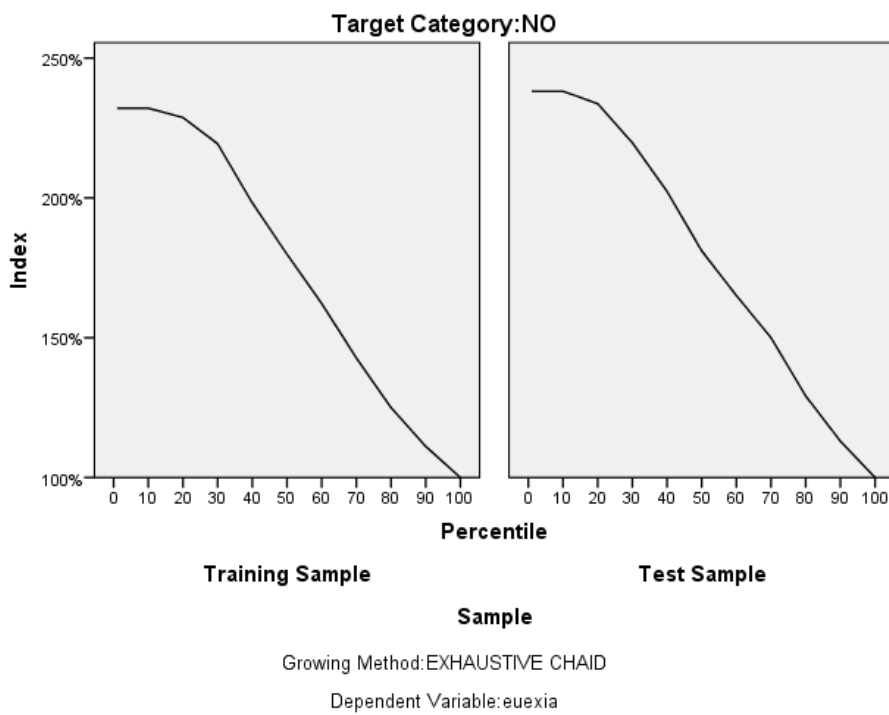
Στις εικόνες 12, 13 και 14 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία NO euexia για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου.

Το κέρδος (gain) είναι το ποσοστό των συνολικών περιπτώσεων στην κατηγορία στόχου σε κάθε κόμβο, υπολογιζόμενο ως: $(\text{στόχος κόμβου } n / \text{ολικός στόχος } n) \times 100$. Το γράφημα κέρδους είναι ένα γραμμικό διάγραμμα αθροιστικού κέρδους επί τοις εκατό, υπολογιζόμενο ως: $(\text{αθροιστικός ποσοστιαίος στόχος } n / \text{συνολικός στόχος } n) \times 100$.

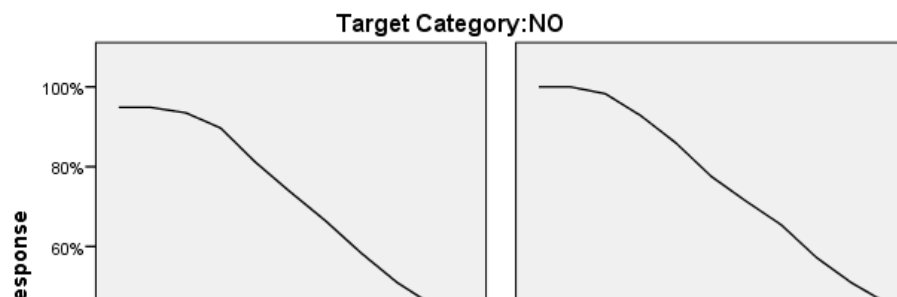
Ο δείκτης (index) είναι ο λόγος του ποσοστού απόκρισης κόμβου για την κατηγορία στόχου σε σύγκριση με το συνολικό ποσοστό απόκρισης της κατηγορίας στόχου για ολόκληρο το δείγμα. Το γράφημα δείκτη είναι ένα γραμμικό διάγραμμα με αθροιστικές τιμές δείκτη επί τοις εκατό. Ο αθροιστικός δείκτης επί τοις εκατό υπολογίζεται ως: $(\text{αθροιστικό ποσοστό απόκρισης επί τοις εκατό} / \text{συνολικό ποσοστό απόκρισης}) \times 100$.

Η απόκριση (response): Το ποσοστό των περιπτώσεων στον κόμβο στην καθορισμένη κατηγορία στόχου. Το γράφημα απόκρισης είναι ένα γραμμικό διάγραμμα αθροιστικής απόκρισης επί τοις εκατό, υπολογιζόμενο ως: $(\text{αθροιστικό επί τοις εκατό στόχου } n / \text{αθροιστικό επί τοις εκατό συνόλου } n) \times 100$.

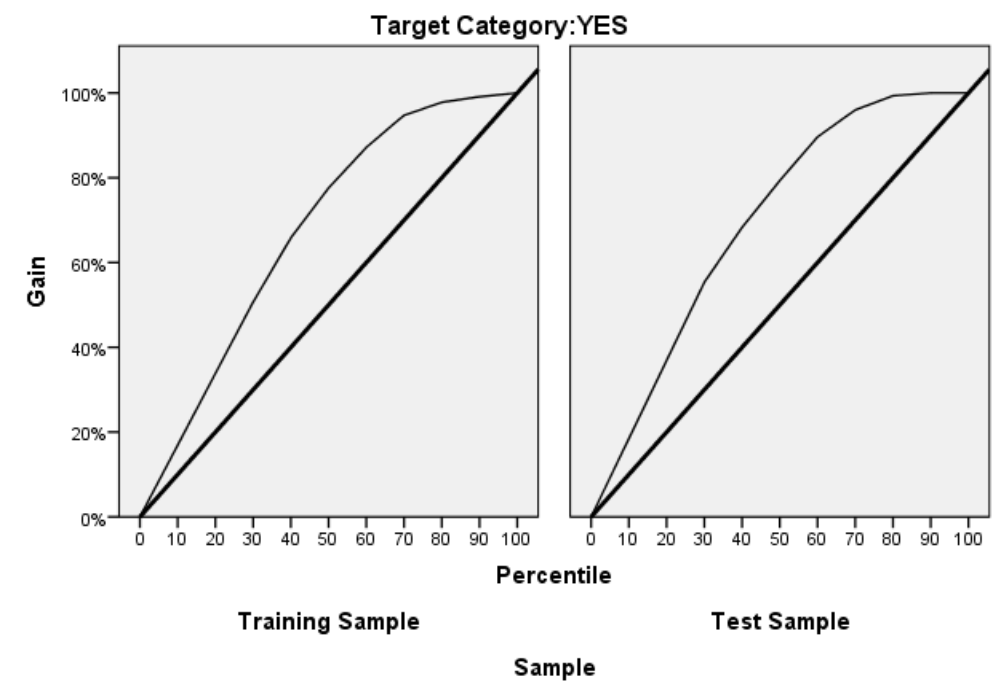




Εικόνα 13 Γράφημα δείκτη κατηγορίας NO ευexia

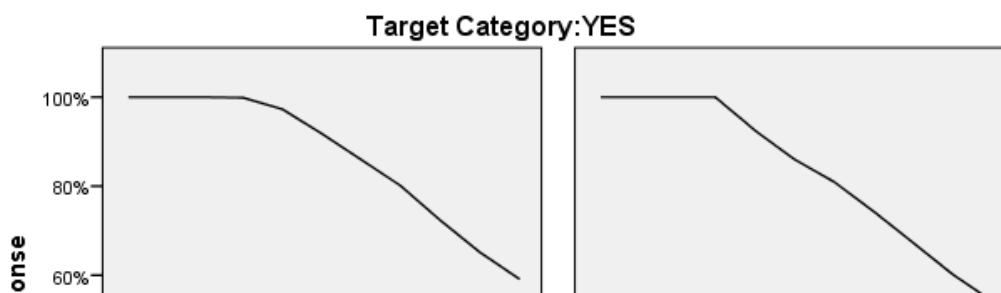


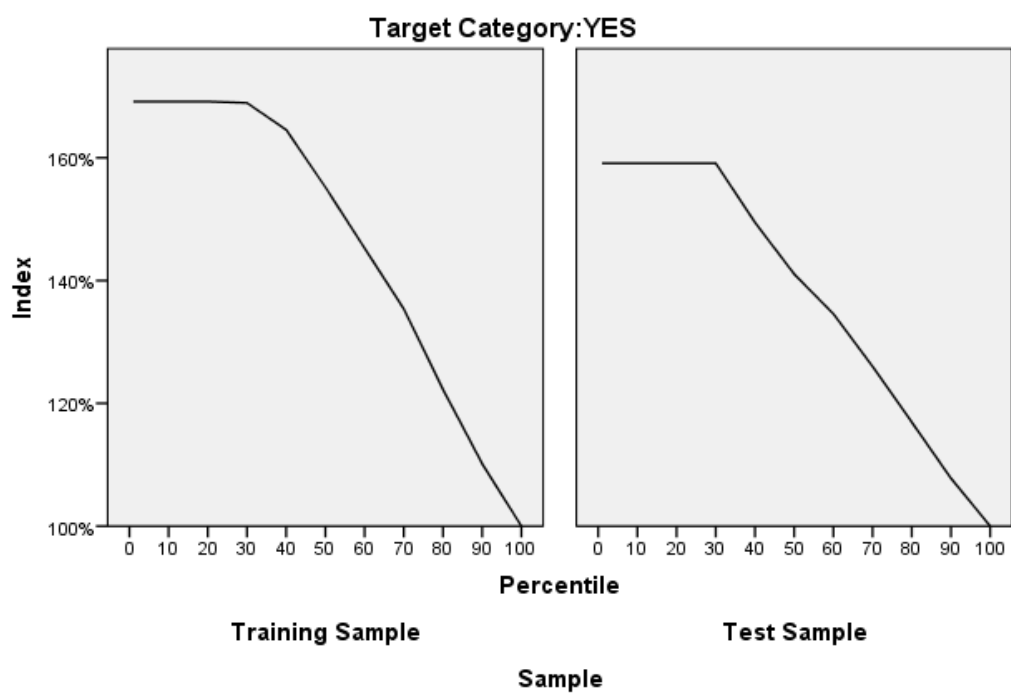
Στις εικόνες 15, 16 και 17 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία YES ευεχία για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου.



Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID

Dependent Variable: ευεχία





Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID

Dependent Variable: euexia

Εικόνα 17 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας YES euexia

Στον πίνακα 3 απεικονίζεται η ανάλυση κινδύνου της συγκεκριμένης μεθοδολογίας που αποτελεί μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης του δέντρου. Για τα δεδομένα εκπαίδευσης το ποσοστό λάθους είναι 15.7% και για τα δεδομένα ελέγχου 16.9%.

Πίνακας 3 Εκτίμηση κινδύνου

Risk		
Sample	Estimate	Std. Error
Training	,157	,013
Test	,169	,041
Growing Method: EXHAUSTIVE		
CHAID Dependent Variable: euexia		

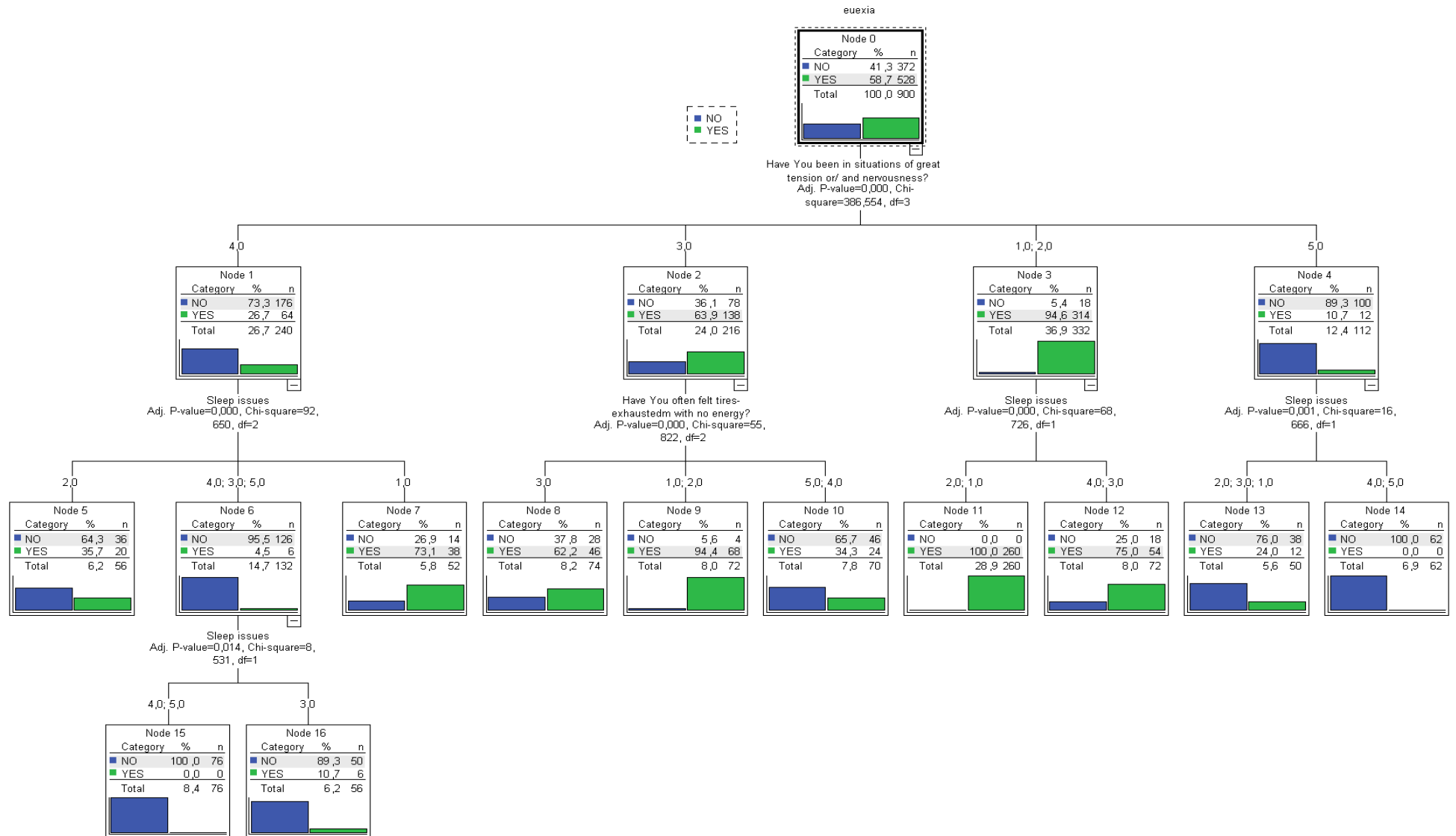
Στον πίνακα 4 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Ο πίνακας αυτός δείχνει τον αριθμό των περιπτώσεων που ταξινομήθηκαν σωστά και εσφαλμένα για κάθε κατηγορία της εξαρτημένης μεταβλητής με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 84.3% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 83.1% για τα δεδομένα ελέγχου.

Πίνακας 4 Ταξινόμηση με slit-validation

Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		NO	YES	Percent Correct
Training	NO	244	90	73,1%
	YES	38	445	92,1%
	Overall Percentage	34,5%	65,5%	84,3%
Test	NO	28	10	73,7%
	YES	4	41	91,1%
	Overall Percentage	38,6%	61,4%	83,1%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: euexia				

4.4 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation

Στην εικόνα 18 απεικονίζεται η μορφή του δέντρου ταξινόμησης για όλα τα δεδομένα και για τις δυο κατηγορίες της εξαρτημένης μεταβλητής euexia (NO με μπλε χρώμα, YES με πράσινο χρώμα).



Εικόνα 18 Δέντρο ταξινόμησης με Crossvalidation

Στους πίνακες 5 και 6 δίνονται τα κέρδη, οι δείκτες και οι αποκρίσεις των κόμβων του δέντρου απόφασης για τις κατηγορίες της ευεξίας NO και YES όλων των δεδομένων. Με κίτρινη διαγράμμιση στους πίνακες σημειώνονται οι κόμβοι με το μέγιστο κέρδος πληροφορίας (κόμβος 15 στην κατηγορία NO, κόμβος 11 στην κατηγορία YES).

Πίνακας 5 Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου NO

Gains for Nodes						
Node	Node		Gain		Response	Index
	N	Percent	N	Percent		
15	76	8,4%	76	20,4%	100,0%	241,9%
14	62	6,9%	62	16,7%	100,0%	241,9%
16	56	6,2%	50	13,4%	89,3%	216,0%
13	50	5,6%	38	10,2%	76,0%	183,9%
10	70	7,8%	46	12,4%	65,7%	159,0%
5	56	6,2%	36	9,7%	64,3%	155,5%
8	74	8,2%	28	7,5%	37,8%	91,5%
7	52	5,8%	14	3,8%	26,9%	65,1%
12	72	8,0%	18	4,8%	25,0%	60,5%
9	72	8,0%	4	1,1%	5,6%	13,4%
11	260	28,9%	0	0,0%	0,0%	0,0%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: euexia						

Πίνακας 6 Κέρδη κόμβων κατηγορίας στόχου YES

Gains for Nodes						
Node	Node		Gain		Response	Index
	N	Percent	N	Percent		
11	260	28,9%	260	49,2%	100,0%	170,5%
9	72	8,0%	68	12,9%	94,4%	161,0%
12	72	8,0%	54	10,2%	75,0%	127,8%
7	52	5,8%	38	7,2%	73,1%	124,6%
8	74	8,2%	46	8,7%	62,2%	106,0%
5	56	6,2%	20	3,8%	35,7%	60,9%
10	70	7,8%	24	4,5%	34,3%	58,4%
13	50	5,6%	12	2,3%	24,0%	40,9%
16	56	6,2%	6	1,1%	10,7%	18,3%
15	76	8,4%	0	0,0%	0,0%	0,0%
14	62	6,9%	0	0,0%	0,0%	0,0%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: euexia						

Στον πίνακα 7 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Το συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης όλων των δεδομένων είναι 86% και επομένως ποσοστό λάθους 14%.

Πίνακας 7 Ταξινόμηση με Crossvalidation

Classification			
Observed	Predicted		
	NO	YES	Percent Correct
NO	308	64	82,8%
YES	62	466	88,3%
Overall Percentage	41,1%	58,9%	86,0%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: euexia			

4.5 Μέθοδος με αλγόριθμο ID3 σε περιβάλλον Matlab

Χρησιμοποιώντας το μαθηματικό πρόγραμμα Matlab (έκδοση R2016b) αναπτύχθηκε κατάλληλος κώδικας ταξινόμησης δέντρων έχοντας ως βάση τον αλγόριθμο ID3 (βλέπε παράρτημα 3). Η μεταβλητή euexia αποτελεί την κλάση (Class) της ταξινόμησης με γνωρίσματα (attributes) τις μεταβλητές afirimada, aupnia, neurikotita, aytoktonia, exantlisi. Τα δεδομένα (examples) εισάγονται από εξωτερικό αρχείο, στο οποίο έχει γίνει κανονικοποίηση των τιμών σε 0 και 1 τιμές. Η τιμή 0 αντιστοιχεί σε false κατάσταση ενώ η τιμή 1 σε true. Η συνάρτηση function [] = decisiontree (inputFileName, trainingSetSize, numberOfTrials, verbose) με τα κατάλληλα ορίσματα οδηγεί στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης των δεδομένων με χρήση ID3. Το inputFileName είναι το όρισμα της συνάρτησης στο οποίο δίνουμε το μονοπάτι του αρχείου δεδομένων. Το trainingSetSize είναι το όρισμα που καθορίζει το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης των δεδομένων. Το numberOfTrials είναι το όρισμα που καθορίζει πόσες φορές θα δημιουργηθεί ένα δέντρο απόφασης με τυχαία επιλογή υποσυνόλου των δεδομένων. Το verbose είναι το όρισμα που καθορίζει την μορφή των αποτελεσμάτων του δέντρου, 0 για συνοπτική περιγραφή 1 για αναλυτική περιγραφή. Στην παρούσα έρευνα η εντολή που δόθηκε είναι η εξής :

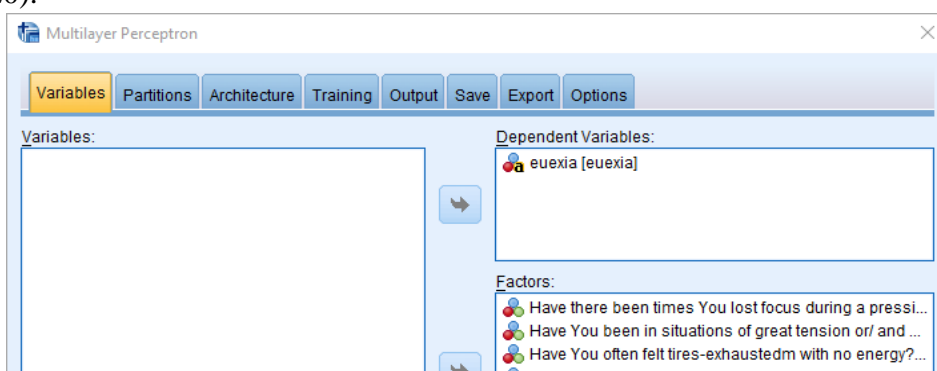
```

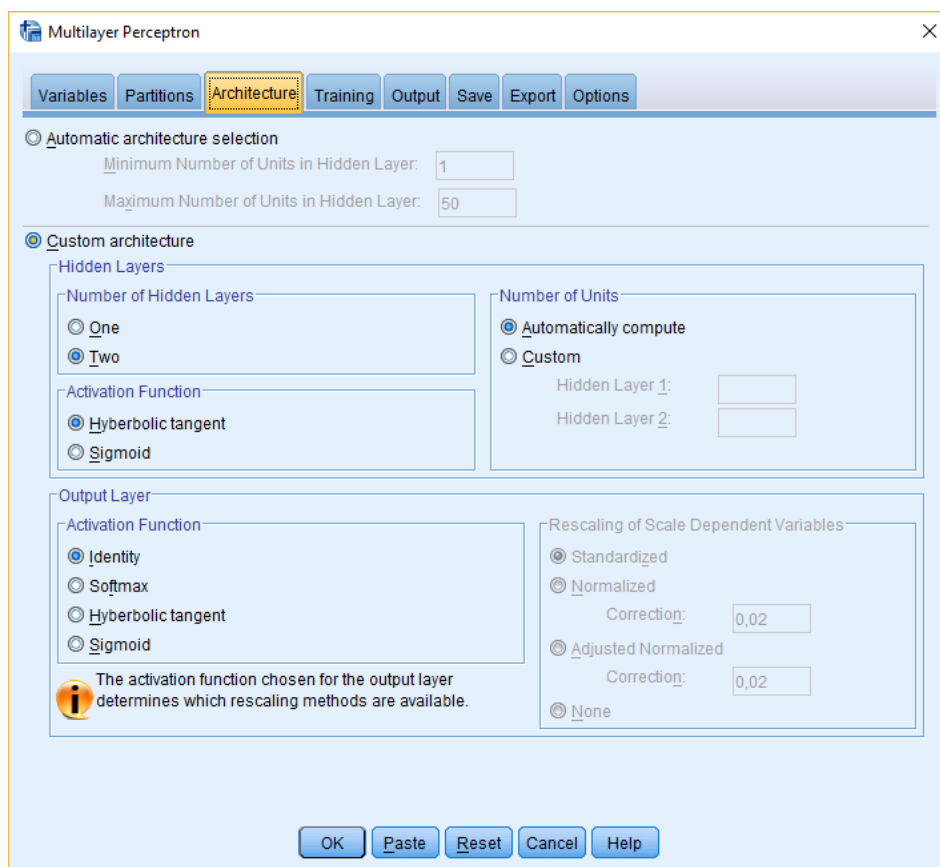
Command Window
>> decisiontree('f.txt', 750, 10000, 0)
DECISION TREE STRUCTURE:
parent: root attribute: neurikotita falseChild:aupnia trueChild:aupnia
parent: neurikotita attribute: aupnia falseChild:exantlisi trueChild:exantlisi
parent: aupnia attribute: exantlisi falseChild:afirimada trueChild:afirimada
parent: exantlisi attribute: afirimada falseChild:false trueChild:aytoktonia
parent: afirimada false
parent: afirimada attribute: aytoktonia falseChild:false trueChild:false
parent: aytoktonia false
parent: aytoktonia false
parent: exantlisi attribute: afirimada falseChild:aytoktonia trueChild:aytoktonia
parent: afirimada attribute: aytoktonia falseChild:false trueChild:false
parent: aytoktonia false
parent: aytoktonia false
parent: afirimada attribute: aytoktonia falseChild:true trueChild:true
parent: aytoktonia true
parent: aytoktonia true
parent: aupnia attribute: exantlisi falseChild:afirimada trueChild:true

```

4.6 Μέθοδος MLP νευρωνικού δικτύου (Multilayer Perceptron)

Χρησιμοποιώντας το στατιστικό πρόγραμμα SPSS (v.20) της IBM επιλέχθηκε για την ταξινόμηση των δεδομένων η ανάλυση MLP νευρωνικού δικτύου. Η διαδικασία πολλαπλών στρώσεων Perceptron (MLP) παράγει ένα μοντέλο πρόβλεψης για μία ή περισσότερες εξαρτώμενες (στόχος) μεταβλητές με βάση τις τιμές των μεταβλητών πρόβλεψης (ανεξάρτητες μεταβλητές). Ως εξαρτημένη μεταβλητή ορίστηκε η ευεξία των ναυτικών (euexia) και ως παράγοντες επίδρασής της οι μεταβλητές afirimada, aurnia, neurikotita, aytoktonia, exantlisi (βλέπε εικόνα 19). Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου ορίστηκε για 2 κρυφά επίπεδα ενώ οι συναρτήσεις που συνδέουν τα κρυφά επίπεδα και τις μονάδες αυτών μεταξύ τους είναι το άθροισμα των βαρών των εισόδων στην εξαρτημένη μεταβλητή. Η συνάρτηση στα κρυφά επίπεδα είναι υπερβολική της μορφής $\gamma(c) = \tanh(c)$ ενώ η συνάρτηση στο επίπεδο εξόδου της μορφής $\gamma(c) = c$ (βλέπε εικόνα 20).





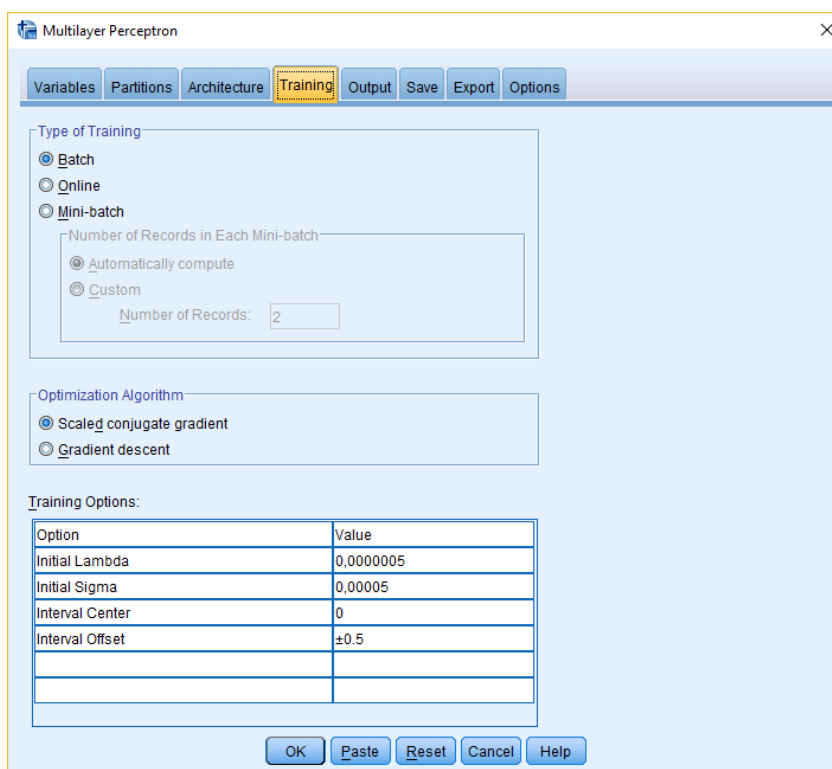
Εικόνα 21 Αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου

Από το σύνολο των 900 δεδομένων, 631 δείγματα (70,1%) λήφθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης και τα 269 (29,9%) ως δεδομένα ελέγχου με τυχαία επιλογή όπως φαίνεται στον πίνακα 8.

Πίνακας 8 Δεδομένα επεξεργασίας νευρωνικού δικτύου

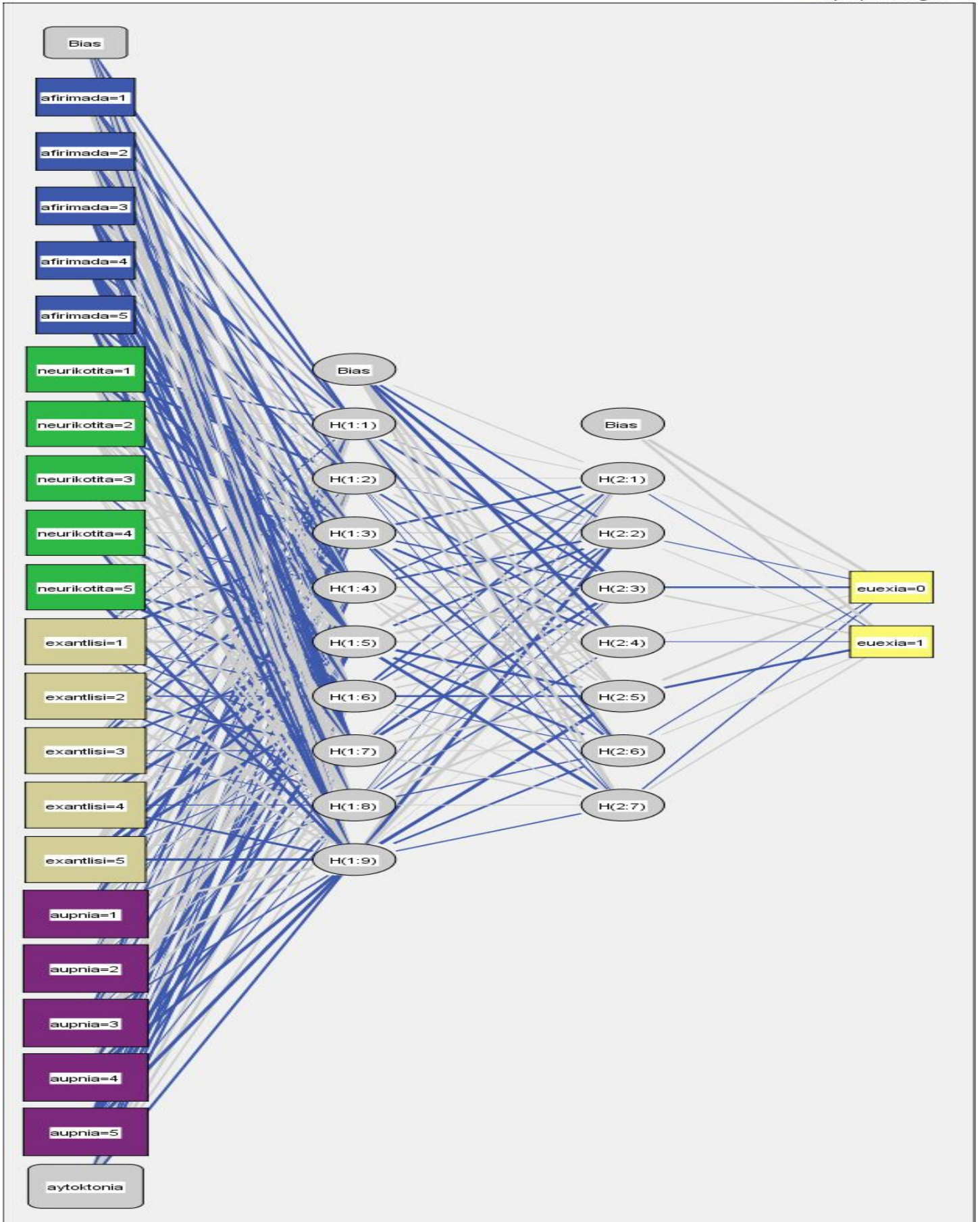
Case Processing Summary			
		N	Percent
Sample	Training	631	70,1%
	Testing	269	29,9%
Valid		900	100,0%
Excluded		0	
Total		900	

Ο τύπος της εκπαίδευσης που καθορίζει πως το δίκτυο επεξεργάζεται τις εγγραφές των δεδομένων εκπαίδευσης ορίστηκε ως Batch. Η τεχνική αυτή ενημερώνει τα συνοπτικά βάρη μόνο αφού περάσει όλες τις εγγραφές των δεδομένων εκπαίδευσης, δηλαδή χρησιμοποιεί πληροφορίες από όλα τα αρχεία στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης ελαχιστοποιώντας άμεσα το συνολικό σφάλμα με παραμέτρους lamda, sigma, interval center, interval offset (βλέπε εικόνα 21). Στην εικόνα 22 απεικονίζεται η δομή του νευρωνικού δικτύου που ταξινομεί τα δεδομένα όπου οι γραμμές με γκρι χρώμα έχουν θετικό βάρος ενώ αυτές με μπλε χρώμα αρνητικό συνοπτικό βάρος.



Εικόνα 22 Ρυθμίσεις δεδομένων εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου

— Synaptic Weight > 0
— Synaptic Weight < 0



Hidden layer activation function: Hyperbolic tangent
Output layer activation function: Identity

Εικόνα 23 Δομή νευρωνικού δικτύου

4.7 Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο

Στον πίνακα 9 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του μοντέλου του νευρωνικού δικτύου για την ταξινόμηση των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου. Το ποσοστό λάθους και στις δύο κατηγορίες δεδομένων είναι 0%.

Πίνακας 9 Συγκεντρωτικά στοιχεία νευρωνικού δικτύου

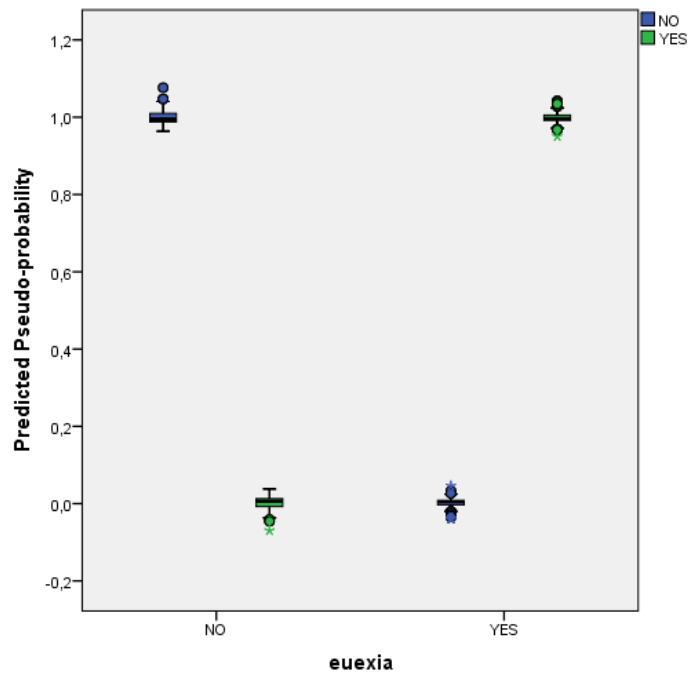
Model Summary		
Training	Sum of Squares Error	,152
	Percent Incorrect Predictions	0,0%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00,19
Testing	Sum of Squares Error	,077
	Percent Incorrect Predictions	0,0%
Dependent Variable: euexia		
a. Error computations are based on the testing sample.		

Στον πίνακα 10 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου με νευρωνικό δίκτυο ξεχωριστά για τις δυο κατηγορίες της ευεξίας NO, YES και το συνολικό ποσοστό πρόβλεψης που είναι 100%.

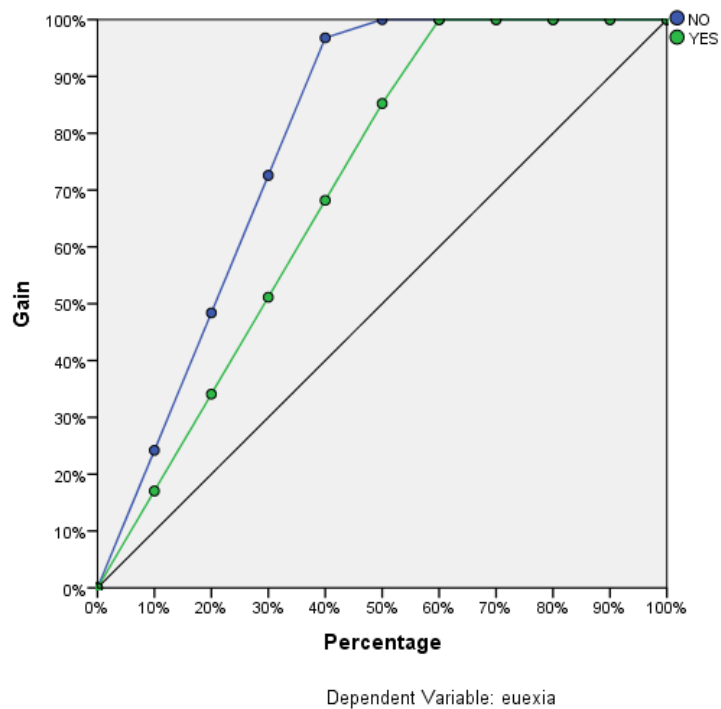
Πίνακας 10 Ταξινόμηση νευρωνικού δικτύου με MLP μέθοδο

Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		NO	YES	Percent Correct
Training	NO	251	0	100,0%
	YES	0	380	100,0%
	Overall Percent	39,8%	60,2%	100,0%
Testing	NO	121	0	100,0%
	YES	0	148	100,0%
	Overall Percent	45,0%	55,0%	100,0%
Dependent Variable: euexia				

Στις εικόνες 23 και 24 απεικονίζονται τα διαγράμματα πιθανότητας εμφάνισης και κέρδους αντίστοιχα των δυο κατηγοριών NO, YES της εξαρτημένης μεταβλητής euexia.



Εικόνα 24 Διάγραμμα πιθανότητας κατηγοριών ευεξίας

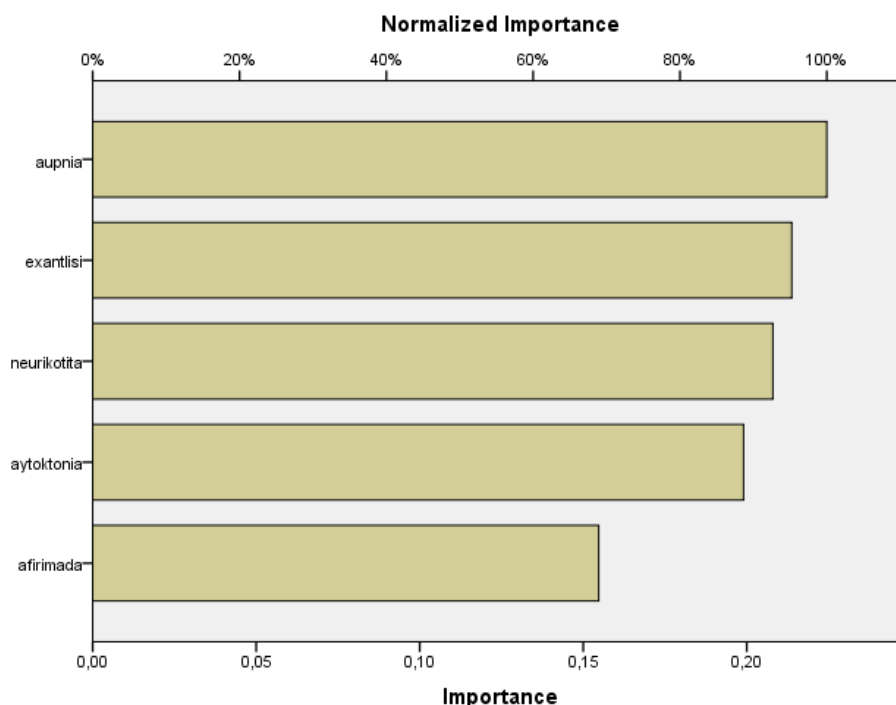


Εικόνα 25 Διάγραμμα κέρδους των κατηγοριών ευεξίας

Στον πίνακα 11 παρουσιάζεται η σημαντικότητα των ανεξάρτητων μεταβλητών σε σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή. Τα προβλήματα ύπνου έχουν την μεγαλύτερη σημαντικότητα με ποσοστό 22.4% και σε ποσοστά κανονικοποίησης 100% (βλέπε εικόνα 25).

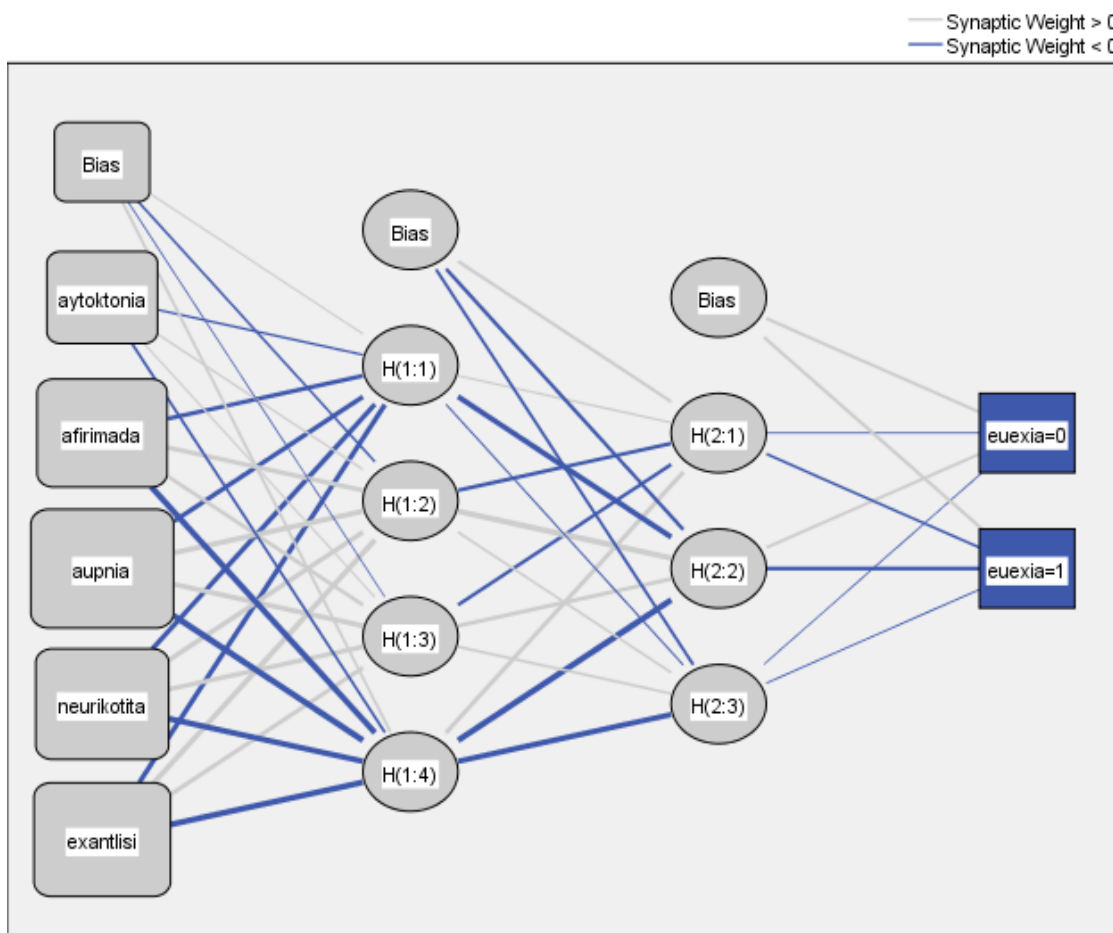
Πίνακας 11 Επίδραση ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου

Independent Variable Importance		
	Importance	Normalized Importance
Have there been times You lost focus during a pressing situation?	,155	68,9%
Have You been in situations of great tension or/ and nervousness?	,208	92,7%
Have You often felt tires-exhausted with no energy?	,214	95,2%
Sleep issues	,224	100,0%
Have You considered suicide?	,199	88,7%



Εικόνα 26 Ραβδόγραμμα σημαντικότητας ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου

Θέτοντας όλες τις ανεξάρτητες μεταβλητές ως συνμεταβλητές, η μορφή του νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνει συνολικά την κάθε μεταβλητή και όχι όλες τις δυνατές τιμές της (βλέπε εικόνα 26). Με γκρι χρώμα είναι συσχετίσεις μεταξύ των μονάδων των επιπέδων με θετικό βάρος ενώ με μπλε συσχετίσεις με αρνητικό βάρος.



Hidden layer activation function: Hyperbolic tangent

Output layer activation function: Identity

Εικόνα 27 Δομή συνοπτικού νευρωνικού δικτύου

Τα συνοπτικά βάρη μεταξύ των μονάδων των δυο κρυφών επιπέδων καθώς και οι θετικές ή αρνητικές συσχετίσεις μεταξύ τους παρουσιάζονται στον πίνακα 12. Από το επίπεδο εισόδου μέσω των κρυφών επιπέδων ένα και δυο οδηγούμαστε στο επίπεδο εξόδου έχοντας μια πρόβλεψη ποιος από τους predictor επηρεάζει περισσότερο την εξαρτημένη μεταβλητή euexia. Με κίτρινη διαγράμμιση φαίνεται η μεγαλύτερη επίδραση του κρυφού επιπέδου H(2:2) στην έξοδο. Η μεγαλύτερη συσχέτιση του επιπέδου H(2:2) με πράσινη

διαγράμμιση είναι με το κρυφό επίπεδο H(1:4). Τέλος ο παράγοντας αυπνία επιδρά περισσότερο στο κρυφό επίπεδο H(1:4).

Πίνακας 12 Εκτιμώμενοι παράμετροι νευρωνικού δικτύου

Parameter Estimates										
Predictor		Predicted								
		Hidden Layer 1				Hidden Layer 2			Output Layer	
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(2:1)	H(2:2)	H(2:3)	[euexia=0]	[euexia=1]
Input Layer	(Bias)	,207	-,316	-,122	,455					
	aytoktonia	-,309	,228	,212	-,417					
	afirimada	-,738	,809	,596	-1,376					
	aupnia	-,855	,957	,896	-1,487					
	neurikotita	-,873	,871	,851	-1,249					
	exantlisi	-,874	,959	,792	-1,266					
Hidden Layer 1	(Bias)					,500	-,568	-,494		
	H(1:1)					,306	-,976	-,160		
	H(1:2)					-,590	1,034	,321		
	H(1:3)					-,532	,608	,416		
	H(1:4)					,798	-1,407	-1,024		
Hidden Layer 2	(Bias)								,496	,502
	H(2:1)								-,133	-,322
	H(2:2)								,495	-,665
	H(2:3)								-,126	-,155

Το αποτέλεσμα αυτό επαληθεύεται και από τον πίνακα 13 της σημαντικότητας των predictors στην εξαρτημένη μεταβλητή euexia.

Πίνακας 13 Σημαντικότητα των παραγόντων εισόδου στην έξοδο

Independent Variable Importance		
	Importance	Normalized Importance
Have You considered suicide?	,152	66,3%
Have there been times You lost focus during a pressing situation?	,199	86,7%
Sleep issues	,229	100,0%
Have You been in situations of great tension or/ and nervousness?	,206	89,7%
Have You often felt tires-exhausted with no energy?	,214	93,4%

5. Συμπεράσματα - Συζήτηση

Μέθοδος Exhaustive CHAID με split-validation

Απαντώντας την ερευνητική ερώτηση «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης της προσωπικής ευεξίας μέσω της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη; Κατά πόσο το μοντέλο αυτό είναι αποδεκτό και αξιόπιστο;» αποδεικνύεται ότι με την μέθοδο **Exhaustive CHAID με split-validation** είναι εφικτή η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης ευεξίας των Ελλήνων ναυτικών με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 84.3% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 83.1% για τα δεδομένα ελέγχου. Επίσης, το χαρακτηριστικό γνώρισμα για την ύπαρξη ή μη ευεξίας που αποτελεί και τον τερματικό κόμβο των δέντρων αναζήτησης σύμφωνα με το κριτήριο μέγιστου κέρδους πληροφορίας είναι τα προβλήματα ύπνου (sleep issue, *aupnia*).

Μέθοδος Exhaustive CHAID με Crossvalidation

Απαντώντας την ερευνητική ερώτηση «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης της προσωπικής ευεξίας μέσω της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη; Κατά πόσο το μοντέλο αυτό είναι αποδεκτό και αξιόπιστο;» αποδεικνύεται ότι με την μέθοδο **Exhaustive CHAID με Crossvalidation** είναι εφικτή η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης ευεξίας των Ελλήνων ναυτικών με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης όλων των δεδομένων 86% και ποσοστό λάθους 14%. Επιπρόσθετα, το χαρακτηριστικό γνώρισμα για την ύπαρξη ή μη ευεξίας που αποτελεί και τον τερματικό κόμβο των δέντρων αναζήτησης σύμφωνα με το κριτήριο μέγιστου κέρδους πληροφορίας είναι τα προβλήματα ύπνου (sleep issue, *aupnia*).

Μέθοδος με αλγόριθμο ID3 σε περιβάλλον Matlab

Απαντώντας τις ερευνητικές ερωτήσεις «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης της προσωπικής ευεξίας μέσω της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη; Κατά πόσο το μοντέλο αυτό είναι αποδεκτό και αξιόπιστο;» και «Η δυαδική ταξινόμηση με το μέγιστο κέρδος πληροφορίας μπορεί να εφαρμοστεί;» αποδεικνύεται ότι με χρήση του **αλγορίθμου ID3 σε περιβάλλον Matlab** είναι εφικτή η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης ευεξίας των Ελλήνων ναυτικών με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης

91%. Ακόμη, το χαρακτηριστικό γνώρισμα για την ύπαρξη ή μη ευεξίας που αποτελεί και τον τερματικό κόμβο του δέντρου αναζήτησης σύμφωνα με το κριτήριο μέγιστου κέρδους πληροφορίας είναι τα προβλήματα ύπνου (sleep issue, aurpnia).

Μέθοδος MLP με νευρωνικό δίκτυο

Απαντώντας την ερευνητική ερώτηση «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης της προσωπικής ευεξίας μέσω της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη; Κατά πόσο το μοντέλο αυτό είναι αποδεκτό και αξιόπιστο;» αποδεικνύεται ότι με την μέθοδο **MLP με νευρωνικό δίκτυο** είναι εφικτή η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης ευεξίας των Ελλήνων ναυτικών με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 100% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 100% για τα δεδομένα ελέγχου. Επιπρόσθετα, η ανεξάρτητη μεταβλητή με το μεγαλύτερο ποσοστό επίδρασης για την ύπαρξη ή μη ευεξίας είναι τα προβλήματα ύπνου (sleep issue, aurpnia).

Στον παρακάτω πίνακα 14 πραγματοποιείται σύγκριση μεταξύ των μεθόδων που εφαρμόστηκαν με κριτήριο το ποσοστό σωστής πρόβλεψης της ευεξίας.

Πίνακας 14 Σύγκριση μεθόδων

Μέθοδος	Ποσοστό πρόβλεψης δεδομένων εκπαίδευσης	Ποσοστό πρόβλεψης δεδομένων ελέγχου
Exhaustive CHAID με split-validation	84.3%	83.1%
Exhaustive CHAID με Crossvalidation	86%	
Αλγόριθμος ID3 σε Matlab	91%	
MLP με νευρωνικό δίκτυο	100%	100%

Σε μελλοντική επέκταση της εργασίας θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί η ίδια έρευνα με διευρυμένο δείγμα δεδομένων εκπαίδευσης και εφαρμογή παραλλαγής του αλγορίθμου ID3 όπως ο αλγόριθμος ταξινόμησης C5.0, έτσι ώστε να διερευνηθεί μεγαλύτερο ποσοστό ύπαρξης ή μη ακρίβειας.

6. Βιβλιογραφία

- [1] Simon, H.A (1981). The Sciences of Artificial. MIT Press
- [2] Forsythe R. & Rada R. (1986). Machine Learning: Applications in Expert Systems and Information Retrieval. E. Horwood
- [3] Carbonell & Langley, 1983. Machine Learning in S. Shaphiro: Encyclopedia of A.I., Wiley.
- [4] Michalski, Carbonell and Mitchell 1983. Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach, Vol 1, Tioga Publishing
- [5] Νικολάου Γ. Προχωρημένα Θέματα Συστημάτων Ελέγχου, Διδακτικές σημειώσεις του Μεταπτυχιακού προγράμματος σπουδών, Πειραιάς 2017
- [6] Διαμαντάρας Κ., Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, Αθήνα 2007
- [7] Goldberg, David E.; Holland, John H. (1988). «Genetic algorithms and machine learning». Machine Learning 3
- [8] Michie, D.. Spiegelhalter, D. J.. Taylor, C. C. (1994). Machine Learning, Neural and Statistical Classification. Ellis Horwood.
- [9] Mehryar Mohri, Afshin Rostamizadeh, Ameet Talwalkar (2012) Foundations of Machine Learning, MIT Press
- [10] Ethem Alpaydin "Introduction to Machine Learning The MIT Press, 2010
- [11] Simon Haykin, "Neural networks and learning machines 3rd ed.", Prentice Hall, 2009
- [12] John Slavio, "Deep Learning and Artificial Intelligence: A Beginners' Guide to Neural Networks and Deep Learning", Abhishek Kumar, 2018
- [13] Stuart Russell, "Artificial Intelligence: A Modern Approach Paperback", Pearson Prentice Hall, 2015.
- [14] Ajay Agrawal, Joshua Gans, Avi Goldfarb, "Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence", Pearson Prentice Hall, 2018
- [15] Pao, Yoh-Han, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Wokingham, ΗΠΑ: Addison-Wesley, 1989.
- [16] Russel, S. J. , & Norvig, P., "Artificial Intelligence-A Modern Approach (2η έκδοση)", Upper Saddle River, Νιου Τζέρσεϋ: Pearson Prentice Hall, 2003.

- [17] Βλαχάβας, Ι., Κεφαλάς, Π., Βασιλειάδης, Ν., Ρεφανίδης, Ι., Κοκκοράς, Φ. & Σακελλαρίου, “Τεχνητή Νοημοσύνη (3η έκδοση)”, Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Πανεπιστήμιου Μακεδονίας, 2011.
- [18] Mitchell, T.M., “Machine Learning”, H.B.:McGraw-Hill International Editions, 1997.
- [19] Barr, A. and Feigenbaum, E. A. 1981. The Handbook of artificial intelligence, volume 1, Stanford, Calif.: HeurisTech Press ; Los Altos, Calif. : William Kaufmann
- [20] Βλαχάβας Ι., 2013. Σημειώσεις στη Τεχνητή Νοημοσύνη. Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη. Θεσσαλονίκη.
- [21] Forsythe R. & Rada R. (1986). Machine Learning: Applications in Expert Systems and Information Retrieval. E. Horwood
- [22] Michalski, Carbonell and Mitchell 1983. Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach, Vol 1, Tioga Publishing
- [23] Jepsen J., R., Zhao Z. and Leeuwen W., M.A, 2015. Seafarer fatigue: a review of risk factors, consequences for seafarers’ health and safety and options for mitigation. Int Marit Health, 66, 2: 106–117, Via Medica.
- [24] Witten, I.H., Frank, E. (2000), Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 2000.
- [25] Καμπουρλάζος Βασίλειος Γ. και Παπακόστας Γεώργιος Α., 2015. Εισαγωγή στην ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ. Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα, ISBN: 978-960-603-078-9, <http://www.kallipos.gr/>
- [26] Anderson, J. A. and Rosenfeld, E., 1988. Neurocomputing: Foundations of Research, MIT Press, Cambridge.
- [27] Widrow, B., and Lehr, M. A, 1990. ‘30 years of adaptive NN: Perceptron, Madaline and Backpropagation’, Proc. Of the IEEE, vol. 23.
- [28] Lippmann. R. P. 1987. ‘An introduction to Computing with NN’, IEEE ASSP Magazine, vol. 5
- [29] Kohonen, T., 1984. Self – Organization and Associative Memory, Springer Verlag, Berlin.
- [30] Selye H., 1956. The stress of life. New York, McGraw Hill Book Company (2nd ed, 1978)

- [31] Byrne M.J., Thompson LF. Key concepts for the study and practice of nursing, 2nd ed. Saint Louis, CV Mosby Company.
- [32] Dohrenwend, B. p., ShROUT, P. E., Egri, G. and Mendelson, F. S. (1980). What psychiatric screening scales measure in the general population: II. The components of demoralization by contrast with other dimensions of psychopathology. Archives of General Psychiatry, 37.
- [33] Benson, H. (Ed.). (2000). Foreword: Twenty-fifth anniversary update. In The relaxation response (pp. 1-45). New York: Harper Torch.
- [34] Elo A. L., 1985. Health and stress of seafarers. Scandinavian Journal of Work, Environment & Health 11, 427-432.
- [35] Farber Barry A., (1983). Stress and Burnout in the Human Service Professions. New York: Pergamum Press.
- [36] Moghaddum K.M. et al.(2013). Guidelines to Reducing Fatigue in Seafarers. Science explorer Publications.
- [37] Ευρωπαϊκή Επιτροπή (2017). Ναυτικοί: Νέα μέτρα για τη βελτίωση των συνθηκών εργασίας.
- [38] Carotenuto A., Molino I., Fasanaro A., M. and Amenta F., 2012. Psychological stress in seafarers: a review. Int Marit Health 2012; 63, 4: 188–194, Via Medica
- [39] Campbell, A., Converse, P., Rodgers, W. L. (1976). The quality of American life: Perceptions, evaluation and satisfactions. New York: Russell Sage Foundation.

Δικτυακοί τόποι

- [1] <https://libguides.library.kent.edu/SPSS/home>
- [2] <https://www.ibm.com/cloud/garage/tutorials/ibm-spss-statistics/advanced-analytics-with-ibm-spss-statistics#modeling-decision-trees>
- [3] <https://uk.mathworks.com/products/matlab.html>

7. Παράρτημα

Παράρτημα 1 [ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ]

I. Προσωπικές πληροφορίες

I.1.	Σε ποιο τύπο πλοίου εργάζεσθε σήμερα;	Container	Bulk Carrier	
		Tanker Vessel	LNG/LPG	
		Passenger/Cruise	Άλλο (παρακαλώ περιγράψτε)	
I.2.	Σε τι θέση;	Πλοίαρχος	Μηχανικός	Άλλο:.....
I.3.	Διάρκεια τελευταίου ταξιδιού (contract) και προηγούμενο διάστημα εκτός πλοίου (time on and off board) (μήνες εν πλω/ on board) (μήνες στην ξηρά/ off duty)	
I.4.	Πόσα χρόνια εργάζεσθε στο συγκεκριμένο τομέα;		
I.5.	Ποια είναι η οικογενειακή σας κατάσταση;	Άγαμος/η	Έγγαμος/η	Διαζευγμένος/η
I.6.	Ποια η ηλικία σας		
I.7.	Φύλο;	Άρρεν	Θήλυ	

II. Ερωτήσεις που αφορούν τη ναυτική εκπαίδευση

II.8.	Πόσο χρήσιμη θεωρείτε την ύπαρξη ενός ειδικού σχολείου management πλοίου;	1	2	3	4	5
II.9.	Κατά πόσο θα σας ωφελήσει ένα σεμινάριο διαχείρισης κρίσεων και λήψης αποφάσεων;	1	2	3	4	5
II.10.	Θεωρείτε αναγκαίο να διδάσκεστε ένα μάθημα περιβαλλοντολογικής εκπαίδευσης;	1	2	3	4	5
II.11.	Θεωρείτε αναγκαία τη διδασκαλία των μαθημάτων με χρήση Simulator ή/ και άλλων προγραμμάτων προσομοίωσης;	1	2	3	4	5
II.12.	Θα σας ήταν ωφέλιμη η παρακολούθηση ειδικού σχολείου High Voltage και αρχών ηλεκτροπρόωσης (propulsion) πλοίων;	1	2	3	4	5

1 Καθόλου 2 Πολύ λίγο 3 Μέτρια 4 Αρκετά 5 Πάρα πολύ

III. Ερωτήσεις προσδιορισμού προσωπικότητας.

III.13.	Είμαι απαιτητικός από τον εαυτό μου και από τους άλλους	1	2	3	4	5
III.14.	Είμαι πολύ ανταγωνιστικός με τους άλλους	1	2	3	4	5
III.15.	Είμαι υπομονετικός	1	2	3	4	5
III.16.	Νομίζω πως ο χρόνος ποτέ δεν είναι αρκετός, έχω τόσα πολλά να κάνω!	1	2	3	4	5
III.17.	Θεωρώ πως ότι είναι να γίνει πρέπει να γίνει τέλεια και αμέσως	1	2	3	4	5
III.18.	Είμαι φιλόδοξος, θέλω να εξελιχθώ και να αναβαθμιστώ γρήγορα	1	2	3	4	5
III.19.	Είμαι συνεχώς σε ένταση, δύσκολα χαλαρώνω	1	2	3	4	5
III.20.	Με ενδιαφέρει η αναγνώριση από τους άλλους για την καλή μου δουλειά	1	2	3	4	5
III.21.	Είμαι εξωστρεφής, εκδηλώνω τα συναισθήματά μου στους άλλους	1	2	3	4	5

1 Καθόλου 2 Πολύ λίγο 3 Μέτρια 4 Αρκετά 5 Πάρα πολύ

IV. Ερωτήσεις που αφορούν το χώρο εργασίας.

IV.22.	Θερμοκρασία εργασιακού περιβάλλοντος	1	2	3	4	5
IV.23.	Ο εξαερισμός στο χώρο της δουλειάς μου, εισπνοή μολυσμένου αέρα	1	2	3	4	5
IV.24.	Ο φωτισμός στο χώρο της δουλειάς μου	1	2	3	4	5
IV.25.	Επικίνδυνες χημικές ή τοξικές ή καυστικές ουσίες, ή τοξικά κ.α. απόβλητα	1	2	3	4	5
IV.26.	Έκθεση σε ακτινοβολίες ή ηλεκτρομαγνητικά πεδία στην εργασία μου	1	2	3	4	5
IV.27.	Έκθεση σε εστίες μόλυνσης, βιολογικά υγρά, καρκινογόνα, κυτταροστατικά	1	2	3	4	5
IV.28.	Δονήσεις στο σώμα μου από την εργασία μου, Θόρυβος στο χώρο εργασίας μου	1	2	3	4	5
IV.29.	Οι συνθήκες εργασίας σε σχέση με την παρούσα υγεία μου	1	2	3	4	5
IV.30.	Παροχή και διάθεση των απαραίτητων Μέσων Ατομικής Προστασίας (ΜΑΠ)	1	2	3	4	5
IV.31.	Επάρκεια, ποιότητα και ασφάλεια του εξοπλισμού και των εργαλείων που χρησιμοποιούνται	1	2	3	4	5
IV.32.	Άβολες στάσεις εργασίας για μεγάλο χρόνο, άρση μεγάλων βαρών, εργασία σε ύψος, εργασία σε κλειστούς χώρους	1	2	3	4	5
IV.33.	Ωρες εργασίας, κυκλικότητα εργασίας (βάρδιες), διευρυμένο ωράριο κατά φορτοεκφόρτωση, επιθεώρηση, κ.α.	1	2	3	4	5

1 Πάρα πολύ δυσαρεστημένος 2 Σχετικά δυσαρεστημένος 3 Ούτε καλά, Ούτε άσχημα
 4 Αρκετά ευχαριστημένος 5 Πάρα πολύ ευχαριστημένος

V. Ερωτήσεις για τις συνθήκες διαβίωσης πάνω στο πλοίο

V.	Τι πηγές διασκέδασης διαθέτει το πλοίο που εργάζεστε;	Αναφέρετε:.....	
V.	Έχετε επικοινωνία με τον έξω κόσμο (οικογένεια, φίλοι, νέα, ειδήσεις);	ΝΑΙ	ΟΧΙ
V.	Οι ανώτεροί σας σας παρέχουν την απαραίτητη τεχνική υποστήριξη;	ΝΑΙ	ΟΧΙ
V.	Είστε ευχαριστημένοι με τον τύπο διατροφής σας στο πλοίο;	ΝΑΙ	ΟΧΙ

VI. Ερωτήσεις που αφορούν τρόπους αντιμετώπισης των προβλημάτων διαβίωσης στο πλοίο. Κατά πόσο θα σας βοηθούσαν:

I.38.	Περισσότερες πηγές διασκέδασης στο πλοίο (αίθουσα ταινιών, μουσική, gaming room)	1	2	3	4	5
I.39.	Καλύτερη και συχνότερη επικοινωνία με τον έξω κόσμο (οικογένεια, φίλοι, συγγενείς, νέα, ειδήσεις)	1	2	3	4	5
I.40.	Τεχνική υποστήριξη - εκπαίδευση (μετάδοση εμπειριών) από τους ανωτέρους επί του πλοίου	1	2	3	4	5
I.41.	Πλήρη και ειλικρινή ενημέρωση για την κατάσταση του πλοίου κατά την παράδοση παραλαβή (όταν γίνεται αντικατάσταση πληρώματος)	1	2	3	4	5
I.42.	Ύπαρξη Ελλήνων μαγείρων για τη διατροφή του πληρώματος	1	2	3	4	5

1 Καθόλου 2 Πολύ λίγο 3 Μέτρια 4 Αρκετά 5 Πάρα πολύ

VII. Ερωτήσεις που αφορούν την προσωπική ευεξία κατά το τελευταίο σας ταξίδι.

I.43.	Κάνατε συχνά κινήσεις και πράξεις βιαστικές ή απερίσκεπτες;	1	2	3	4	5
I.44.	Βαριόσασταν εύκολα;	1	2	3	4	5
I.45.	Υπήρξαν φορές που ίσως γίνατε ειρωνικός/ή επιθετικός/ή απέναντι στους συνεργάτες σας;	1	2	3	4	5
I.46.	Νοιώσατε ευαίσθητος/η συναισθηματικά ή απογοητευμένος/ή;	1	2	3	4	5
I.47.	Υπήρξαν φορές που χάσατε τον ειρμό των σκέψεών σας όταν έπρεπε να κάνετε κάτι γρήγορα;	1	2	3	4	5
I.48.	Φοβόσασταν όταν μένατε μόνος/η;	1	2	3	4	5
I.49.	Σας φόβιζαν άγνωστοι άνθρωποι ή άγνωστα μέρη;	1	2	3	4	5
I.50.	Θεωρούσαν οι άλλοι ότι είστε νευρικό άτομο;	1	2	3	4	5
I.51.	Είχατε δυσκολία ν' αποκοιμηθείτε ή ξυπνούσατε το βράδυ;	1	2	3	4	5
I.52.	Αυξήσατε τον τελευταίο καιρό την κατανάλωση αλκοόλ;	1	2	3	4	5
I.53.	Αυξήσατε τον τελευταίο καιρό την κατανάλωση καφέ;	1	2	3	4	5
I.54.	Βρεθήκατε σε κατάσταση μεγάλης έντασης ή νευρικότητας;	1	2	3	4	5
I.55.	Σας συνέβαινε να είστε αναποφάσιτος/η;	1	2	3	4	5
I.56.	Είχατε αδυναμία συγκέντρωσης, αφηρημάδα;	1	2	3	4	5
I.57.	Είχατε μικρο/ ατυχήματα στην εργασία σας;	1	2	3	4	5
I.58.	Είχατε προβλήματα με το πεπτικό σας σύστημα ή διατροφικές διαταραχές (ανορεξία / βουλιμία);	1	2	3	4	5
I.59.	Σας πέρασε από το μυαλό η αυτοκτονία;	1	2	3	4	5
I.60.	Νιώθατε συχνά κουρασμένος, εξαντλημένος, χωρίς ενέργεια;	1	2	3	4	5

1 Καθόλου 2 Πολύ λίγο 3 Μέτρια 4 Αρκετά 5 Πάρα πολύ

VIII. Ερωτήσεις που αφορούν τις εργασιακές συνθήκες (τελευταίοι έξι μήνες).

I.61.	Είμαι ικανοποιημένος από την εργασία μου	1	2	3	4	5
I.62.	Με μεταχειρίζονται ισότιμα και δίκαια σε σχέση με τους άλλους	1	2	3	4	5
I.63.	Η εργασία μου είναι μονότονη και βαρετή	1	2	3	4	5
I.64.	Είναι σαφής ο ρόλος μου και οι ευθύνες μου στην εργασία μου	1	2	3	4	5
I.65.	Δουλεύω απομονωμένος πολλές ώρες	1	2	3	4	5
I.66.	Μου παρέχεται επαρκής εκπαίδευση για τη θέση εργασίας μου	1	2	3	4	5

I.67.	Συμμετέχω στη λήψη σημαντικών αποφάσεων, η γνώμη μου μετράει	1	2	3	4	5
I.68.	Αναγνωρίζεται η προσφορά μου στην εργασία από τους γύρω μου	1	2	3	4	5
I.69.	Διατηρώ ισορροπία μεταξύ της εργασίας και της προσωπικής οικογενειακής μου ζωής	1	2	3	4	5
I.70.	Αξιοποιούνται οι ικανότητες μου στη δουλειά μου	1	2	3	4	5
I.71.	Αισθάνομαι ασφάλεια και σταθερότητα στην εργασία μου	1	2	3	4	5
I.72.	Οι ανώτεροί μου, μου παρέχουν αρκετή υποστήριξη όταν χρειάζεται	1	2	3	4	5
I.73.	Διαπληκτίζομαι συχνά με τους άλλους στη δουλειά μου	1	2	3	4	5
I.74.	Η στάση της διοίκησης απέναντί μου με ικανοποιεί	1	2	3	4	5
I.75.	Υπάρχει ευελιξία όταν προκύπτουν προσωπικά προβλήματα	1	2	3	4	5
I.76.	Επικοινωνώ καλά με τους συναδέλφους μου στη δουλειά	1	2	3	4	5
I.77.	Επικοινωνώ καλά με τους προϊσταμένους μου στη δουλειά	1	2	3	4	5
I.78.	Πληρώνομαι ικανοποιητικά για τη δουλειά που προσφέρω	1	2	3	4	5
I.79.	Υπάρχουν ευκαιρίες για περαιτέρω εκπαίδευση και ανάπτυξη δεξιοτήτων	1	2	3	4	5
I.80.	Υπάρχουν ευκαιρίες για προαγωγή και περαιτέρω εξέλιξη	1	2	3	4	5
I.81.	Μου παρέχονται πληροφορίες σχετικά με την απόδοσή μου	1	2	3	4	5
I.82.	Στη δουλειά μου υπάρχουν κάποιοι που θέλουν να με διώξουν, με βάζουν στο περιθώριο, νιώθω ανεπιθύμητος	1	2	3	4	5
I.83.	Υπάρχει μεγάλος φόρτος εργασίας, πίεση στη δουλειά πέρα από τα όριά μου	1	2	3	4	5
I.84.	Εξουθενωτικός ρυθμός εργασίας, πιεστικές προθεσμίες	1	2	3	4	5
I.85.	Με εξαναγκάζουν συχνά να εργάζομαι υπερωρίες	1	2	3	4	5
I.86.	Στο γραφείο της εταιρείας υπάρχει κάποιος που μου προκαλεί εξαναγκασμό / βία	1	2	3	4	5
I.87.	Το περιβάλλον στην εργασία μου αλλάζει συνεχώς και γρήγορα	1	2	3	4	5
I.88.	Υπάρχει ανταγωνισμός στη δουλειά μου	1	2	3	4	5
I.89.	Στο χώρο της δουλειάς μου έχει υπάρξει κάποιος/α που με παρενόχλησε σεξουαλικά	1	2	3	4	5
I.90.	Φοβάμαι κατά πόσο η οικονομική κρίση στη χώρα καταγωγής μου θα επηρεάσει τη δουλειά μου	1	2	3	4	5
I.91.	Έχω κοινωνική συναναστροφή με τους συναδέλφους μου	1	2	3	4	5

I.92.	Πρέπει να επιτυγχάνω διαρκώς υψηλότερους στόχους για να παραμείνω στη δουλειά	1	2	3	4	5
I.93.	Ανησυχώ πως ο μισθός μου θα μειωθεί λόγω των οικονομικών συνθηκών	1	2	3	4	5
I.94.	Η οικογένεια μου καταλαβαίνει και συμμερίζεται τις δυσκολίες μου στη δουλειά	1	2	3	4	5
I.95.	Ο μισθός μου, είναι επαρκής για να τα βγάλω πέρα	1	2	3	4	5
I.96.	Στην εργασία μου, εγώ έχω τον έλεγχο της κατάστασης	1	2	3	4	5
I.97.	Μου λείπει η οικογένειά μου όταν είμαι σε ταξίδι	1	2	3	4	5
I.98.	Νιώθω ότι ανήκω και είμαι ενταγμένος στην οικογένειά μου επιστρέφοντας από κάθε ταξίδι	1	2	3	4	5
I.99.	Έχω την δυνατότητα επικοινωνίας με τους δικούς μου καθημερινά	1	2	3	4	5
100.	Η επικοινωνία με τους δικούς μου είναι πολύ δύσκολη και παραμένει πολύ επιφανειακή	1	2	3	4	5
101.	Η ιδιωτικότητά μου παραβιάζεται στον εργασιακό χώρο	1	2	3	4	5

1 Καθόλου 2 Πολύ λίγο 3 Μέτρια 4 Αρκετά 5 Πάρα πολύ

Παράρτημα 2 [Άδεια από το αρμόδιο υπουργείο]



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ
ΚΑΙ ΝΗΣΙΩΤΙΚΗΣ ΠΟΛΙΤΙΚΗΣ
ΑΡΧΗΓΕΙΟ ΛΙΜΕΝΙΚΟΥ ΣΩΜΑΤΟΣ –
ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΑΚΤΟΦΥΛΑΚΗΣ
Κ.Ε.Σ.Ε.Ν./ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΓΡ. ΓΡΑΜΜΑΤΕΙΑΣ

Ταχ. Δ/ση : Λ.Φλέμυγκ 43
Ταχ. Κώδικας: 182 33 ΑΓ.Ι.ΡΕΝΤΗΣ
Πληροφορίες: Λ/Φ ΚΑΠΑΝΤΑΝ Δ.
Τηλέφωνο : 2104810615
Telefax : 2104813314
E-mail : kesenm@hcg.gr

Αγ. Ι. Ρέντης, 08-05-2017
Αρ. Πρωτ.: 2231.10/01/17

ΠΡΟΣ: ΥΝΑΝΠ/ΑΛΣ-ΕΛ.ΑΚΤ./ΔΕΚΝ Α΄

ΚΟΙΝ.: ΚΕΣΕΝ/Π

Θέμα: « Υποβολή αίτησης».

ΣΧΕΤ.: Η Αρ.Πρωτ.:874/02-05-2017 Αίτηση καθηγητών ΚΕΣΕΝ/Μ.

1. Σας υποβάλλουμε συνημμένα την παραπάνω σχετική αίτηση των καθηγητών της Σχολής μας:

- Α) ΙΔΑΧ ΧΡΙΣΤΟΔΟΥΛΟΥ Δημήτριου,
- Β) ΙΔΟΧ ΚΑΡΑΓΚΟΥΝΗ Αναστάσιου και
- γ) ΙΔΟΧ ΠΑΛΛΑ Δημήτριου,

με την οποία αιτούνται να τους επιτραπεί η διανομή ερωτηματολογίου στους σπουδαστές του ΚΕΣΕΝ/Π-Μ στα πλαίσια εκπόνησης μεταπτυχιακής εργασίας τους.

2. Η Υπηρεσία μας δεν έχει αντίρρηση για την εν λόγω δράση, με την προϋπόθεση ότι δεν θα παρακλυθεί η εκπαιδευτική διαδικασία.

3. Παρακαλούμε για την ενημέρωση και τις δικές σας, κατά λόγω αρμοδιότητας, ενέργειες.-

Ο Διοικητής



Γεώργιος Α.Σ. ΔΡΙΒΑΚΟΣ Γεώργιος

Επισυνάπτονται:

Αίτηση μετά συνημμένων δικαιολογητικών (φ.08)

ΑΠ. 874/2-5-17

Αγ.Ι.Ρέντη 02-05-2017

ΠΡΟΣ : ΔΙΟΙΚΗΤΗ ΚΕΣΕΝ/ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΚΟΙΝ : ΔΙΕΘΥΝΤΗ ΣΠΟΥΔΩΝ ΚΕΣΕΝ/ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

Παρακαλούμε όπως μας επιτραπεί η διανομή ερωτηματολογίου (Διερεύνηση των Αιτιών και Συμπτωμάτων Ψυχολογικής Συμπεριφοράς των Ελλήνων Ναυτικών στα Πλοία) στους σπουδαστές του ΚΕΣΕΝ/Μηχανικών-Πλοιάρχων.

Στα πλαίσια εκπόνησης Μεταπτυχιακής Εργασίας στο Διδρυματικό Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών «ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΣΤΗΝ ΝΑΥΤΙΛΙΑ ΚΑΙ ΤΙΣ ΜΕΤΑΦΟΡΕΣ» του Πανεπιστημίου Αιγαίου και Α.Ε.Ι. Πειραιά Τ.Τ. στο Μάθημα «ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΡΕΥΝΑΣ»

Για την ομαλή και αδιάλειπτη λειτουργία της Σχολής, η διάρκεια απάντησης του ερωτηματολογίου δεν θα υπερβαίνει τα 20' (είκοσι) λεπτά της ώρας και η όλη διαδικασία θα γίνει σταδιακά ανά αίθουσα και με διάρκεια 1-2 εβδομάδες.

Ευχαριστούμε πολύ

Οι Συμμετέχοντες Καθηγητές του ΚΕΣΕΝ/Μηχανικών


Χριστοδούλου Δημήτρης


Καραγκούνης Αναστάσιος


Πάλλας Δημήτριος

Επισυνάπτονται: φύλλα τέσσερα (4)

- 1.Βεβαίωση σπουδών φύλλα ένα (1)
- 2.Ερωτηματολόγιο φύλλα τρία (3)

Παράρτημα 3 [Κώδικας ID3 σε Matlab]

```
function [tree] = ID3(examples, attributes, activeAttributes)
% ID3  Runs the ID3 algorithm on the matrix of examples and
attributes
% args:
%     examples          - matrix of 1s and 0s for trues and
falses, the
%                        last value in each row being the value
of the
%                        classifying attribute
%     attributes        - cell array of attribute strings (no
CLASS)
%     activeAttributes  - vector of 1s and 0s, 1 if corresponding
attr.
%                        active (no CLASS)
% return:
%     tree              - the root node of a decision tree
% tree struct:
%     value             - will be the string for the splitting
attribute, or 'true' or 'false' for leaf
%     left              - left pointer to another tree node (left
means
%                        the splitting attribute was false)
%     right             - right pointer to another tree node
(right
%                        means the splitting attribute was true)

if (isempty(examples));
    error('ΠΡΕΠΕΙ ΝΑ ΔΩΘΟΥΝ ΔΕΔΟΜΕΝΑ');
end

% Constants
numberAttributes = length(activeAttributes);
numberExamples = length(examples(:,1));

% Create the tree node
tree = struct('value', 'null', 'left', 'null', 'right', 'null');

% If last value of all rows in examples is 1, return tree labeled
'true'
lastColumnSum = sum(examples(:, numberAttributes + 1));
if (lastColumnSum == numberExamples);
    tree.value = 'true';
    return
end
% If last value of all rows in examples is 0, return tree labeled
'false'
if (lastColumnSum == 0);
    tree.value = 'false';
    return
end
% If activeAttributes is empty, then return tree with label as most
common
% value
if (sum(activeAttributes) == 0);
    if (lastColumnSum >= numberExamples / 2);
        tree.value = 'true';
    end
end
```

```

        else
            tree.value = 'false';
        end
    end
    return
end

% Find the current entropy
p1 = lastColumnSum / numberExamples;
if (p1 == 0);
    p1_eq = 0;
else
    p1_eq = -1*p1*log2(p1);
end
p0 = (numberExamples - lastColumnSum) / numberExamples;
if (p0 == 0);
    p0_eq = 0;
else
    p0_eq = -1*p0*log2(p0);
end
currentEntropy = p1_eq + p0_eq;
% Find the attribute that maximizes information gain
gains = -1*ones(1,numberAttributes); %-1 if inactive, gains for all
else
% Loop through attributes updating gains, making sure they are still
active
for i=1:numberAttributes;
    if (activeAttributes(i)) % this one is still active, update its
gain
        s0 = 0; s0_and_true = 0;
        s1 = 0; s1_and_true = 0;
        for j=1:numberExamples;
            if (examples(j,i)); % this instance has splitting attr.
true
                s1 = s1 + 1;
                if (examples(j, numberAttributes + 1)); %target attr
is true
                    s1_and_true = s1_and_true + 1;
                end
            else
                s0 = s0 + 1;
                if (examples(j, numberAttributes + 1)); %target attr
is true
                    s0_and_true = s0_and_true + 1;
                end
            end
        end
    end
end

% Entropy for S(v=1)
if (~s1);
    p1 = 0;
else
    p1 = (s1_and_true / s1);
end
if (p1 == 0);
    p1_eq = 0;
else
    p1_eq = -1*(p1)*log2(p1);
end

```

```

    if (~s1);
        p0 = 0;
    else
        p0 = ((s1 - s1_and_true) / s1);
    end
    if (p0 == 0);
        p0_eq = 0;
    else
        p0_eq = -1*(p0)*log2(p0);
    end
    entropy_s1 = p1_eq + p0_eq;

    % Entropy for S(v=0)
    if (~s0);
        p1 = 0;
    else
        p1 = (s0_and_true / s0);
    end
    if (p1 == 0);
        p1_eq = 0;
    else
        p1_eq = -1*(p1)*log2(p1);
    end
    if (~s0);
        p0 = 0;
    else
        p0 = ((s0 - s0_and_true) / s0);
    end
    if (p0 == 0);
        p0_eq = 0;
    else
        p0_eq = -1*(p0)*log2(p0);
    end
    entropy_s0 = p1_eq + p0_eq;

    gains(i) = currentEntropy - ((s1/numberExamples)*entropy_s1) -
        ((s0/numberExamples)*entropy_s0);
    end
end

% Pick the attribute that maximizes gains
[~, bestAttribute] = max(gains);
% Set tree.value to bestAttribute's relevant string
tree.value = attributes{bestAttribute};
% Remove splitting attribute from activeAttributes
activeAttributes(bestAttribute) = 0;

% Initialize and create the new example matrices
examples_0 = []; examples_0_index = 1;
examples_1 = []; examples_1_index = 1;
for i=1:numberExamples;
    if (examples(i, bestAttribute)); % this instance has it as 1/true
        examples_1(examples_1_index, :) = examples(i, :); % copy over
        examples_1_index = examples_1_index + 1;
    else
        examples_0(examples_0_index, :) = examples(i, :);
        examples_0_index = examples_0_index + 1;
    end
end

```



```

end

% For both values of the splitting attribute
% For value = false or 0, corresponds to left branch
% If examples_0 is empty, add leaf node to the left with relevant
label
if (isempty(examples_0));
    leaf = struct('value', 'null', 'left', 'null', 'right', 'null');
    if (lastColumnSum >= numberExamples / 2); % for matrix examples
        leaf.value = 'true';
    else
        leaf.value = 'false';
    end
    tree.left = leaf;
else
    % Here is were we can recur
    tree.left = ID3(examples_0, attributes, activeAttributes);
end
% For value = true or 1, corresponds to right branch
% If examples_1 is empty, add leaf node to the right with relevant
label
if (isempty(examples_1));
    leaf = struct('value', 'null', 'left', 'null', 'right', 'null');
    if (lastColumnSum >= numberExamples / 2); % for matrix examples
        leaf.value = 'true';
    else
        leaf.value = 'false';
    end
    tree.right = leaf;
else
    % Here is were we can recur
    tree.right = ID3(examples_1, attributes, activeAttributes);
end

% Now we can return tree
return
end



---


function[] = decisiontree(inputFileName, trainingSetSize,
numberOfTrials,verbose)
% DECISIONTREE Create a decision tree by following the ID3 algorithm
% args:
%   inputFileName       - the fully specified path to input file
%   trainingSetSize     - integer specifying number of examples from
input
%                       used to train the dataset
%   numberOfTrials     - integer specifying how many times decision
tree
%                       will be built from a randomly selected
subset
%                       of the training examples
%   verbose             - string that must be either '1' or '0', if '1'
%                       output includes training and test sets, else
%                       it will only contain description of tree and
%                       results for the trials

% Read in the specified text file contain the examples

```

```

fid = fopen(inputFileName, 'rt');
dataInput = textscan(fid, '%s');
% Close the file
fclose(fid);

% Reformat the data into attribute array and data matrix of 1s and 0s
for
% true or false
i = 1;
% First store the attributes into a cell array
while (~strcmp(dataInput{1}{i}, 'euexia'));
    i = i + 1;
end
attributes = cell(1,i);
for j=1:i;
    attributes{j} = dataInput{1}{j};
end

% NOTE: The classification will be the final attribute in the data
rows
% below
numAttributes = i;
numInstances = (length(dataInput{1}) - numAttributes) / numAttributes;
% Then store the data into matrix
data = zeros(numInstances, numAttributes);
i = i + 1;
for j=1:numInstances
    for k=1:numAttributes
        data(j, k) = strcmp(dataInput{1}{i}, 'true');
        i = i + 1;
    end
end

% Here is where the trials start
for i=1:numberOfTrials;

    % Print the trial number
    fprintf('ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΟΚΙΜΩΝ: %d\n\n', i);

    % Split data into training and testing sets randomly
    % Use randsample to get a vector of row numbers for the training
set
    rows = sort(randsample(numInstances, trainingSetSize));
    % Initialize two new matrices, training set and test set
    trainingSet = zeros(trainingSetSize, numAttributes);
    testingSetSize = (numInstances - trainingSetSize);
    testingSet = zeros(testingSetSize, numAttributes);
    % Loop through data matrix, copying relevant rows to each matrix
    training_index = 1;
    testing_index = 1;
    for data_index=1:numInstances;
        if (rows(training_index) == data_index);
            trainingSet(training_index, :) = data(data_index, :);
            if (training_index < trainingSetSize);
                training_index = training_index + 1;
            end
        else
            testingSet(testing_index, :) = data(data_index, :);

```

```

        if (testing_index < testingSetSize);
            testing_index = testing_index + 1;
        end
    end
end

% If verbose, print out training set
if (verbose);
    for ii=1:numAttributes;
        fprintf('%s\t', attributes{ii});
    end
    fprintf('\n');
    for ii=1:trainingSetSize;
        for jj=1:numAttributes;
            if (trainingSet(ii, jj));
                fprintf('%s\t', 'true');
            else
                fprintf('%s\t', 'false');
            end
        end
    end
    fprintf('\n');
end

% Estimate the expected prior probability of TRUE and FALSE based
on
% training set
if (sum(trainingSet(:, numAttributes)) >= trainingSetSize);
    expectedPrior = 'true';
else
    expectedPrior = 'false';
end

% Construct a decision tree on the training set using the ID3
algorithm
activeAttributes = ones(1, length(attributes) - 1);
new_attributes = attributes(1:length(attributes)-1);
tree = ID3(trainingSet, attributes, activeAttributes);

% Print out the tree
fprintf('ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΔΕΝΤΡΟΥ ΑΠΟΦΑΣΗΣ:\n');
PrintTree(tree, 'root');

% Run tree and expected prior against testing set, recording
% classifications
% The second column is for actual classification, first for
calculated
ID3_Classifications = zeros(testingSetSize,2);
ExpectedPrior_Classifications = zeros(testingSetSize,2);
ID3_numCorrect = 0; ExpectedPrior_numCorrect = 0;
for k=1:testingSetSize; %over the testing set
    % Call a recursive function to follow the tree nodes and
classify
    ID3_Classifications(k,:) = ...
        ClassifyByTree(tree, new_attributes, testingSet(k,:));

    ExpectedPrior_Classifications(k, 2) =
testingSet(k,numAttributes);
end

```

```

        if (expectedPrior);
            ExpectedPrior_Classifications(k, 1) = 1;
        else
            ExpectedPrior_Classifications(k, 0) = 0;
        end

        if (ID3_Classifications(k,1) == ID3_Classifications(k, 2));
%correct
            ID3_numCorrect = ID3_numCorrect + 1;
        end
        if (ExpectedPrior_Classifications(k,1) ==
ExpectedPrior_Classifications(k,2));
            ExpectedPrior_numCorrect = ExpectedPrior_numCorrect + 1;
        end
    end

    % If verbose, print the testing data with final two columns ID3
Class
    % and Prior Class
    if (verbose);
        for ii=1:numAttributes;
            fprintf('%s\t', attributes{ii});
        end
        fprintf('%s\t%s\t', 'ID3 Class', 'Prior Class');
        fprintf('\n');
        for ii=1:testingSetSize;
            for jj=1:numAttributes;
                if (testingSet(ii, jj));
                    fprintf('%s\t', 'true');
                else
                    fprintf('%s\t', 'false');
                end
            end
            if (ID3_Classifications(ii,1));
                fprintf('%s\t', 'true');
            else
                fprintf('%s\t', 'false');
            end
            if (ExpectedPrior_Classifications(ii,1));
                fprintf('%s\t', 'true');
            else
                fprintf('%s\t', 'false');
            end
            fprintf('\n');
        end
    end

    % Calculate the proportions correct and print out
    if (testingSetSize);
        ID3_Percentage = round(100 * ID3_numCorrect / testingSetSize);
        ExpectedPrior_Percentage = round(100 *
ExpectedPrior_numCorrect / testingSetSize);
    else
        ID3_Percentage = 0;
        ExpectedPrior_Percentage = 0;
    end
    ID3_Percentages(i) = ID3_Percentage;
    ExpectedPrior_Percentages(i) = ExpectedPrior_Percentage;

```

```

        fprintf('\tPercent of test cases correctly classified by an ID3
decision tree = %d\n' ...
            , ID3_Percentage);
        fprintf('\tPercent of test cases correctly classified by using
prior probabilities from the training set = %d\n\n' ...
            , ExpectedPrior_Percentage);
end

meanID3 = round(mean(ID3_Percentages));
meanPrior = round(mean(ExpectedPrior_Percentages));

% Print out remaining details
fprintf('ΑΡΧΕΙΟ ΔΕΛΟΜΕΝΩΝ = %s\n', inputFileName);
fprintf('ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΟΚΙΜΩΝ = %d\n', numberOfTrials);
fprintf('ΜΕΤΕΘΟΣ ΔΕΛΟΜΕΝΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΔΟΚΙΜΗ = %d\n',
trainingSetSize);
fprintf('ΜΕΤΕΘΟΣ ΔΕΛΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΔΟΚΙΜΗ = %d\n',
testingSetSize);
fprintf('mean performance (percentage correct) of decision tree over
all trials = %d\n', meanID3);
fprintf('mean performance (percentage correct) of prior probability
from training set = %d\n\n', meanPrior);
end

```