



**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

***ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΕ ΜΕΤΡΗΣΕΙΣ
ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΜΗΧΑΝΗΣ WIN GD XDF-72***

ΤΙΤΛΟΣ ΑΓΓΛΙΚΑ

***INTELLIGENCE ARTIFICIAL'S APPLICATION IN PERFORMANCE OF
ENGINE WIN GD XDF-72***

Όνοματεπώνυμο Σπουδαστή:

ΠΑΛΛΑΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ

Όνοματεπώνυμο Υπεύθυνου Καθηγητή:

Δρ. ΤΣΟΥΚΑΛΑΣ ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ

ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Οκτώβριος 2019

ΤΙΤΛΟΣ

Εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης σε μετρήσεις λειτουργίας μηχανής Win GD XDF-72

ΟΝΟΜΑ ΦΟΙΤΗΤΗ

Πάλλας Δημήτριος

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 Πάλλας Δημήτριος του Κωνσταντίνου, με αριθμό μητρώου 67 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

24/9/2019

Περίληψη

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας της μηχανής Win GD XDF-72, το οποίο θα βασίζεται στην μηχανική μάθηση με ταξινόμηση χρησιμοποιώντας τους αλγορίθμους Exhaustive CHAID και τα νευρωνικά δίκτυα. Η έρευνα καλείται να απαντήσει τα εξής ερευνητικά ερωτήματα «Είναι εφικτή η εφαρμογή αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης για πρόβλεψη καλής λειτουργίας της μηχανής Win GD XDF-72;» και «υπάρχει η δυνατότητα πρόβλεψης συγκεκριμένης μέτρησης για την λειτουργία της παραπάνω μηχανής;». Τα δεδομένα εκπαίδευσης αντλήθηκαν από 301 δείγματα μετρήσεων πετρελαίου (Diesel mode) και από 318 δείγματα μετρήσεων φυσικού αερίου (Gas mode) κατά την λειτουργία της μηχανής Win GD XDF-72 για το χρονικό διάστημα Απριλίου 2017 έως Μαΐου 2019. Τα αποτελέσματα της έρευνας μέσω του προγράμματος SPSS και συγκεκριμένα χρησιμοποιώντας τις μεθόδους Exhaustive CHAID με split-validation, Exhaustive CHAID με Cross validation και MLP με νευρωνικό δίκτυο, έδειξαν ότι είναι εφικτή η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου πρόβλεψης στο οποίο οι παράμετροι tc_rpm και $fuel$ αποτελούν καθοριστικούς παράγοντες για την καλή ή κακή λειτουργία της συγκεκριμένης μηχανής.

Λέξεις κλειδιά: λειτουργία μηχανής, 2-χρονη μηχανή, μοντέλο πρόβλεψης, μηχανική μάθηση, νευρωνικά δίκτυα, τεχνητή νοημοσύνη.

Abstract

The purpose of this thesis is to create a prediction model for good or fault operation of vessels main engine Win GD XDF-72, based on mechanical learning with classification using the Exhaustive CHAID, algorithms and neural networks. The research is asked to answer the following research questions: “Is there a possibility of creating a prediction model for good or fault operation of vessels main engine Win GD XDF-72 through supervised mechanical learning?” And “is it feasible a certain parameter/measurement to be predicted through the operation of the above engine?”. Training data was drawn from 301 samples of performance data of diesel (Diesel mode) and 318 samples of performance data of natural gas (Gas mode) of the subject engine. The results of the research through SPSS program and more specifically using Exhaustive CHAID with split-validation, Exhaustive CHAID with Crossvalidation and MLP with neural network have shown that it is possible to create such a prediction model in which the tc_ rpm and fuel parameters are the determining factors for the good or fault operation of the subject engine.

Keywords: engine operation, 2-stroke engine, prediction’s model machine learning, neural networks, artificial intelligence.

Πρόλογος

Η ενασχόλησή μου, την τελευταία δεκαετία, με το αντικείμενο της ναυτικής εκπαίδευσης και της ναυτιλίας γενικότερα, μου έδωσε την δυνατότητα να βιώσω από κοντά τις εμπειρίες εκατοντάδων μηχανικών ναυτικών, τόσο των σπουδαστών όσο και των επαγγελματιών. 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. Βασίλειο Τσουκαλά, τους Αναστάσιο Καραγκούνη και Αλέξανδρο Κάλφα για την πολύτιμη βοήθειά τους στην συλλογή δεδομένων και στην ομαλή διεξαγωγή της παρούσας διπλωματικής εργασίας καθώς και τα αδέρφια μου Βασίλη και Παναγιώτη για την πολύτιμη στήριξή τους. Δεν θα μπορούσα να ξεχάσω τους αείμνηστους γονείς μου που έδωσαν ψυχή και σώμα, στηρίζοντάς με σε όλη μου την προσπάθεια που έκανα για να φτάσω μέχρι εδώ την παρούσα στιγμή.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	- 4 -
Abstract.....	- 5 -
Πρόλογος.....	- 6 -
Περιεχόμενα	- 7 -
Κατάλογος πινάκων.....	- 10 -
Κατάλογος εικόνων	- 11 -
Κατάλογος σχημάτων.....	-13-
1. Εισαγωγή	- 14 -
1.1 Τοποθέτηση προβλήματος	- 14 -
1.2 Σημαντικότητα της έρευνας	- 15 -
1.3 Προϋποθέσεις και περιορισμοί έρευνας.....	- 15 -
1.4 Σκοπός και στόχοι	- 15 -
1.5 Ερευνητικά ερωτήματα	- 16 -
1.6 Διάρθρωση εργασίας.....	- 16 -
2. Θεωρητικό πλαίσιο.....	- 17 -
2.1 Τεχνητή νοημοσύνη	- 17 -
2.2 Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα.....	- 19 -
2.3 Δένδρα Απόφασης-ΔΑ.....	- 23 -
2.4 Εξέλιξη των μηχανών Win GD	- 25 -
2.5 Περιγραφή Μηχανής Win GD XDF-72	- 29 -
2.5.1 Περιοχή λειτουργίας της μηχανής (Ισχύς/στροφές).....	- 29 -
2.5.2 Βασικά δεδομένα της μηχανής.....	- 29 -
2.5.3 Βασικά εξαρτήματα της μηχανής.....	- 29 -
2.5.4 Λειτουργία της μηχανής σε καταστάσεις (Gas mode/Diesel mode)	- 29 -
2.5.4.1 Λειτουργία της μηχανής σε κατάσταση φυσικού αερίου (Gas mode)	- 29 -
2.5.4.2 Λειτουργία της μηχανής σε κατάσταση πετρελαίου (Diesel mode)	- 29 -

2.5.4.3	Λειτουργία της μηχανής με παράλληλη χρήση αερίου-πετρελαίου.....	- 29 -
2.6	Γενικά Χαρακτηριστικά Μηχανής Win GD XDF-72	- 29 -
2.6.1	Περιοχή λειτουργίας (Rating field)	- 29 -
2.6.2	Συνθήκες αναφοράς (Reference conditions)	- 29 -
2.6.3	Συνθήκες λειτουργίας των βοηθητικών εξαρτημάτων της μηχανής (Ancillary system design conditions).....	- 29 -
2.6.4	Σχεδιαστικές παράμετροι βοηθητικών εξαρτημάτων της μηχανής (Ancillary system design parameters)	- 29 -
2.6.5	Απαιτήσεις ηλεκτρικής ισχύος (electrical power requirements)	- 29 -
2.6.6	Γενικά τεχνικά χαρακτηριστικά (General technical data -GTD)	- 29 -
3.	Μεθοδολογία	- 42 -
3.1	Χαρακτηριστικά δείγματος	- 42 -
3.2	Μέθοδος έρευνας και εργαλεία	- 42 -
3.3	Αξιοπιστία έρευνας	- 45 -
4.	Παρουσίαση αποτελεσμάτων	- 46 -
4.1	Ταξινόμηση (classification) στιγμιότυπων.....	- 46 -
4.2	Μέθοδος Exhaustive CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection)	- 46 -
4.3	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation	- 50 -
4.3.1	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation για καύσιμο Diesel- 50 -	
4.3.2	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation για φυσικό αέριο...- 50 -	
4.4	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation	- 63 -
4.4.1	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation για καύσιμο Diesel- 63 -	
4.4.2	Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation για φυσικό αέριο...- 63 -	
4.5	Μέθοδος MLP νευρωνικού δικτύου (Multilayer Perceptron).....	- 71 -
4.6	Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο	- 76 -
4.6.1	Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο για καύσιμο Diesel	- 76 -
4.6.2	Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο για φυσικό αέριο.....	- 76 -
5.	Συμπεράσματα - Συζήτηση	- 82 -

6. Βιβλιογραφία - 84 -

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 1 Βασικά χαρακτηριστικά δίχρονης μηχανής Win GD XDF-72	Error!
Bookmark not defined.	
Πίνακας 2 Σημεία λειτουργίας της μηχανής	Error! Bookmark not defined.
Πίνακας 3 Συνθήκες αναφοράς μηχανοστασίου	- 56 -
Πίνακας 4 Συνθήκες αναφοράς λειτουργίας βοηθητικών εξαρτημάτων.....	- 57 -
Πίνακας 5 Παράμετροι λειτουργίας της μηχανής	Error! Bookmark not defined.
Πίνακας 6 Απαιτήσεις ηλεκτρικής ισχύος της μηχανής..	Error! Bookmark not defined.
Πίνακας 7 Συσχετισμός μεταβλητών παραμέτρων μηχανής.....	- 67 -
Πίνακας 8 Εκτίμηση κινδύνου	- 73 -
Πίνακας 9 Ταξινόμηση με split-validation.....	- 76 -
Πίνακας 10 Εκτίμηση κινδύνου	- 76 -
Πίνακας 11 Ταξινόμηση με split-validation.....	- 78 -
Πίνακας 12 Ταξινόμηση με crossvalidation.....	Error! Bookmark not defined.
Πίνακας 13 Ταξινόμηση με crossvalidation.....	Error! Bookmark not defined.
Πίνακας 14 Δεδομένα επεξεργασίας του νευρωνικού δικτύου	- 83 -
Πίνακας 15 Συγκεντρωτικά στοιχεία νευρωνικού δικτύου	- 83 -
Πίνακας 16 Ταξινόμηση νευρωνικού δικτύου με MLP μέθοδο.....	- 83 -
Πίνακας 17 Επίδραση των ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου	- 83 -
Πίνακας 18 Συγκεντρωτικά στοιχεία νευρωνικού δικτύου	- 83 -
Πίνακας 19 Ταξινόμηση νευρωνικού δικτύου με MLP μέθοδο.....	- 83 -
Πίνακας 20 Επίδραση των ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου	- 83 -
Πίνακας 21 Σύγκριση μεθόδων για καύσιμο diesel	- 83 -
Πίνακας 22 Σύγκριση μεθόδων για φυσικό αέριο.....	- 83 -

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1 Μορφή γενικευμένου δέντρου	- 24 -
Εικόνα 2 Η δίχρονη μηχανή Sulzer 4SNo9A	Error! Bookmark not defined.
Εικόνα 3 Το πρότυπο υπερσυμπιεστή του Alfred J. Buchi	Error! Bookmark not defined.
Εικόνα 4 Υπερσυμπιεστής καυσαερίων VT402	- 45 -
Εικόνα 5 Σύστημα έγχυσης φυσικού αερίου σε δίχρονη μηχανή Win GD XDF	- 46 -
Εικόνα 6 Το Flex σύστημα της μηχανής Win GD XDF-72	- 47 -
Εικόνα 7 Εγκάρσια τομή της δίχρονης μηχανής Win GD XDF-72	- 48 -
Εικόνα 8 Το πρόγραμμα GTD της μηχανής	- 49 -
Εικόνα 9 Δείκτης αξιοπιστίας των γνωρισμάτων	- 50 -
Εικόνα 10 Ορισμός μεταβλητών εισόδου και εξόδου	- 51 -
Εικόνα 11 Μέθοδος Exhaustive CHAID, ορισμός μεταβλητών	- 52 -
Εικόνα 12 Επιλογή κατηγορίας λειτουργίας της μηχανής	- 53 -
Εικόνα 13 Split-sample validation	- 54 -
Εικόνα 14 Crossvalidation	- 54 -
Εικόνα 15 Δένδρο δεδομένων εκπαίδευσης	- 55 -
Εικόνα 16 Δένδρο δεδομένων ελέγχου	- 55 -
Εικόνα 17 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation	- 56 -
Εικόνα 18 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation	- 63 -
Εικόνα 19 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation	Error! Bookmark not defined.
Εικόνα 20 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation	- 72 -
Εικόνα 21 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation	- 72 -
Εικόνα 22 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation	- 73 -
Εικόνα 23 Δένδρο δεδομένων εκπαίδευσης	- 74 -
Εικόνα 24 Δένδρο δεδομένων ελέγχου	- 77 -
Εικόνα 25 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation	- 77 -
Εικόνα 26 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation	- 78 -
Εικόνα 27 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation	Error! Bookmark not defined.

Εικόνα 28 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 29 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 30 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 31 Δένδρο ταξινόμησης με cross validation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 32 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 33 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation.. **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 34 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 35 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 36 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 37 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 38 Δένδρο ταξινόμησης με cross validation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 39 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 40 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation.. **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 41 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 42 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 43 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 44 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 45 Ορισμός μεταβλητών του νευρωνικού δικτύου **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 46 Αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 47 Ρυθμίσεις δεδομένων εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 48 Δομή νευρωνικού δικτύου για καύσιμο diesel **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 49 Δομή νευρωνικού δικτύου για φυσικό αέριο **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 50 Διάγραμμα πιθανότητας κατηγοριών λειτουργίας μηχανής **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 51 Διάγραμμα κέρδους των κατηγοριών λειτουργίας της μηχανής..... **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 52 Ραβδόγραμμα σημαντικότητας ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 53 Διάγραμμα πιθανότητας κατηγοριών λειτουργίας μηχανής **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 54 Διάγραμμα κέρδους των κατηγοριών λειτουργίας μηχανής **Error! Bookmark not defined.**

Εικόνα 55 Ραβδόγραμμα σημαντικότητας ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου **Error! Bookmark not defined.**

Κατάλογος σχημάτων

Σχήμα 1 Περιοχή λειτουργίας μηχανών της WinGD σύμφωνα με τους κανονισμούς του IMO..... **Error! Bookmark not defined.**

Σχήμα 2 Λειτουργία φυσικού αερίου **Error! Bookmark not defined.**

Σχήμα 3 Μέγιστη ισχύς σε σχέση με τον αριθμό μεθανίου (Methane Number)..... - 56 -

Σχήμα 4 Τυχαία επιλογή συνεχούς μεγίστου σημείου λειτουργίας (Rx) στην περιοχή λειτουργίας της μηχανής **Error! Bookmark not defined.**

1. Εισαγωγή

1.1 Τοποθέτηση προβλήματος

Η ανακάλυψη του κινητήρα Diesel ήταν σημαντική για την ανάπτυξη της ναυτιλίας. Το πρώτο μεγάλο πλοίο με εγκατάσταση κινητήρα Diesel ήταν το Romagna 678 τόνων, που ναυπηγήθηκε το 1910 διαθέτοντας δύο τετρακύλινδρους κινητήρες Sulzer των 280 KW έκαστος. Στην αρχή οι δίχρονοι μηχανές ήταν ογκώδεις. Με την πάροδο του χρόνου οι κατασκευαστές μείωσαν τον όγκο και τις διαστάσεις των δίχρονων μηχανών, βελτιώνοντας ταυτόχρονα και την απόδοσή τους. Δεδομένου ότι κατά την λειτουργία των συγκεκριμένων μηχανών αναπτύσσονται υψηλές πιέσεις και θερμοκρασίες, είναι αναπόφευκτη και η παρακολούθησή τους.

Είναι γεγονός ότι για να λειτουργήσει μια κύρια δίχρονη μηχανή σε ένα πλοίο θα πρέπει να ακολουθούνται συγκεκριμένες διαδικασίες τόσο κατά την εκκίνηση, όσο και κατά την λειτουργία της. Επίσης μια από τις πιο σημαντικές διαδικασίες είναι και η συντήρησή της.

Πιο συγκεκριμένα κατά την προετοιμασία της εκκινήσεως της μηχανής είναι απαραίτητο να πραγματοποιούνται υποχρεωτικά από τους μηχανικούς του πλοίου συγκεκριμένοι έλεγχοι, ακολουθώντας πάντα τις οδηγίες του κατασκευαστή. Πολλοί από τους ελέγχους αυτούς είναι υποχρεωτικοί και κατά το διάστημα που η μηχανή δεν λειτουργεί. Ιδιαίτερα αυξημένοι πρέπει να είναι οι έλεγχοι μετά το πέρας των εργασιών συντηρήσεως. Παράλληλα θα πρέπει να γίνεται έλεγχος των θερμοκρασιών του νερού ψύξεως, του λιπαντελαίου και του πετρελαίου καθώς και των προθερμαντήρων, των ψυγείων και των υπολοίπων βοηθητικών μηχανημάτων της μηχανής.

Λαμβάνοντας υπ' όψη όλες αυτές τις διαδικασίες/ελέγχους που πρέπει να πραγματοποιούνται κατά την προετοιμασία, την λειτουργία και το σταμάτημα της μηχανής, καθώς και τις πολλές παραμέτρους που πρέπει να ελέγχονται για την εύρυθμη λειτουργία της, είναι σημαντικό να αναπτυχθεί ένα μοντέλο πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας της. Με αυτόν τον τρόπο εντοπίζονται οι παράμετροι που δημιουργούν την μεγαλύτερη πιθανότητα δημιουργίας σφάλματος άρα και κακής λειτουργίας της μηχανής,

οδηγώντας σε πολλαπλά προβλήματα (διακοπτόμενη λειτουργία, μεγάλη πιθανότητα αστοχίας εξαρτημάτων της, μείωση της αποδοτικότητας της).

1.2 Σημαντικότητα της έρευνας

Η ανίχνευση των σφαλμάτων μιας κύριας μηχανής πλοίου είναι άκρως σημαντική για την βελτιστοποίηση της λειτουργίας του πλοίου εξασφαλίζοντας την κερδοφορία του.

Βελτιστοποιώντας επίσης την λειτουργία του πλοίου στο σύνολό του έχει θετικό αντίκτυπο και στο περιβάλλον.

Πρώιμη ανίχνευση των σφαλμάτων μπορεί να μειώσει σημαντικά τις περιπτώσεις αστοχίας μερών της μηχανής, αυξάνοντας με αυτόν τον τρόπο την αξιοπιστία της και την συνεχή λειτουργία της.

Με την παρούσα ανάλυση περιγράφεται και αξιολογείται η ανάπτυξη/εφαρμογή των μεθόδων μηχανικής μάθησης βασισμένη σε αντίστοιχους αλγορίθμους, οδηγώντας σε αποτελεσματική ανίχνευση και διάγνωση των πιο σημαντικών σφαλμάτων που εμφανίζονται στις δίχρονες μηχανές.

Μέχρι στιγμής έχουν γίνει παρόμοιες μελέτες για δίχρονες μηχανές της MAN (MAN B&W 7S60MC). Πρώτη φορά επιχειρείται μια αντίστοιχη μελέτη για δίχρονη μηχανή διπλού καυσίμου (Diesel και Gas) όπως είναι η Win GD XDF-72.

1.3 Προϋποθέσεις και περιορισμοί έρευνας

Η έρευνα έλαβε χώρα στην εταιρία παροχής ναυτικών μηχανών Winterthur Gas & Diesel που έχει εξαγοράσει τις δίχρονες μηχανές της εταιρίας Wartsila, αναλαμβάνοντας έτσι και την εξέλιξη των συγκεκριμένων δίχρονων μηχανών διπλού καυσίμου. Το δείγμα αποτελείται από δεδομένα λειτουργίας της συγκεκριμένης μηχανής Win GD XDF-72.

1.4 Σκοπός και στόχοι

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας της μηχανής Win GD XDF-72. 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 τη χρήση νευρωνικών δικτύων.

1.5 Ερευνητικά ερωτήματα

- Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας της μηχανής Win GD XDF-72; 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, ειδική κατανάλωση καυσίμου, φορτίο μηχανής, 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 και πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα της έρευνας και προτείνεται ερευνητικό πεδίο για μελλοντική έρευνα. Τέλος στο έκτο 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, ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση ευφυών (νοημόνων) υπολογιστικών συστημάτων. Αναλυτικότερα, είναι συστήματα που επιδεικνύουν χαρακτηριστικά με τα οποία σχετίζονται η νοημοσύνη με την ανθρώπινη συμπεριφορά. (Barb και Feigenbaum, 1981).

Παρόμοιο ορισμό δίνεται και από τον Simon (1981), ο οποίος αναφέρει ότι η τεχνητή νοημοσύνη - TN (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 TN, 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 Συνδεδετική (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 ΤΝΔ:

- Τα ΤΝΔ 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 (faultdes) 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 υποδηλωμένες (εκμάθηση).

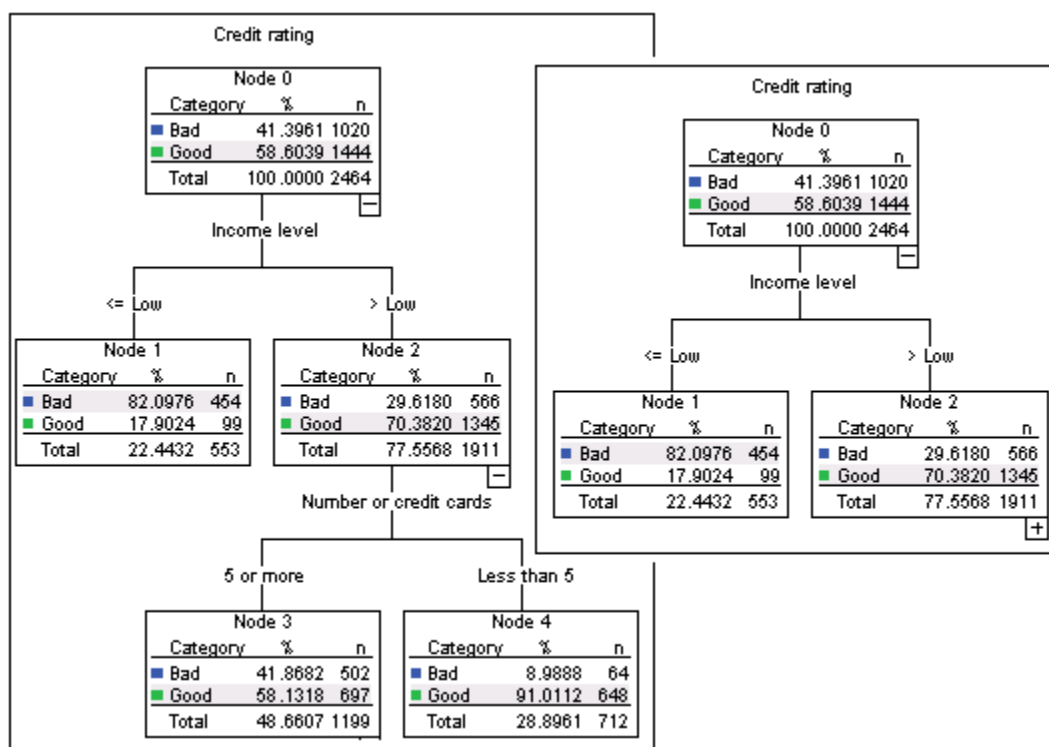
2.3 Δένδρα Απόφασης-ΔΑ

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:

- ο **Διαδικά**: κάθε κόμβος έχει μόνο δύο εξερχόμενους κλάδους συνήθως ΝΑΙ ή ΌΧΙ.

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

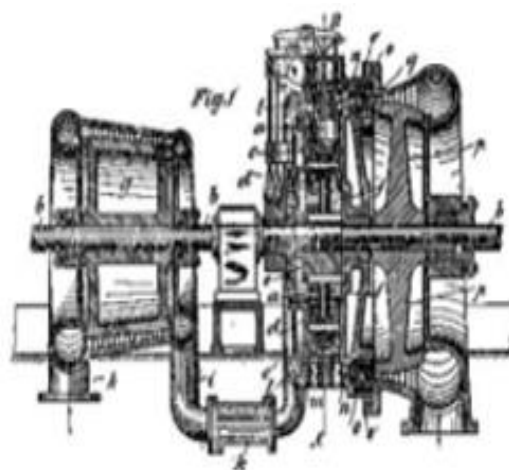
- Υπερβολικά μεγάλα δένδρα σε ορισμένες περιπτώσεις.
- Εξαρτώνται από τον ευριστικό μηχανισμό διαχωρισμού που θα επιλεγεί.
- Ευαίσθητα στην υπερπροσαρμογή.

2.4 Εξέλιξη των μηχανών Wartsila/Sulzer

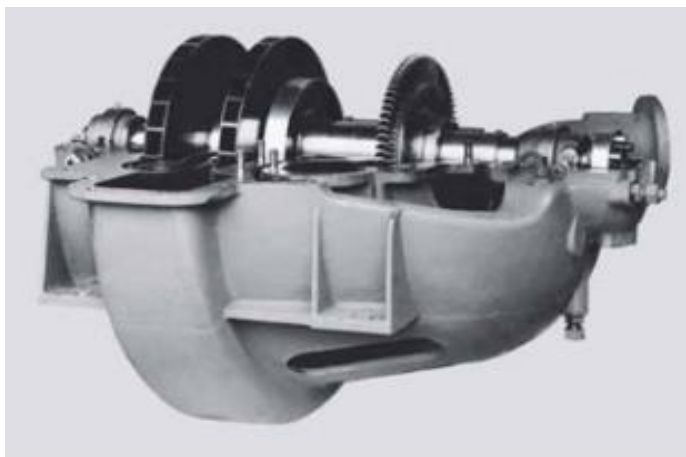
Η πρώτη δίχρονη πετρελαιομηχανή και η πρώτη με άμεση αναστροφή κατασκευάστηκε από την Sulzer το 1905. Το 1912 κατέπλευσε το φορτηγό πλοίο «Monte Penedo» και έγινε το πρώτο πλοίο με τροφοδότηση από δύο δίχρονες μηχανές Sulzer 4SNo9A (Εικόνα 2), με συνολική ισχύ 1250 kW στις 160 rpm. Την ίδια χρονιά η Sulzer πειραματίζεται με το μοντέλο της 1S100. Μια μονοκύλινδρη μηχανή, με διάμετρο κυλίνδρου ενός μέτρου και ισχύ 1472 kW στις 150 rpm, ενώ 2 χρόνια αναπτύσσει το σύστημα ψύξης εμβόλου και της σάρωσης. Το 1915 ο Ελβετός Μηχανικός της Sulzer Dr. Alfred J. Buchi, δημιουργεί το πρώτο πρωτότυπο ενός υπερτροφοδοτούμενου πετρελαιοκινητήρα με αυξημένη απόδοση 40% (Εικόνα 3). Το 1924, η εταιρεία «The Brown, Boveri and Company (BBC) (αργότερα ABB)», παρέδωσε στην Sulzer τον πρώτο υπερσυμπιεστή καυσαερίων για μεγάλες μηχανές.



Εικόνα 2 Η δίχρονη μηχανή Sulzer
4SNo9A



Εικόνα 3 Το πρότυπο υπερσυμπιεστή του
Alfred J. Buchi



Εικόνα 4 Υπερσυμπιεστής καυσαερίων VT402

Η δεκαετία του '50 ήταν η εποχή που οι κατασκευαστές ναυτικών κινητήρων αρχίζουν να συμπεριλαμβάνουν στα σχέδια τους, τους υπερπληρωτές.

Το 1957 η Sulzer αρχίζει την παραγωγή της σειράς RD, η οποία είχε σύστημα αναστροφής βρόγχου και υπερπλήρωση παλμικής ροής με περιστροφικές βαλβίδες εξαγωγής ώστε να παραλειφθεί η μακριά ποδιά του εμβόλου. Ο μεγαλύτερος κινητήρας της σειράς είχε διάμετρο κυλίνδρου 900 mm, διαδρομή εμβόλου 1550 mm και η παραγόμενη ισχύς του ήταν 2100 BHP/cyl στις 115 rpm, ενώ η μέση ενδεικνύμενη πίεση ήταν 8.1 bar. Η αύξηση στην ισχύ σε σύγκριση με μηχανές παρόμοιων χαρακτηριστικών χωρίς υπερπλήρωση ήταν της τάξης του 150-170%. Η ψύξη του εμβόλου επιτυγχάνονταν με νερό μέσω τηλεσκοπικών σωλήνων. Η κατασκευή της μηχανής γινόταν με συγκολλημένα τμήματα τύπου A, ενώ με συγκόλληση κατασκευαζόταν και η βάση της μηχανής, στην οποία παρουσιάστηκαν ρωγμές στις βάσεις των κύριων εδράνων λόγω ατελών συγκολλήσεων. Έτσι, η Sulzer άλλαξε τον τρόπο κατασκευής της βάσης των κύριων εδράνων και γινόταν πλέον με σφυρηλάτηση ή με χύτευση.

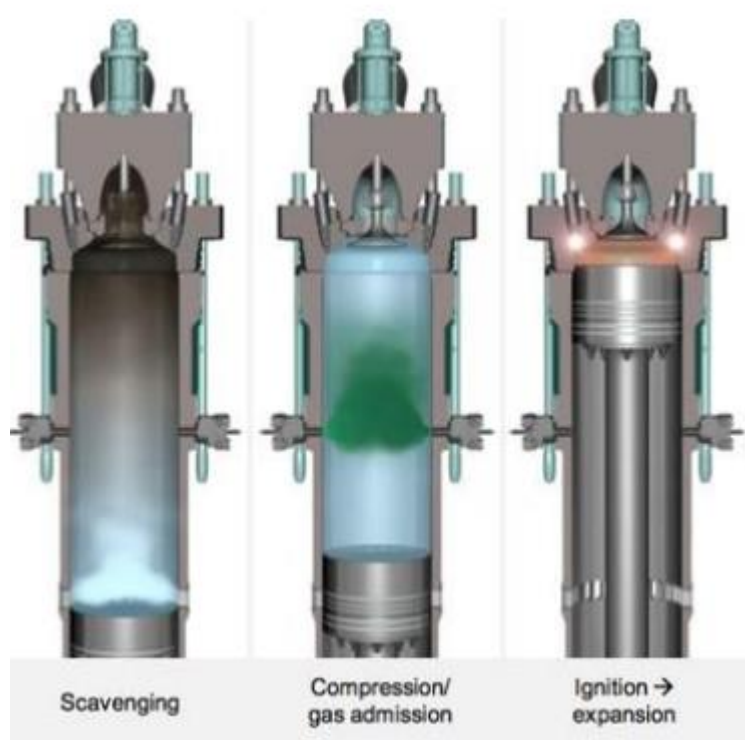
Το 1967 η Sulzer παρουσιάζει τη σειρά RND με περιφερειακή ψύξη των χιτωνίων και υπερπλήρωση σταθερής ροής. Αυτές οι μηχανές έφταναν τα 1050 mm σε διάμετρο κυλίνδρου με 1800 mm διαδρομή εμβόλου και ισχύ 4000 BHP στις 108 rpm.

Το 1981 η Sulzer παρουσίασε τη σειρά RTA-8, η οποία είχε σύστημα ευθύγραμμης σάρωσης με υπερπλήρωση σταθερής ροής και βαλβίδα εξαγωγής από κράμα νικελίου με υδραυλικό έλεγχο. Η μεγαλύτερη μηχανή της σειράς RTA-8 είχε διάμετρο κυλίνδρου 840 mm, διαδρομή εμβόλου 2400 mm με ισχύ 4760 BHP/cyl στις 95 rpm. Αμέσως μετά η Sulzer παρουσίασε τη σειρά RTA-5 με μεγαλύτερο λόγο

διαδρομής εμβόλου/διαμέτρου κυλίνδρου, πετυχαίνοντας να μειώσει περαιτέρω την κατανάλωση καυσίμου. Στη σειρά RTA εισήχθη σύστημα μεταβλητού χρονισμού της έγχυσης VIT (Variable Injection Timing) το οποίο ελεγχόταν και ενεργοποιούταν με μηχανικά μέσα.

Η σειρά RTA της Wartsila έμεινε στη παραγωγή για 20 χρόνια με συνεχείς αναβαθμίσεις μέχρι την εισαγωγή της σειράς RTA-flex με ηλεκτρονικό έλεγχο για τον ψεκασμό και για την ενεργοποίηση των βαλβίδων εξαγωγής. Το σύστημα ελέγχου που παρουσίασε η Sulzer, ήταν το σύστημα κοινού συλλέκτη (common rail).

Στις αρχές της δεκαετίας του 2010 παρουσιάστηκε από την Wartsila η δίχρονη μηχανή διπλού καυσίμου (dual fuel ή DF) που λειτουργεί παράλληλα χρησιμοποιώντας ως καύσιμο το φυσικό αέριο και το βαρύ πετρέλαιο (μαζούτ). Η Wartsila στη σειρά XDF επέλεξε διαφορετικό τρόπο έγχυσης του αερίου στον κύλινδρο σε σχέση με την ανταγωνίστρια εταιρία MAN B&W, με το αέριο να εισέρχεται από 2 εγχυτήρες που εφαρμόζονται στο χιτώνιο όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα 5.



Εικόνα 5 Σύστημα έγχυσης φυσικού αερίου σε δίχρονη μηχανή Win GD XDF

Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται καλύτερη ανάμειξη του αέρα με το αέριο, ενώ η πίεση ψεκασμού είναι πολύ μικρότερη (έως 16 bar) σε σχέση με την αντίστοιχη μηχανή της

MAN B&W (έως 300 bar), αφού το έμβολο βρίσκεται στη φάση ανόδου τη στιγμή της έγχυσης. Οι κύριοι καυστήρες λειτουργούν ως πιλοτικοί ενώ το σύστημα έγχυσης τους (Common Rail) παραμένει το ίδιο με τη σειρά RT-flex.

Οι συγκεκριμένες μηχανές ονομάζονται πια Win GD DF, αφού το συγκεκριμένο τμήμα των μηχανών εξαγοράστηκε από την εταιρία Winterthur Gas and Diesel. [40]

2.5 Περιγραφή Μηχανής Win GD XDF-72

Η Win GD XDF-72 είναι μια δίχρονη αργόστροφη, αναστρεπτή και χωρίς εκκεντροφόρο μηχανή που το σύστημα έγχυσης της είναι κοινού συλλέκτη (common rail). Επιπλέον η λειτουργία σε κατάσταση αερίου πραγματοποιείται υπό χαμηλή πίεση.

Πίνακας 1 Βασικά χαρακτηριστικά δίχρονης μηχανής Win GD XDF-72

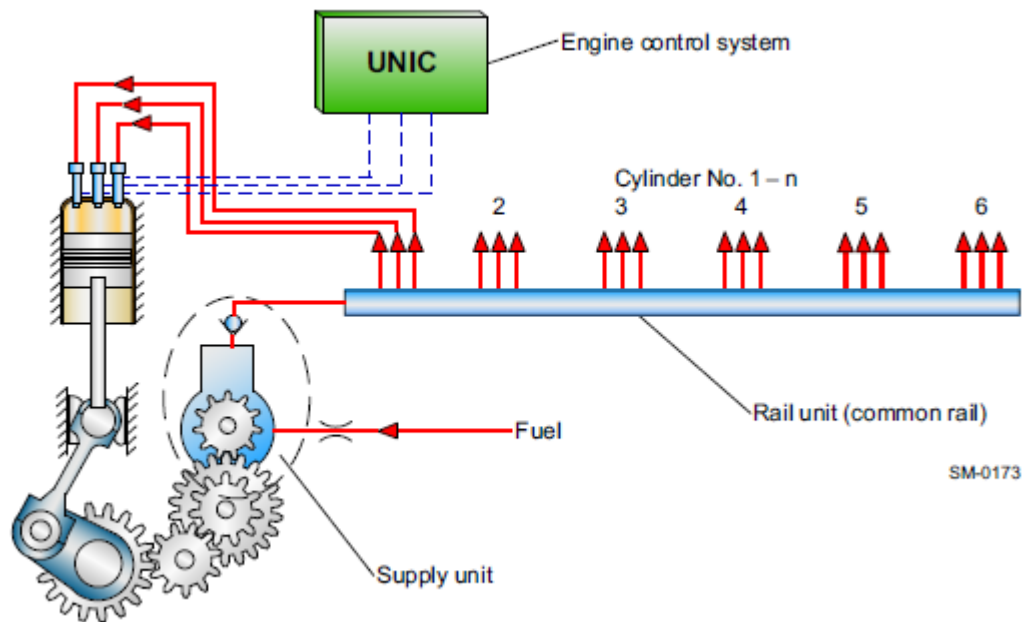
Bore:	720mm
Stroke:	3,086mm
Number of cylinders:	5 to 8
Power (MCR):	3,225kW/cyl
Speed (MCR):	69-89rpm
Mean effective pressure:	17.3bar
Stroke/bore ratio:	4.29

Η συγκεκριμένη μηχανή είναι σχεδιασμένη να λειτουργεί υπό χαμηλή πίεση φυσικού αερίου καυσίμου (gas fuel LNG), καθώς και για μια μεγάλη περιοχή υγρών καυσίμων και διαφορετικών ποιοτήτων όπως είναι το marine gas oil (MGO) και τα πιο βαριά πετρέλαια (HFO δηλαδή heavy fuel oil). [41]

UNIC Engine Control System

Το UNIC σύστημα ελέγχου της μηχανής επηρεάζει/ελέγχει σημαντικές παραμέτρους της όπως είναι η λειτουργία του φυσικού αερίου, οι βαλβίδες εξαγωγής καυσαερίων, το ξεκίνημα της μηχανής και την λίπανση των κυλίνδρων. Το συγκεκριμένο σύστημα επίσης ελέγχει ανάλογα με τις συνθήκες και εξασφαλίζει την κατάλληλη ποσότητα καυσίμου που χρειάζεται κατά την έγχυση στους κυλίνδρους.

Flex System



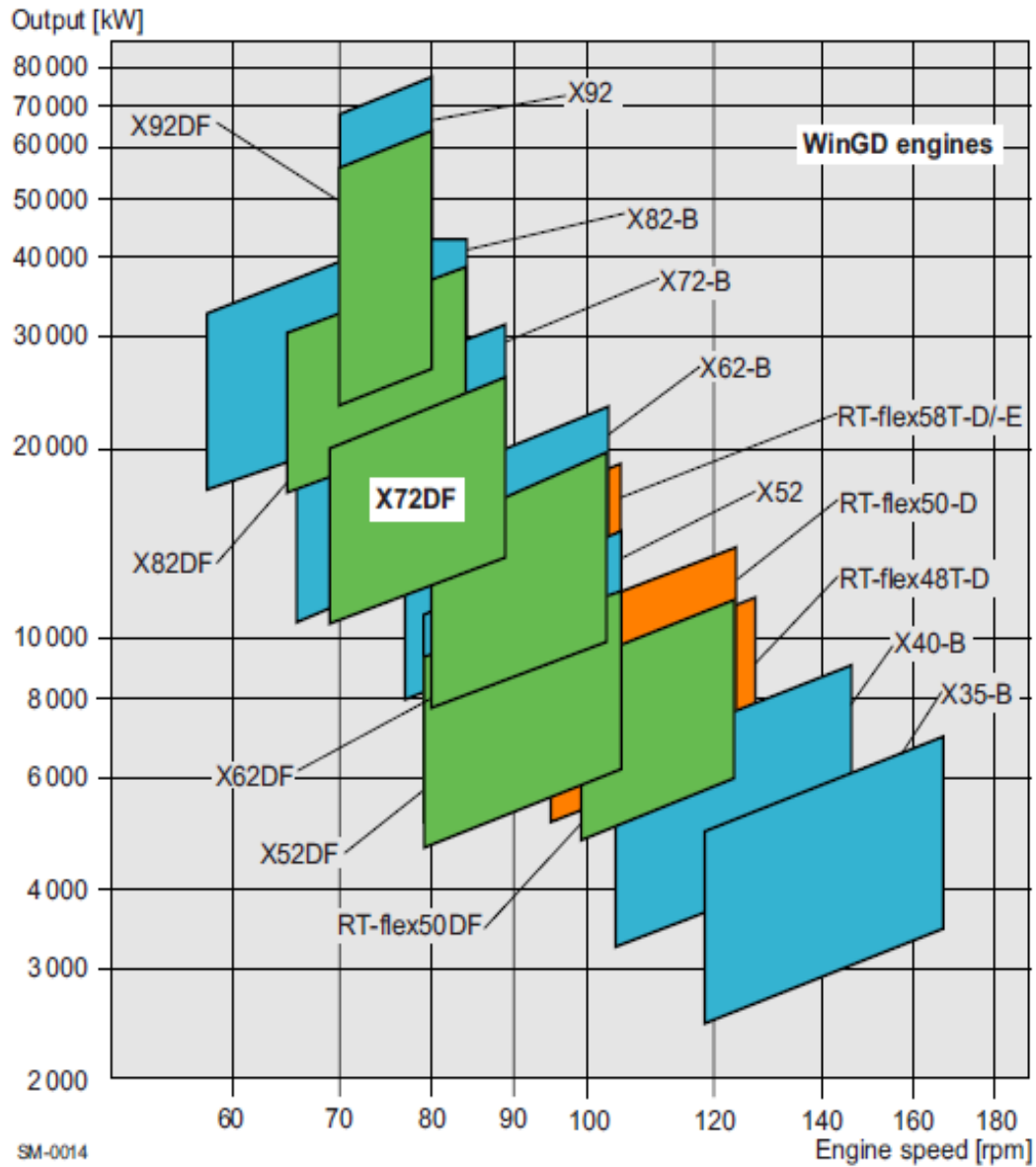
Εικόνα 6 Το Flex σύστημα της μηχανής Win GD XDF-72

Η μηχανή εξοπλίζεται με τεχνολογία έγχυσης καυσίμου κοινού συλλέκτη, επιτρέποντας έτσι την ευελιξία της έγχυσης.

Βασικά πλεονεκτήματα:

- Προσαρμογή σε διαφορετικές καταστάσεις λειτουργίας.
- Προσαρμογή σε διαφορετικού είδους υγρά καύσιμα.
- Βέλτιστη λειτουργία σε διάφορα φορτία της μηχανής.
- Βέλτιστη κατανάλωση καυσίμου.
- Ακριβής προσαρμογή της ταχύτητας της μηχανής σε κατάσταση slow steaming.
- Λιγότερη παραγωγή καπνού σε όλα τα φορτία της μηχανής.
- Πλεονεκτήματα στο κόστος λειτουργίας της, στην συντήρησή της και στην συμμόρφωση με τους διεθνείς κανόνες εκπομπών αερίων. [41]

2.5.1 Περιοχή λειτουργίας της μηχανής (Ισχύς/στροφές)



Σχήμα 1 Περιοχή λειτουργίας μηχανών της Win GD σύμφωνα με τους κανονισμούς του IMO

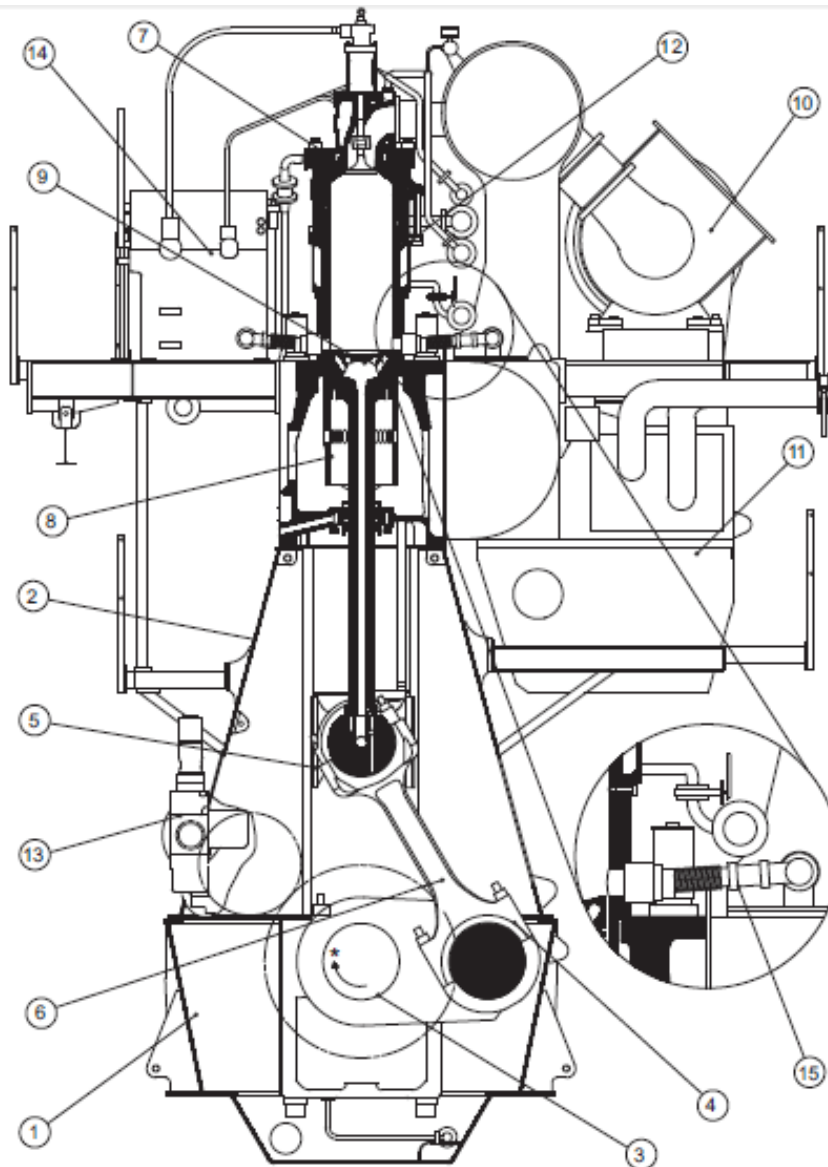
2.5.2 Βασικά δεδομένα της μηχανής

Στον παρακάτω πίνακα καταγράφονται τα σημεία λειτουργία της μηχανής με τις αντίστοιχες τιμές τους (ισχύς, στροφές μηχανής, ειδική κατανάλωση στα αντίστοιχα σημεία R1, R2,R3,R4 στις καταστάσεις Diesel mode και Gas mode). [41]

Πίνακας 2 Σημεία λειτουργίας της μηχανής

Bore x stroke: 720 x 3,086 [mm]				
No. of cyl.	R1	R2	R3	R4
	Power [kW]			
5	16,125	13,425	12,500	10,400
6	19,350	16,110	15,000	12,480
7	22,575	18,795	17,500	14,560
8	25,800	21,480	20,000	16,640
Speed [rpm]				
All cyl.	89	89	69	69
Brake specific gas consumption (BSGC) [g/kWh] 100% power, gas mode				
All cyl.	142.3	137.3	144.3	139.3
Brake specific pilot fuel consumption (BSPC) [g/kWh] 100% power, gas mode				
All cyl.	0.8	1.0	0.8	1.0
Brake specific energy consumption (BSEC) [kJ/kWh] 100% power, gas mode				
All cyl.	7,149	6,906	7,249	7,006
Brake specific diesel fuel consumption (BSFC) [g/kWh] 100% power, diesel mode				
All cyl.	182.2	180.2	182.2	180.2
Mean effective pressure (mep) [bar]				
All cyl.	17.3	14.4	17.3	14.4
Lubricating oil consumption (for fully run-in engines under normal operating conditions)				
System oil	approx. 8kg/cyl per day			
Cylinder oil	guide feed rate 0.6g/kWh			
BSGC data are quoted for gas of lower calorific value (LHV_{LNG}) 50MJ/kg BSPC data are quoted for fuel of lower calorific value (LHV_{MDO}) 42.7MJ/kg BSEC is calculated as $BSGC \times LHV_{LNG} + BSPC \times LHV_{MDO}$ BSFC data are quoted for fuel of lower calorific value 42.7MJ/kg All other reference conditions refer to ISO standard (ISO 3046-1) For BSFC and BSEC the following tolerances are to be taken into account: <ul style="list-style-type: none"> • + 5% for 100-85% engine power • + 6% for 84-65% engine power • + 7% for 64-50% engine power 				

2.5.3 Βασικά εξαρτήματα της μηχανής



Εικόνα 7 Εγκάρσια τομή της δίχρονης μηχανής Win GD XDF-72 με τα βασικά εξαρτήματα

Στην εικόνα 7 φαίνεται η μηχανή με τα βασικά εξαρτήματά της: [41]

- | | |
|-----------------------|---|
| 1. Βάση. | 9. Έμβολο. |
| 2. Κολώνα. | 10. Σύστημα υπερπληρωτή. |
| 3. Στρόφαλος. | 11. Σύστημα σάρωσης. |
| 4. Πόδι διωστήρα. | 12. Σύστημα λίπανσης (με παλμούς). |
| 5. Ζύγωμα | 13. Μονάδα παροχής καυσίμου. |
| 6. Διωστήρας | 14. Μονάδα κοινού συλλέκτη. |
| 7. Κεφαλή κυλίνδρου. | 15. Μονάδα φυσικού αερίου
(κατεύθυνση περιστροφής: δεξιόστροφη). |
| 8. Χιτώνιο κυλίνδρου. | |

2.5.4 Λειτουργία μηχανής σε καταστάσεις (Gas mode/Diesel mode)

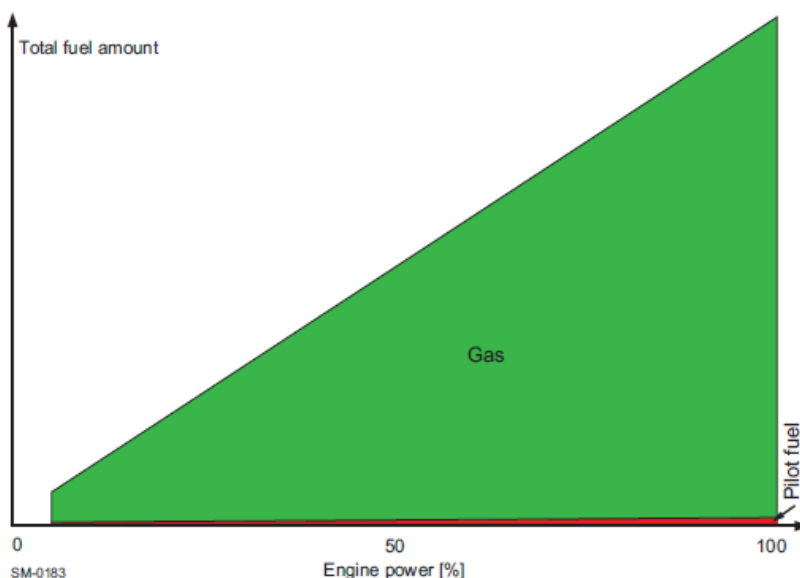
Η μηχανή Win GD XDF-72 είναι σχεδιασμένη για συνεχή λειτουργία με φυσικό αέριο με το πετρέλαιο να λειτουργεί ως εναλλακτικό καύσιμο. Διάφορες καταστάσεις/συνδυασμοί λειτουργίας υπάρχουν όπως για παράδειγμα:

1. Λειτουργία φυσικού αερίου (Gas mode): με 1% MGO/MDO ως καύσιμο πιλότος κατά την έναρξη της καύσης.
2. Λειτουργία πετρελαίου (Diesel mode) : με 100% χρήση πετρελαίου MGO/MDO/HFO.
3. Λειτουργία με παράλληλη χρήση φυσικού αερίου-πετρελαίου : με 5-50% MGO/MDO/HFO και 50-95% φυσικό αέριο, για λειτουργία της μηχανής σε σε περιοχή 50-100% του μέγιστης ισχύος της (CMCR). [41]

2.5.4.1 Λειτουργία μηχανής σε κατάσταση φυσικού αερίου (Gas mode)

Η μηχανή λειτουργεί σε κατάσταση φυσικού αερίου σύμφωνα με τον κύκλο Otto με ανάμειξή του με αέρα. Το μείγμα φυσικού αερίου-αέρα αναφλέγεται με μια μικρή ποσότητα υγρού καυσίμου (περίπου 1%) που χρησιμοποιείται ως <πιλότος>.

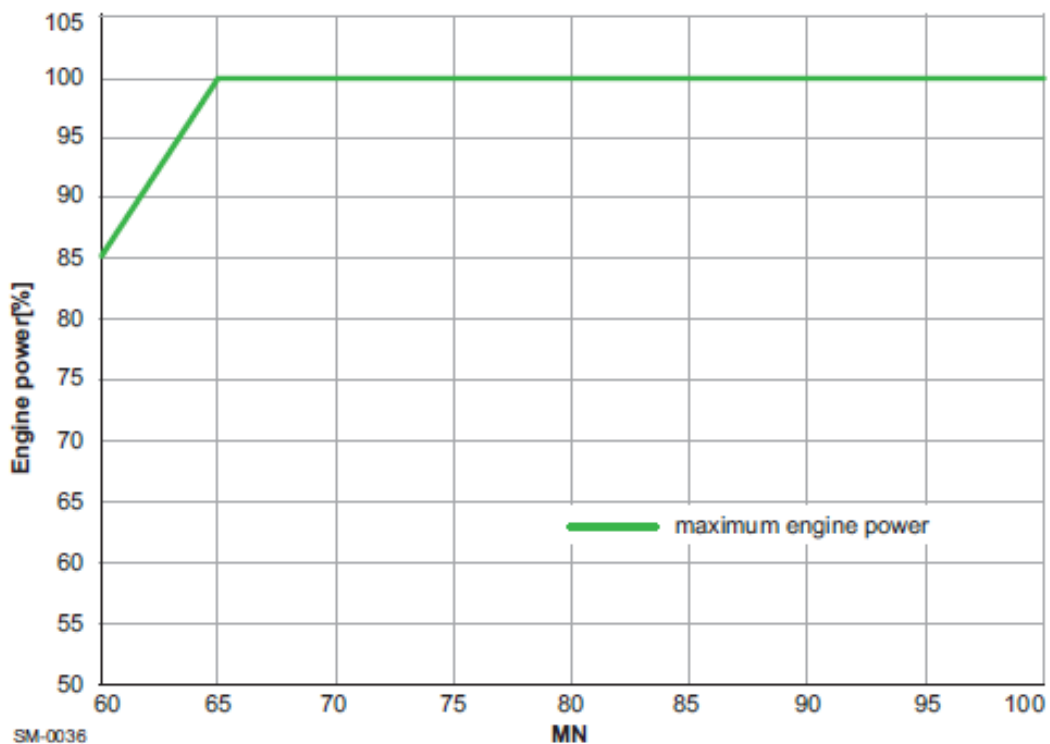
Το παρακάτω σχήμα δείχνει το ενεργειακό μέγεθος για διαφορετικές καταστάσεις καυσίμου. Το συγκεκριμένο γράφημα είναι συμβολικό και δεν είναι βαθμονομημένο. Για λόγους ευκρίνειας η κατανάλωση του του καυσίμου <πιλότου> δείχνει να αυξάνεται.



Σχήμα 2 Λειτουργία φυσικού αερίου

Στην συγκεκριμένη τύπου μηχανή χρειάζεται η εγκατάσταση ενός μετρητή αξονικής στρέψης/ισχύος. Ο μετρητής αυτός είναι ικανός να πραγματοποιεί μετρήσεις κάθε 0.5 δευτερόλεπτα (V) με αντίστοιχη ακρίβεια $\pm 0.5\%$. Η μέγιστη επιτρεπτή υστέρηση είναι 0.5 δευτερόλεπτα και η ελάχιστη επιτρεπτή ακρίβεια του αισθητήρα είναι $\pm 0.5\%$. Η αντίστοιχη συχνότητα δεν θα πρέπει να είναι λιγότερη από 50 Hz.

Επίσης η μηχανή εξοπλίζεται με Σύστημα Ελέγχου Δυναμικής Καύσης (Dynamic Control Combustion DCC). Το σύστημα αυτό επιτρέπει στην μηχανή να έχει την μέγιστη δυνατή απόδοση για μίγματα αερίου με μεθάνιο πάνω από 65 (Σχήμα 3), μένοντας ανεπηρέαστη από τις ατμοσφαιρικές συνθήκες.



Σχήμα 3 Μέγιστη ισχύς σε σχέση με τον αριθμό μεθανίου (Methane Number)

Όταν το Σύστημα Ελέγχου Δυναμικής Καύσης είναι ενεργοποιημένο, τότε μια μικρή ποσότητα υγρού καυσίμου εγχέεται στους κύριους εγχυτήρες, ενισχύοντας τους υπερπληρωτές να παρέχουν ικανοποιητική ποσότητα αέρα, κρατώντας την αναλογία καυσίμου-αέρα στα επιθυμητά επίπεδα. [41]

2.5.4.2 Λειτουργία μηχανής σε κατάσταση πετρελαίου (Diesel mode)

Η λειτουργία της μηχανής με χρήση πετρελαίου είναι διαθέσιμη κάθε στιγμή. Και αυτό ισχύει γιατί από την μια μεριά η κατάσταση αυτή οδηγεί σε ευελιξία της λειτουργίας της και από την άλλη μεριά αν για οποιονδήποτε λόγο το σύστημα του φυσικού αερίου παρουσιάσει προβλήματα ή όταν η μηχανή βρίσκεται σε λειτουργία φυσικού αερίου χωρίς όμως ικανοποιητική απόδοση, χρησιμοποιείται ανά πάσα στιγμή το πετρέλαιο για αποφυγή έκτακτης ανάγκης (gas trip mode).

Το καύσιμο εγχέεται από τους κυρίους εγχυτήρες, καθώς οι εγχυτήρες του καυσίμου <πιλότου> παραμένουν σε λειτουργία με μικρότερη δυνατότητα/ισχύ έγχυσης, αποφεύγοντας με αυτόν τον τρόπο το μπούκωμα των ακροφυσίων (nozzles) (περίπου 0.5% της συνολικής κατανάλωσης καυσίμου).

Στην συγκεκριμένη κατάσταση κυρίως καύσιμο μπορεί να αλλάξει από MDO (Marine Diesel Oil) σε HFO (Heavy Fuel Oil). Πριν πραγματοποιηθεί αλλαγή από υγρό καύσιμο HFO σε φυσικό αέριο (Gas), θα πρέπει το κυρίως καύσιμο να αλλάξει σε MDO. [41]

2.5.4.3 Λειτουργία μηχανής με παράλληλη χρήση αερίου-πετρελαίου

Η λειτουργία της μηχανής με παράλληλη χρήση φυσικού αερίου και υγρού καυσίμου (HFO/MDO/MGO) μπορεί να επιτευχθεί λαμβάνοντας υπόψιν την επιθυμητή ταχύτητα του πλοίου και την boil off κατάσταση για τα πλοία LNG.

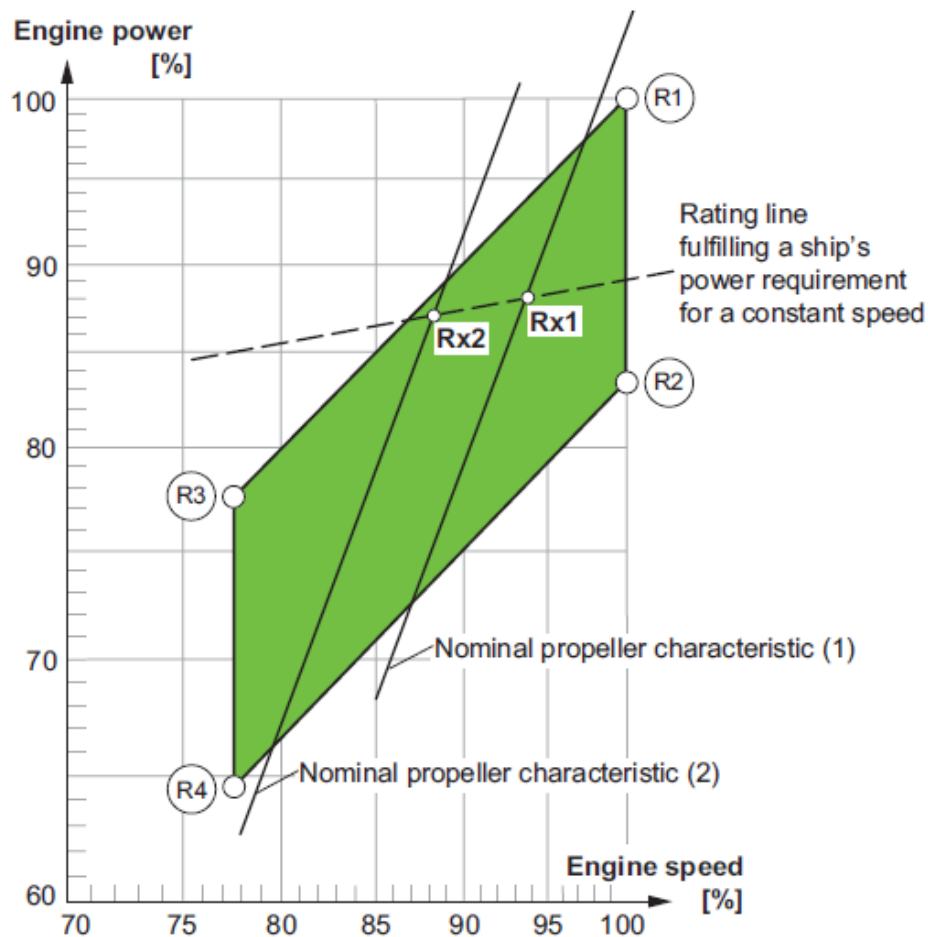
Η αναλογία αερίου-καυσίμου ρυθμίζεται μέσω του συστήματος RCS (Ratio Control System). Επίσης η αναλογία αυτή εξαρτάται από την περιεκτικότητα του καυσίμου σε θείο. Έτσι ανάλογα με την ποσότητα του θείου στο καύσιμο θα αλλάξει και βαθμός αλκαλικότητας στο λιπαντικό έλαιο του κυλίνδρου της μηχανής. Η μέτρηση της αλκαλικότητας στο λάδι του κυλίνδρου πραγματοποιείται μέσω του αριθμού μέτρησης της αλκαλικότητας (Base Number BN). Ανάλογα με την ποιότητα του καυσίμου (όσο πιο κακή η ποιότητά του τόσο αυξάνει ο αριθμός αλκαλικότητας του ελαίου λίπανσης) αλλάζει και αριθμός αλκαλικότητας του λιπαντικού ελαίου, με αποτέλεσμα να αλλάξει και η επιθυμητή αναλογία αερίου-καυσίμου κατά την λειτουργία της μηχανής. Η μηχανή για αυτό τον λόγο είναι εξοπλισμένη με μια ολοκληρωμένη μονάδα αυτόματου ελέγχου της αλκαλικότητας του λαδιού (iCAT), εξασφαλίζοντας με αυτόν τον τρόπο την βέλτιστη λίπανση του κυλίνδρου κάτω από οποιαδήποτε αναλογία αερίου καυσίμου. [41]

2.6 Γενικά Χαρακτηριστικά Μηχανής Win GD XDF-72

2.6.1 Περιοχή λειτουργίας (Rating field)

Κάθε μηχανή έχει μια περιοχή λειτουργίας όπου μπορεί να επιλεγθεί ο συνδυασμός ισχύος και στροφών της. Η επιλογή της κατάλληλης μηχανής είναι πολύ σημαντική, ώστε να επιτευχθεί ο συνδυασμός αποτελεσματικού κόστους και ανταπόκρισης στην πράξη από τα πλεονεκτήματα της σωστής επιλογής της για συγκεκριμένες απαιτήσεις κατά την πλεύση του πλοίου.

Ο προσδιορισμός της περιοχής λειτουργίας του πλοίου καθορίζει την ειδική κατανάλωση του υγρού καυσίμου και του φυσικού αερίου, την θερμοκρασία και την ροή των καυσαερίων, τις παραμέτρους έγχυσης του καυσίμου καθώς και τα χαρακτηριστικά του υπερπληρωτή και του άερα σάρωσης της συγκεκριμένης μηχανής.



Σχήμα 4 Τυχαία επιλογή συνεχούς μεγίστου σημείου λειτουργίας (R_x) στην περιοχή λειτουργίας της μηχανής

Το σχήμα 4 δείχνει την περιοχή λειτουργίας της μηχανής (ισχύς – στροφές μηχανής). Στην έγχρωμη περιοχή το μέγιστο συνεχές σημείο λειτουργίας της (CMCR) μπορεί να επιλεγεί ανάλογα με τον επιθυμητό συνδυασμό της ισχύος πρόωσης και των αντίστοιχων στροφών. Μηχανές με το αντίστοιχη περιοχή λειτουργίας ρυθμίζονται με βάση την μέγιστη πίεση λειτουργίας και την μέγιστη αποτελεσματικότητά τους. [41]

2.6.2 Συνθήκες αναφοράς (Reference conditions)

Τα δεδομένα λειτουργίας της μηχανής (ειδική κατανάλωση καυσίμου, ειδική κατανάλωση φυσικού αερίου κ.λ.π.) βασίζονται σε συγκεκριμένες συνθήκες αναφοράς του μηχανοστασίου σύμφωνα με τα ISO στάνταρς 15550 (core standard) και 3046 (satellite standard) όπως φαίνονται παρακάτω: [41]

Πίνακας 3 Συνθήκες αναφοράς μηχανοστασίου

Air temperature before blower:	25 °C
Engine room ambient air temperature:	25 °C
Coolant temperature before SAC:	25 °C
Barometric pressure:	1,000 mbar
Relative humidity:	30 %

2.6.3 Συνθήκες λειτουργίας βοηθητικών εξαρτημάτων της μηχανής (Ancillary system design conditions)

Οι συνθήκες λειτουργίας των βοηθητικών εξαρτημάτων της μηχανής βασίζονται στα ISO στάνταρς 3046-1 από την διεθνή ένωση απόδοσης Κλάσης (IACS) όπως φαίνονται παρακάτω: [41]

Πίνακας 4 Συνθήκες αναφοράς λειτουργίας των βοηθητικών εξαρτημάτων

Engine room ambient air temperature:	45 °C
Coolant temperature before SAC:	36 °C
Barometric pressure:	1,000 mbar
Relative humidity:	60 %

2.6.4 Σχεδιαστικές παράμετροι βοηθητικών εξαρτημάτων της μηχανής (Ancillary system design parameters)

Ο σχεδιασμός των βοηθητικών εξαρτημάτων βασίζεται στις παραμέτρους λειτουργίας της μηχανής (σημείο λειτουργίας της R_x και μέγιστο συνεχές σημείο λειτουργίας CMCR). Οι συγκεκριμένες σχεδιαστικές παράμετροι της μηχανής είναι σημαντικές για την εξασφάλιση της ομαλούς συνεργασίας της μηχανής με τα βοηθητικά της εξαρτήματα. Παρακάτω φαίνονται οι απαιτούμενες συνθήκες θερμοκρασίας του ελαίου και του ψυκτικού νερού του κυλίνδρου:

Πίνακας 5 Παράμετροι λειτουργίας της μηχανής

Cylinder cooling water outlet temperature:	90 °C
Oil temperature before engine:	45 °C
Exhaust gas back pressure at rated power (R_x):	30 mbar

Οι παράμετροι λειτουργίας με χρήση του φυσικού αερίου (gas mode) εξαρτώνται από την ποιότητά του. Η θερμοκρασία του ψυκτικού νερού του κυλίνδρου και η θερμοκρασία του ελαίου πριν την μηχανή ελέγχονται και πρέπει να έχουν συγκεκριμένες τιμές σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα. [41]

2.6.5 Απαιτήσεις ηλεκτρικής ισχύος (Electrical power requirement)

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται οι απαιτήσεις ηλεκτρικής ισχύος στην μηχανή, στα βοηθητικά της εξαρτήματα, στο ηλεκτρονικό σύστημα ελέγχου της μηχανής (UNIC) καθώς και στο ηλεκτρονικό σύστημα ελέγχου του συστήματος πρόωσης (Controls CPP).
[41]

Πίνακας 6 Απαιτήσεις ηλεκτρικής ισχύος της μηχανής

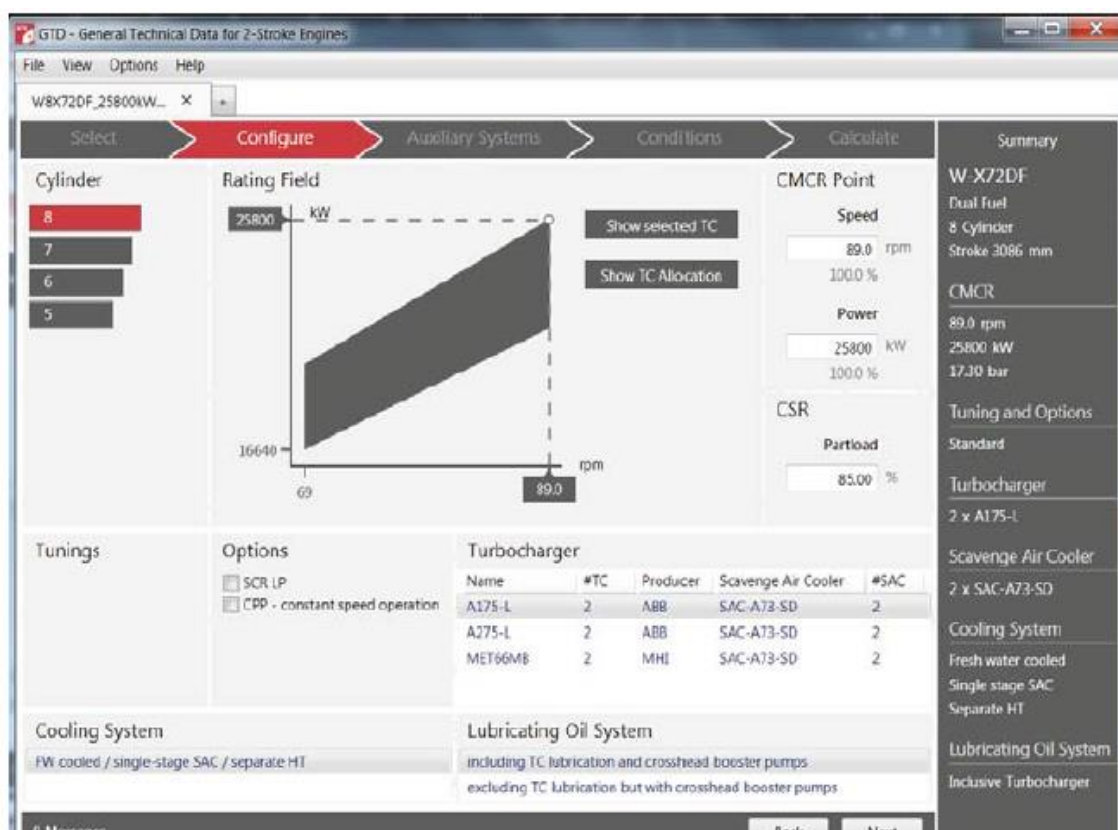
No. cyl.	Power requirement [kW]	Power supply
Auxiliary blowers: ^{a)}		
5	2 x 58	460V / 60Hz
6	2 x 73	
7	2 x 91	
8	2 x 91	
Turning gear:		
5	7.5	440V / 60Hz
6	7.5	
7	7.5	
8	7.5	
UNIC power supply:		
5	1.0	230V / 60Hz
6	1.3	
7	1.4	
8		
Propulsion Control System:		
all	acc. to maker's specifications	24 VDC UPS
Additional monitoring devices: (e.g. oil mist detector, etc.)		
all	acc. to maker's specifications	

a) Minimal electric motor power (shaft) is indicated. Actual electric power requirement depends on size, type and voltage/frequency of installed electric motor. Direct starting or Star-Delta starting to be specified when ordering.

2.6.6 Γενικά τεχνικά χαρακτηριστικά (General technical data –GTD)

Το GTD είναι πρόγραμμα για τον υπολογισμό και την συλλογή τιμών/δεδομένων των τεχνικών χαρακτηριστικών της μηχανής. Οι τιμές αυτές είναι αναγκαίες για τον σχεδιασμό της λειτουργίας της μηχανής κατά την πλεύση του πλοίου.

Πιο συγκεκριμένα το πρόγραμμα αυτό επιτρέπει τον υπολογισμό των παραμέτρων μέτρησης της αποδοτικότητας της μηχανής (ειδική κατανάλωση καυσίμου, ειδική κατανάλωση φυσικού αερίου κ.λ.π.) για διάφορες τιμές ισχύος της.



Εικόνα 8 Το πρόγραμμα GTD της μηχανής

Το συγκεκριμένο πρόγραμμα έχοντας λάβει υπόψη τις χαρακτηριστικές παραμέτρους όλης της περιοχής λειτουργίας της μηχανής, δίνει δεδομένα για τις ψυκτικές εγκαταστάσεις, τις αντλίες, τους συμπιεστές αέρος κ.λ.π. Επιπλέον παρέχει πληροφορίες για τις απαιτήσεις ισχύος των βοηθητικών εξαρτημάτων και των δεδομένων που χρειάζονται για τον υπολογισμό του μεγέθους τους. Παρέχονται επίσης πληροφορίες για τα διάφορα εξαρτήματα της μηχανής. [41]

3. Μεθοδολογία

3.1 Χαρακτηριστικά δείγματος

Στην παρούσα έρευνα τα δεδομένα εκπαίδευσης αντλήθηκαν από δείγμα πραγματικών μετρήσεων λειτουργίας της δίχρονης μηχανής Win GD XDF-72. Ο αριθμός του δείγματος μελέτης που συλλέχθηκε είναι 301 δείγματα για καύσιμο diesel και 318 δείγματα για φυσικό αέριο (gas).

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 301 στιγμιότυπα για καύσιμο diesel και 318 στιγμιότυπα για φυσικό αέριο που προέρχονται από πραγματικές μετρήσεις πάνω στην μηχανή Win GD XDF-72. Τα στιγμιότυπα αυτά που το καθένα αποτελεί μία κατάσταση της μηχανής, έχουν γνωρίσματα (attributes) που σχετίζονται με την καλή λειτουργία της και συγκεκριμένα είναι τα ακόλουθα:

Γνωρίσματα στιγμιότυπων :

speed	fuel	LI	power	t/c_rpm	temp_bef_T	temp_aft_T	comp	comb
-------	------	----	-------	---------	------------	------------	------	------

- Η ταχύτητα του άξονα σε στροφές το λεπτό (rpm).
- Η ειδική κατανάλωση του καυσίμου σε gr/kwh (fuel).
- Δείκτης φορτίου (Load Indicator).
- Ισχύς μηχανής (Power).
- Υπερπληρωτής (Turbocharger) μετρώντας τις στροφές του το λεπτό.
- Θερμοκρασία πριν τον υπερπληρωτή σε (° C).
- Θερμοκρασία μετά τον υπερπληρωτή σε (° C).
- Πίεσης συμπίεσης σε Bar.
- Πίεση καύσης στον θάλαμο σε Bar.

Για κάθε δεδομένο της μηχανής με τις τιμές των χαρακτηριστικών τους αποφασίστηκε η κατηγοριοποίησή της σε μηχανή με καλή λειτουργία (good) και μηχανή με κακή λειτουργία (fault). Η ετικέτα επομένως που ονομάστηκε **operation** αποτελεί την διακριτή κατηγοριοποίηση της ανωτέρω μηχανής. Το κριτήριο επιλογής για να ταξινομηθεί μία μηχανή είναι η μεταβολή του φορτίου της κατά 20%. Επομένως μηχανή με καλή λειτουργία (good) πρέπει να έχει μέσο όρο τιμών των χαρακτηριστικών μικρότερο του 20% των ονομαστικών τιμών της, ενώ στην αντίθετη περίπτωση μέσος όρος μεγαλύτερος του 20% οδηγεί σε μηχανή με κακή λειτουργία.

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.

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 δέντρο απόφασης με το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας και συνεπώς την μικρότερη εντροπία.

Η **εντροπία πληροφορίας** (information entropy) χαρακτηρίζει το βαθμό αβεβαιότητας 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 λειτουργίας της συγκεκριμένης μηχανής, πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τα 301 δείγματα για καύσιμο diesel και 318 δείγματα για φυσικό αέριο. Τα γνωρίσματα των στιγμιότυπων που αφορούν το μοντέλο πρόβλεψης καλής λειτουργίας έχουν δείκτη αξιοπιστίας 0,85 (βλέπε εικόνα 9).

Case Processing Summary			
		N	%
Cases	Valid	301	100,0
	Excluded ^a	0	,0
	Total	301	100,0

Reliability Statistics		
Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
,064	,850	9

Εικόνα 9 Δείκτης αξιοπιστίας των γνωρισμάτων

Στον παρακάτω πίνακα απεικονίζεται ο συσχετισμός των παραμέτρων της μηχανής, όπου για κάθε μεταβλητή δίνεται ο βαθμός συσχέτισής της με τις υπόλοιπες παραμέτρους.

Πίνακας 7 Συσχετισμός μεταβλητών παραμέτρων μηχανής

Inter-Item Correlation Matrix							
	speed	fuel	LI	power	tc_rpm	temp_bef_T	temp_aft_T
speed	1,000	,077	,853	,872	,282	,660	,655
fuel	,077	1,000	-,040	-,125	,262	,496	,291
LI	,853	-,040	1,000	,809	,328	,610	,678
power	,872	-,125	,809	1,000	,029	,590	,622
tc_rpm	,282	,262	,328	,029	1,000	,467	,357
temp_bef_T	,660	,496	,610	,590	,467	1,000	,891
temp_aft_T	,655	,291	,678	,622	,357	,891	1,000
comp	,249	,349	,195	,233	,123	,474	,436
comb	,242	,094	,212	,203	,331	,422	,333

4. Παρουσίαση αποτελεσμάτων

4.1 Ταξινόμηση (classification) στιγμιότυπων

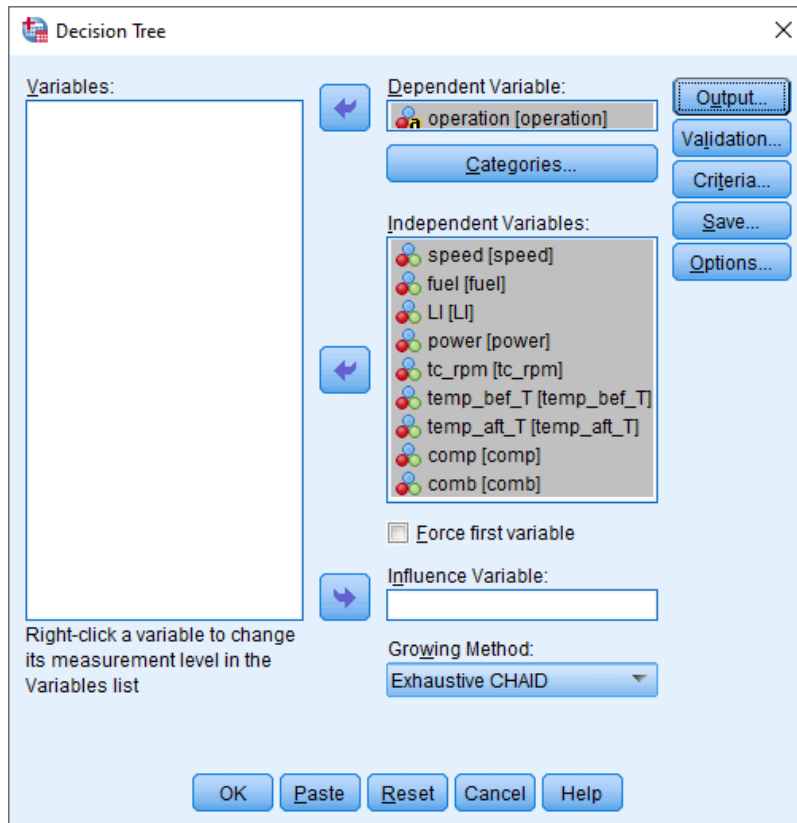
Χρησιμοποιώντας το στατιστικό πρόγραμμα SPSS (v.24) της IBM ορίσαμε τα γνωρίσματα των στιγμιότυπων με τις ετικέτες speed, fuel, LI, power, tc_rpm, temp_bef_T, temp_aft_T, comp, comb ως δεδομένα εισόδου τύπου Numeric ενώ ως στόχο την μεταβλητή operation (βλέπε εικόνα 10).

Name	Type	Width	Decimals	Label	Values	Missing	Columns	Align	Measure	Role
speed	Numeric	5	2	speed	None	None	6	Center	Nominal	Input
fuel	Numeric	5	2	fuel	None	None	5	Center	Nominal	Input
LI	Numeric	4	2	LI	None	None	4	Center	Nominal	Input
power	Numeric	5	2	power	None	None	6	Center	Nominal	Input
tc_rpm	Numeric	7	2	tc_rpm	None	None	7	Center	Nominal	Input
temp_bef_T	Numeric	10	2	temp_bef_T	None	None	10	Center	Nominal	Input
temp_aft_T	Numeric	10	2	temp_aft_T	None	None	10	Center	Nominal	Input
comp	Numeric	5	2	comp	None	None	6	Center	Nominal	Input
comb	Numeric	5	2	comb	None	None	6	Center	Nominal	Input
operation	String	1	0	operation	{0, fault}...	None	9	Center	Nominal	Target

Εικόνα 10 Ορισμός μεταβλητών εισόδου και εξόδου

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

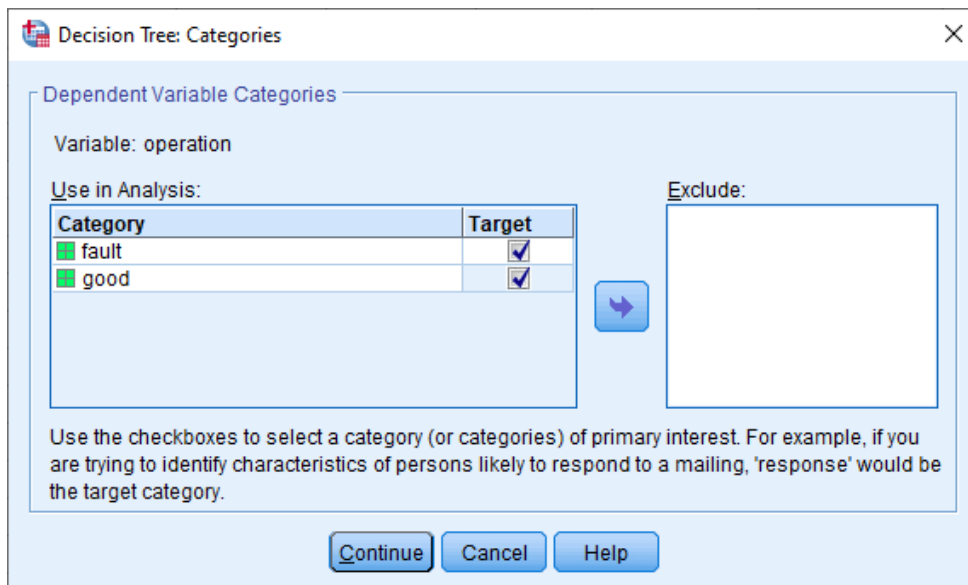
Για την ανάπτυξη και δημιουργία του δέντρου απόφασης με σκοπό την ταξινόμηση των στιγμιότυπων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος CHAID. Ορίστηκαν η operation ως εξαρτημένη μεταβλητή και τα υπόλοιπα γνωρίσματα ως ανεξάρτητες μεταβλητές (predictors)(βλέπε εικόνα 11).



Εικόνα 11 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 12 επιλέχθηκε η απεικόνιση όλων των κατηγοριών που αφορούν την λειτουργία της μηχανής, δηλαδή της κατηγορίας fault για τις περιπτώσεις κακής λειτουργίας της μηχανής και good για τις περιπτώσεις καλής λειτουργίας της.



Εικόνα 12 Επιλογή κατηγορίας λειτουργίας της μηχανής

Κριτήρια του δέντρου απόφασης

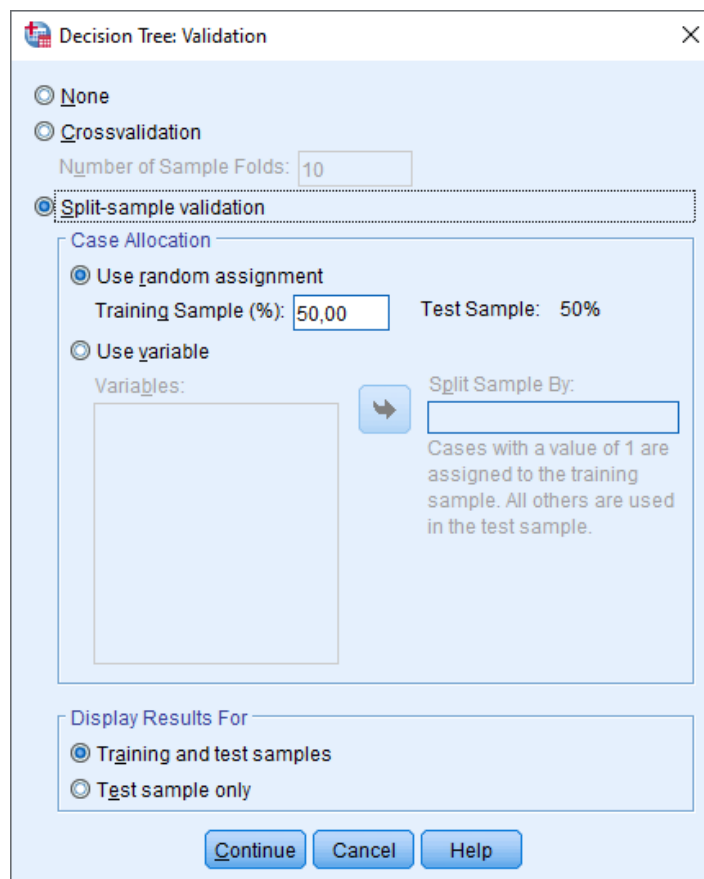
Significance Level: 0.05, η τιμή σημαντικότητας για τον διαχωρισμό των κόμβων και την συγχώνευση των κατηγοριών.

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)

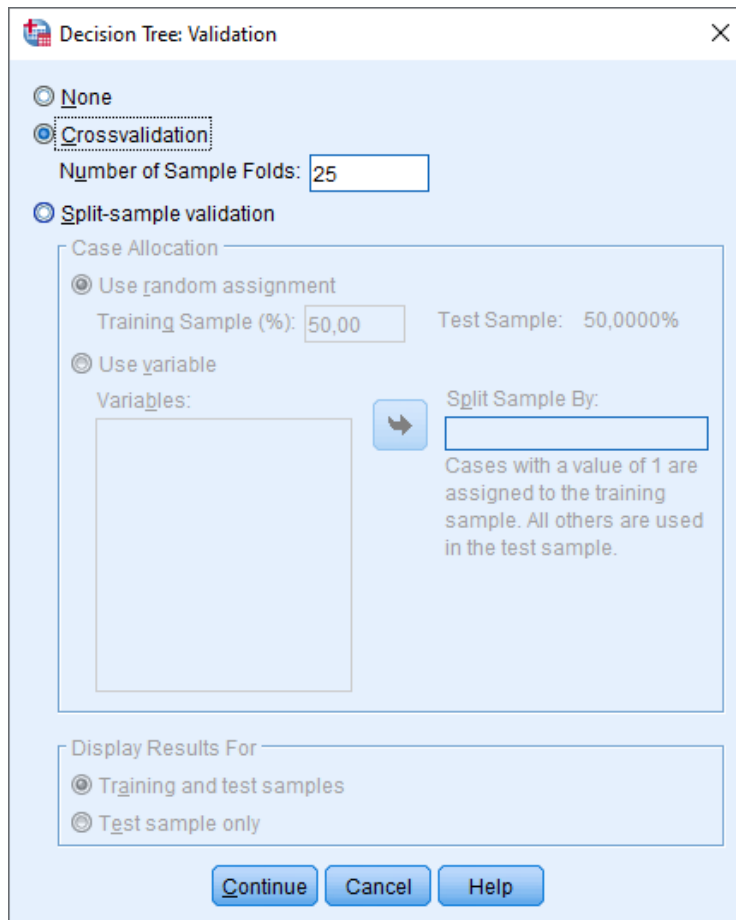
Στην περίπτωση αυτή το μοντέλο του δέντρου δημιουργείται χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου. Επιλέχθηκε από το σύνολο των 301 στιγμιότυπων 50% ως δεδομένα εκπαίδευσης (151) και 50% ως δεδομένα ελέγχου (150) (βλέπε εικόνα 13).



Εικόνα 13 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 υπόδειγμα 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 υπόδειγμα που εξαιρείται για τη δημιουργία του. Ο αριθμός των πτυχώσεων του δείγματος ορίστηκε στην μέγιστη τιμή των 25 (βλέπε εικόνα 14). 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.

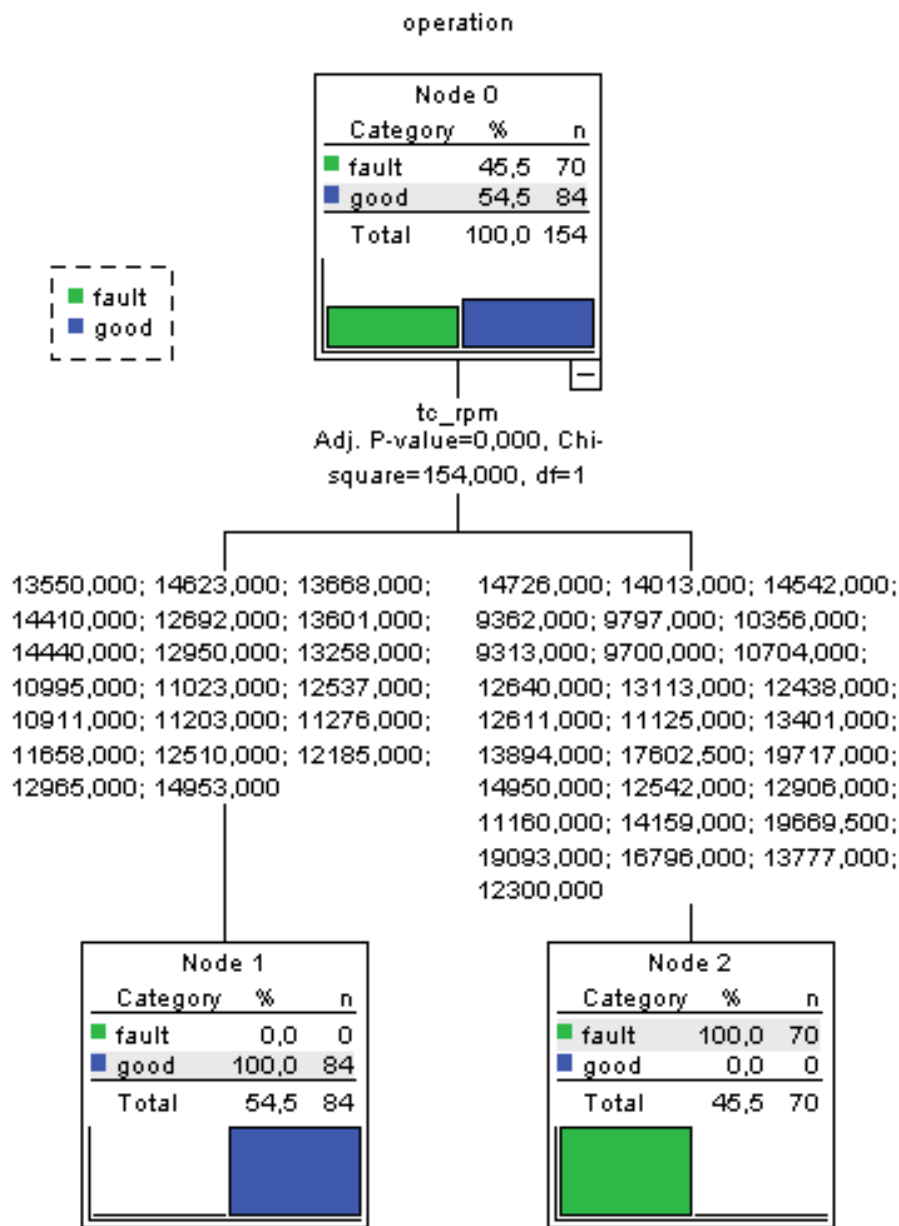


Εικόνα 14 Crossvalidation

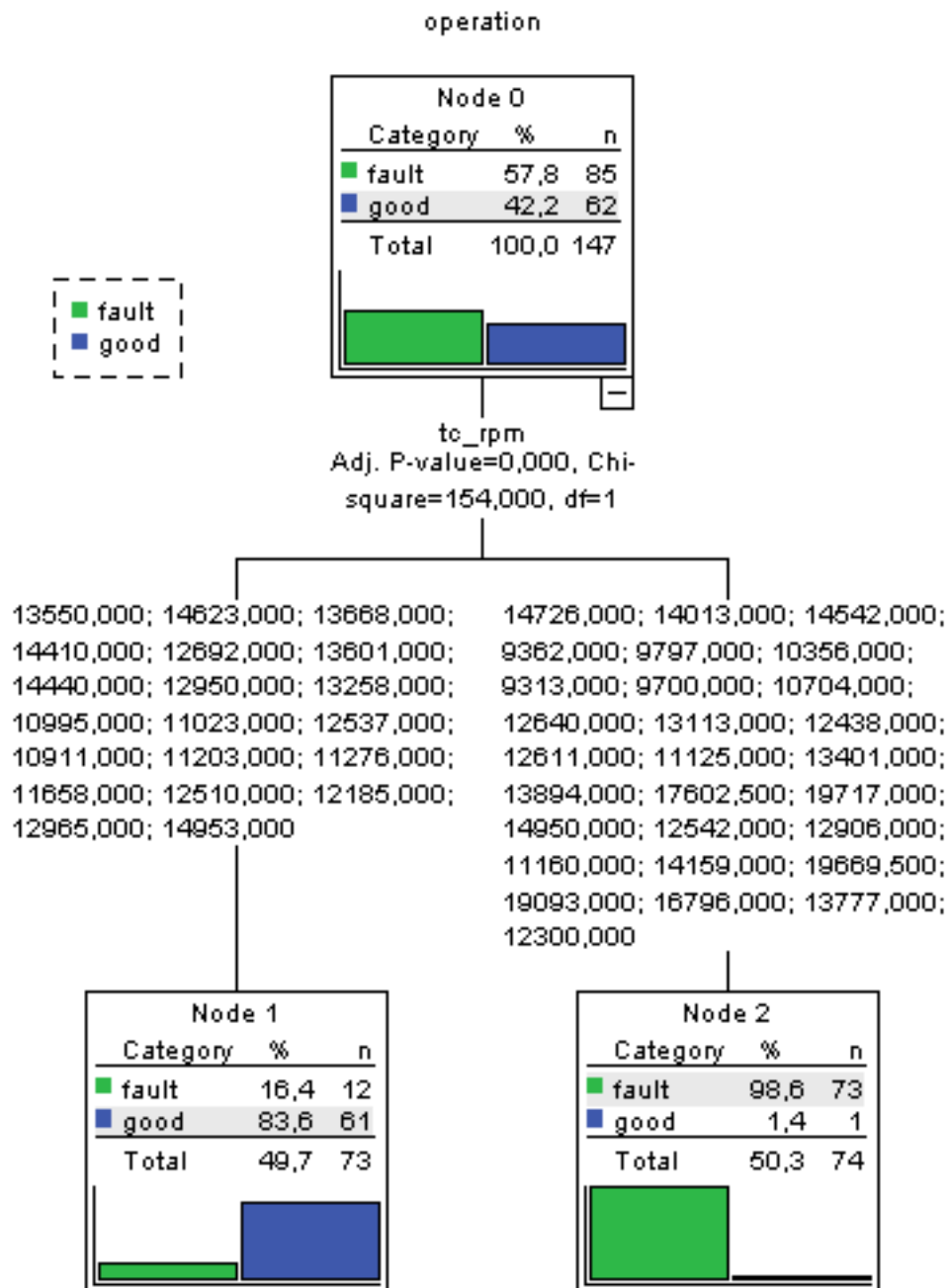
4.3 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation

4.3.1 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation για καύσιμο diesel

Στις εικόνες 15 και 16 απεικονίζονται αντίστοιχα οι μορφές των δέντρων ταξινόμησης για τα δεδομένα εκπαίδευσης (training sample) και τα δεδομένα ελέγχου (test sample) και για τις δυο κατηγορίες της εξαρτημένης μεταβλητής operation (fault με μπλε χρώμα, good με πράσινο χρώμα).



Εικόνα 15 Δένδρο δεδομένων εκπαίδευσης



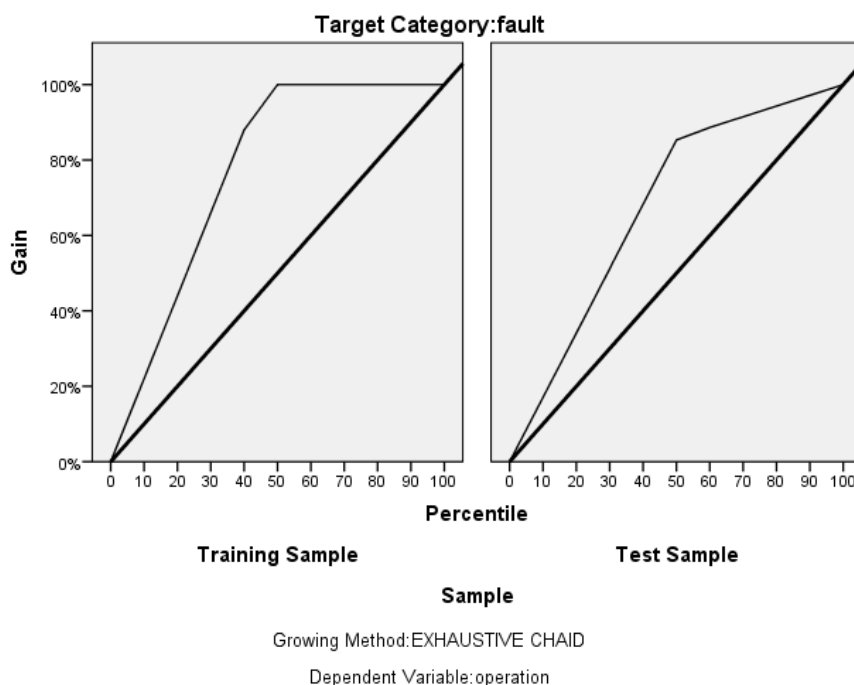
Εικόνα 16 Δένδρο δεδομένων ελέγχου

Στις εικόνες 17, 18 και 19 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία fault operation για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου.

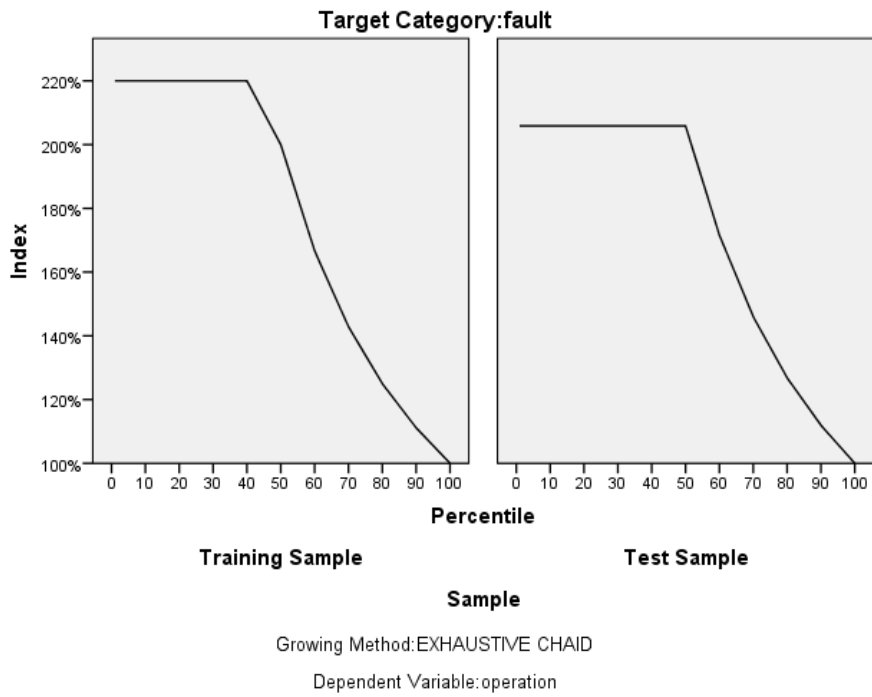
Το κέρδος (gain) είναι το ποσοστό των συνολικών περιπτώσεων στην κατηγορία στόχου σε κάθε κόμβο, υπολογιζόμενο ως: $(\text{στόχος κόμβου } n / \text{ολικός στόχος } n) \times 100$. Το γράφημα κέρδους είναι ένα γραμμικό διάγραμμα αθροιστικού κέρδους επί τοις εκατό, υπολογιζόμενο ως: $(\text{αθροιστικός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

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: $(\text{αθροιστικό ποσοστό απόκρισης επί τοις εκατό} / \text{συνολικό ποσοστό απόκρισης}) \times 100$.

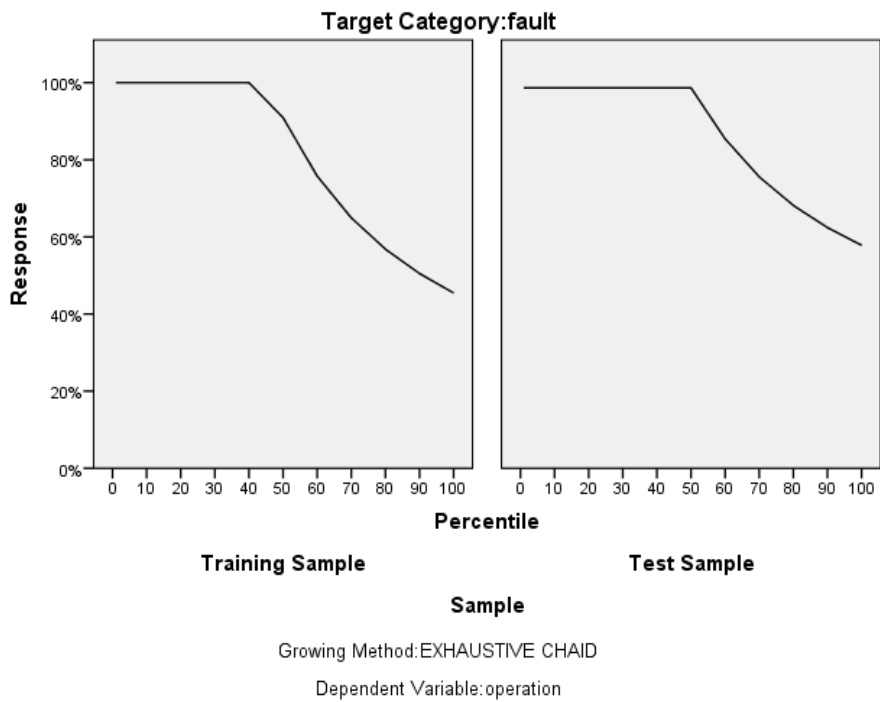
Η απόκριση (response): Το ποσοστό των περιπτώσεων στον κόμβο στην καθορισμένη κατηγορία στόχου. Το γράφημα απόκρισης είναι ένα γραμμικό διάγραμμα αθροιστικής απόκρισης επί τοις εκατό, υπολογιζόμενο ως: $(\text{αθροιστικό επί τοις εκατό στόχου } n / \text{αθροιστικό επί τοις εκατό συνόλου } n) \times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



Εικόνα 17 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation

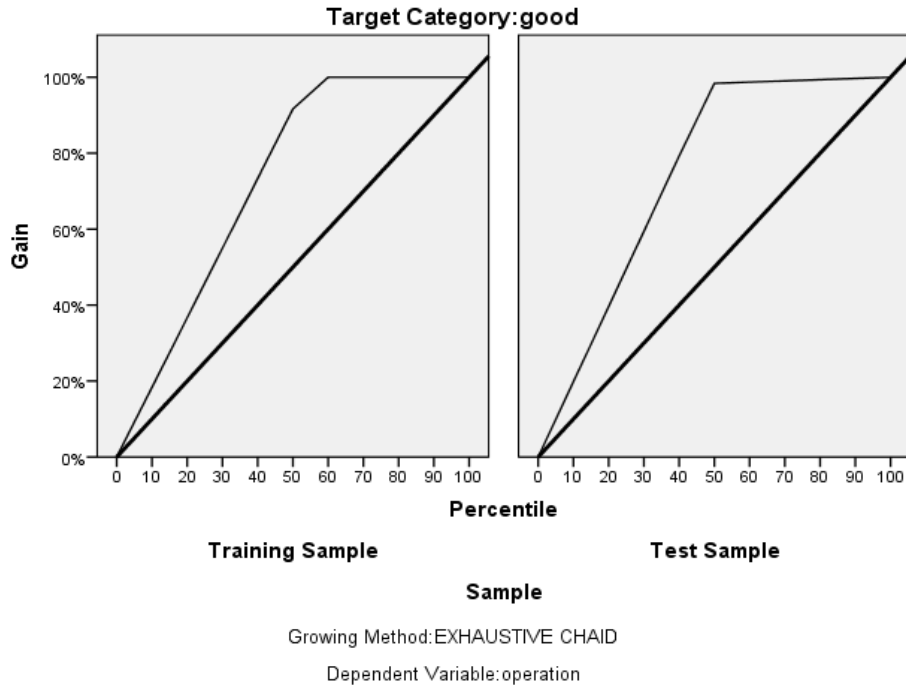


Εικόνα 18 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation

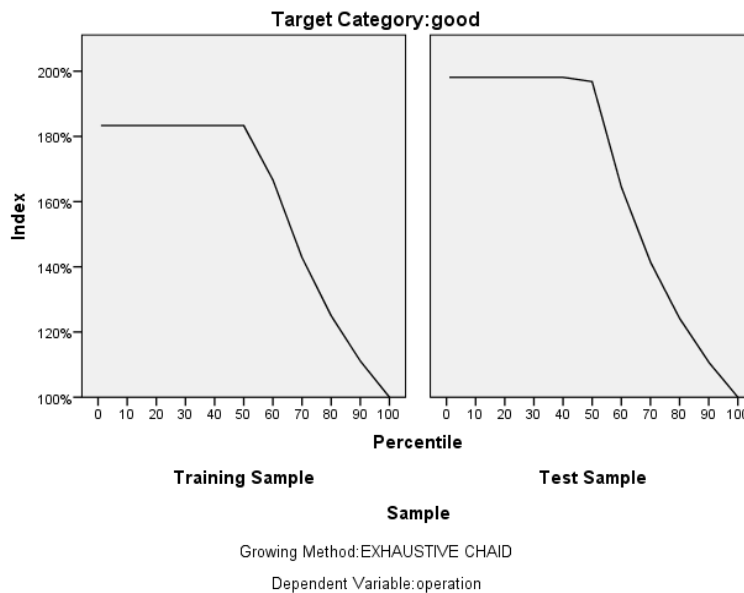


Εικόνα 19 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation

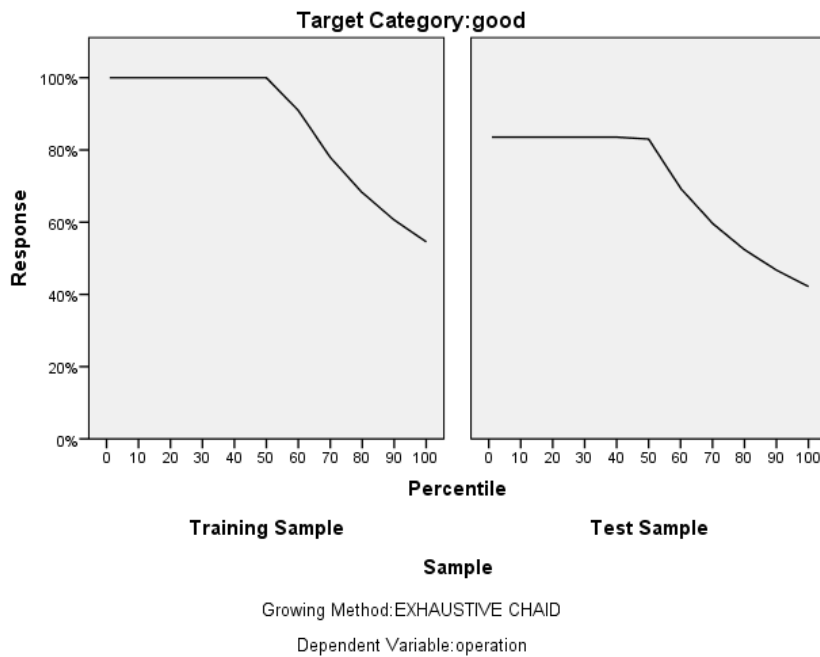
Στις εικόνες 20, 21 και 22 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία GOOD operation για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου.



Εικόνα 20 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation



Εικόνα 21 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation



Εικόνα 22 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation

Στον πίνακα 8 απεικονίζεται η ανάλυση κινδύνου της συγκεκριμένης μεθοδολογίας που αποτελεί μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης του δέντρου. Για τα δεδομένα εκπαίδευσης το ποσοστό λάθους είναι 0% και για τα δεδομένα ελέγχου 3.8%.

Πίνακας 8 Εκτίμηση κινδύνου

Risk		
Sample	Estimate	Std. Error
Training	,000	,000
Test	,038	,015
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: operation		

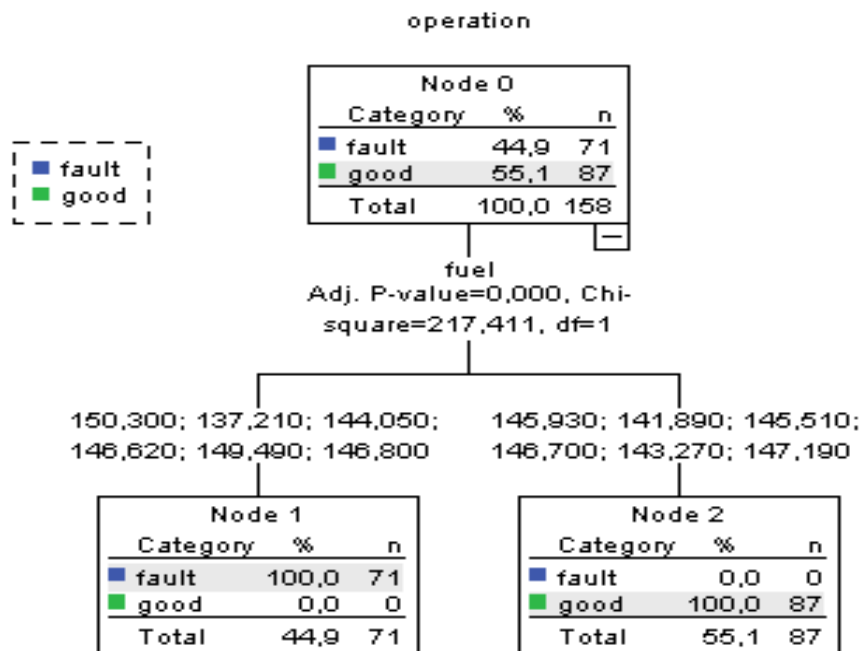
Στον πίνακα 9 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Ο πίνακας αυτός δείχνει τον αριθμό των περιπτώσεων που ταξινομήθηκαν σωστά και εσφαλμένα για κάθε κατηγορία της εξαρτημένης μεταβλητής με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 100% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 96.2% για τα δεδομένα ελέγχου.

Πίνακας 9 Ταξινόμηση με slit-validation

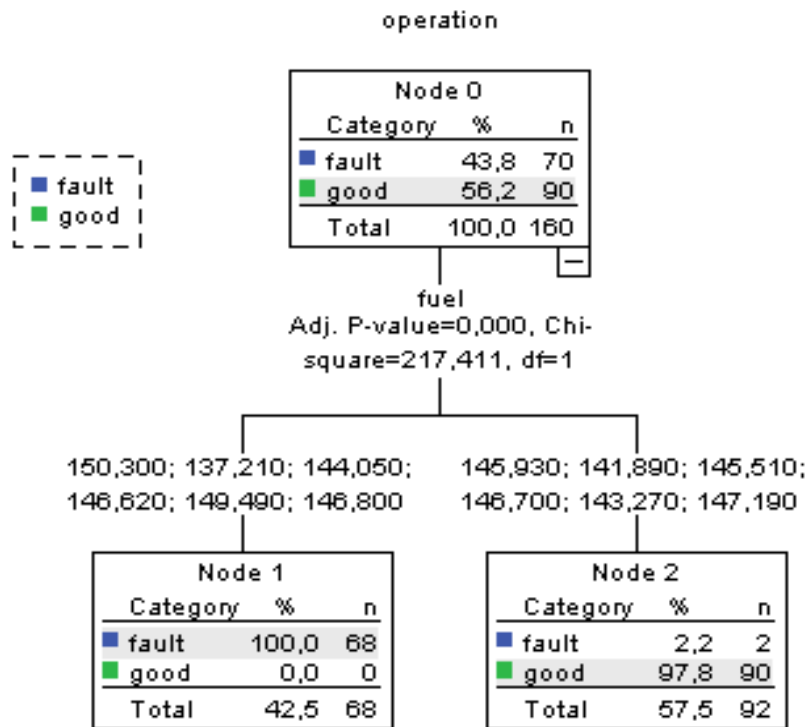
Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		fault	good	Percent Correct
Training	fault	74	0	100,0%
	good	0	68	100,0%
	Overall Percentage	52,1%	47,9%	100,0%
Test	fault	75	6	92,6%
	good	0	78	100,0%
	Overall Percentage	47,2%	52,8%	96,2%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: operation				

4.3.2 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με split-validation για φυσικό αέριο.

Στις εικόνες 23 και 24 απεικονίζονται αντίστοιχα οι μορφές των δέντρων ταξινόμησης για τα δεδομένα εκπαίδευσης (training sample) και τα δεδομένα ελέγχου (test sample) και για τις δυο κατηγορίες της εξαρτημένης μεταβλητής operation (fault με μπλε χρώμα, good με πράσινο χρώμα).

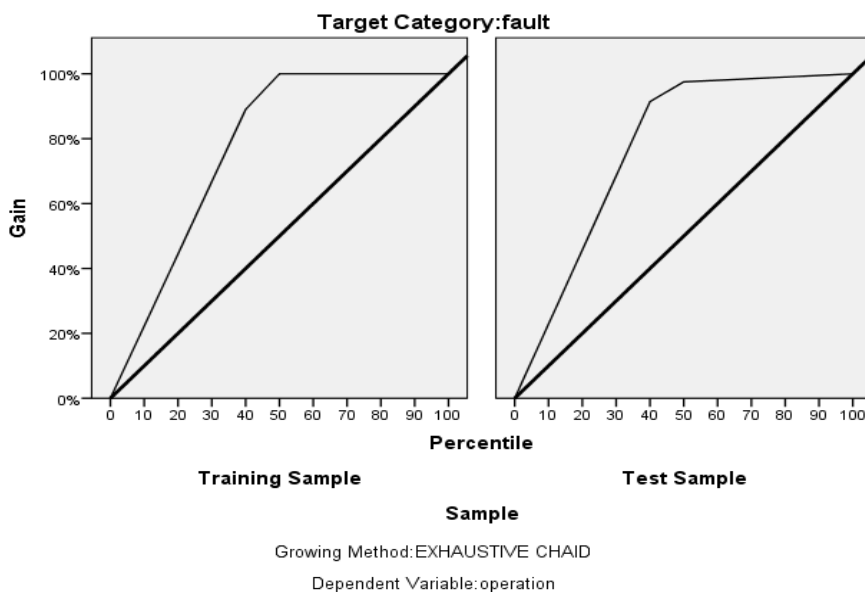


Εικόνα 23 Δένδρο δεδομένων εκπαίδευσης

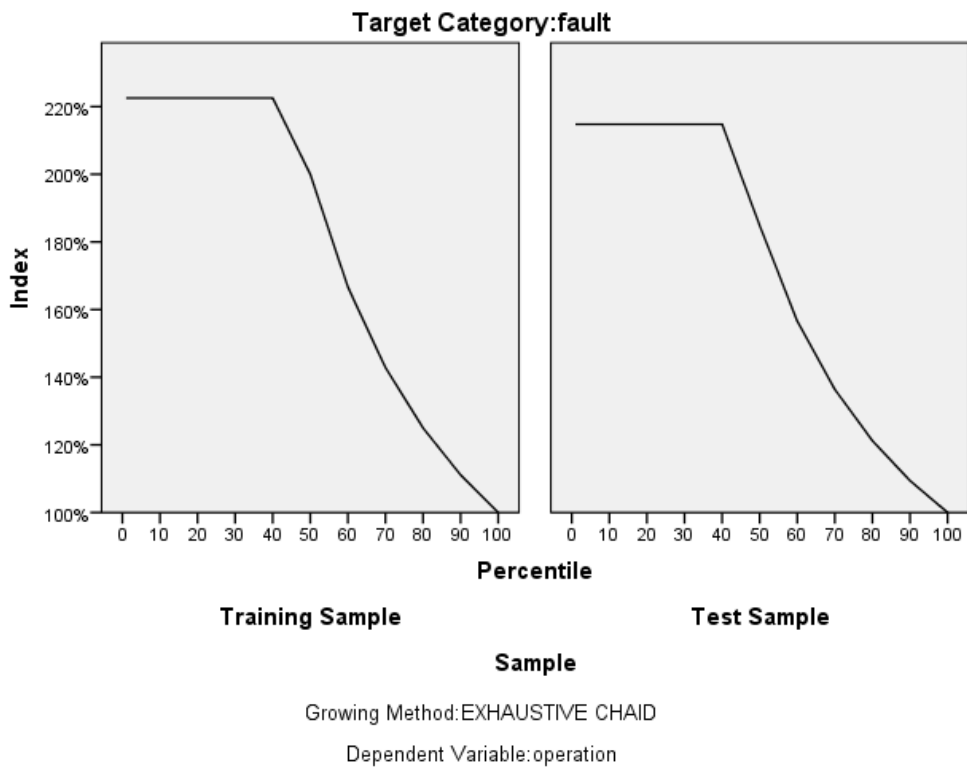


Εικόνα 24 Δένδρο δεδομένων ελέγχου

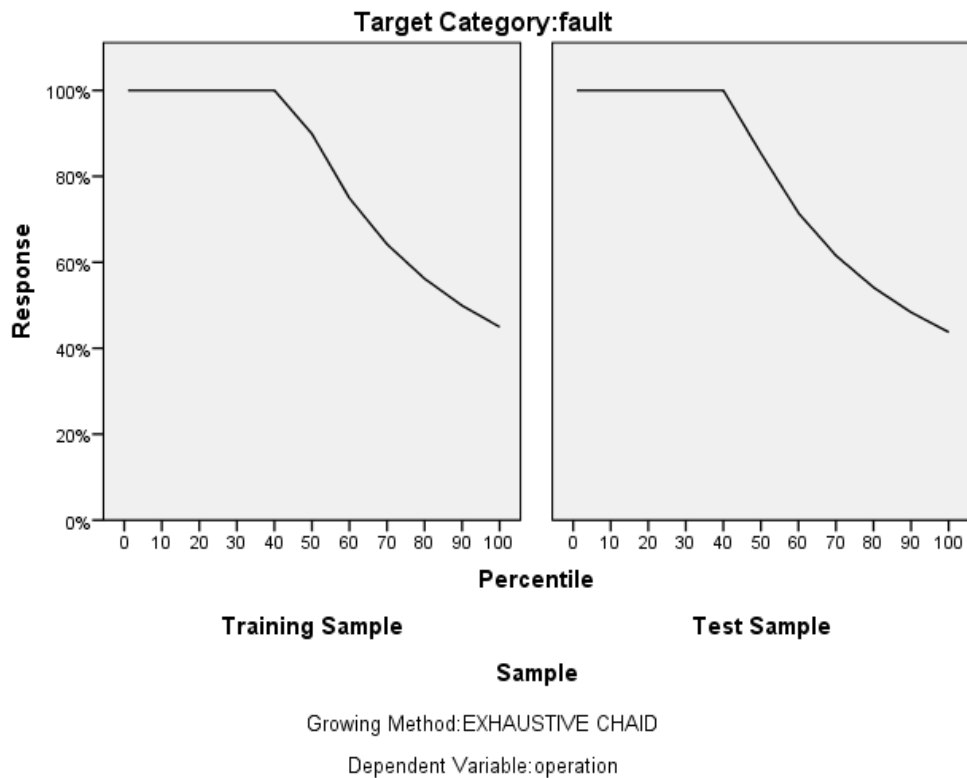
Στις εικόνες 25, 26 και 27 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία fault operation για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου.



Εικόνα 25 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation

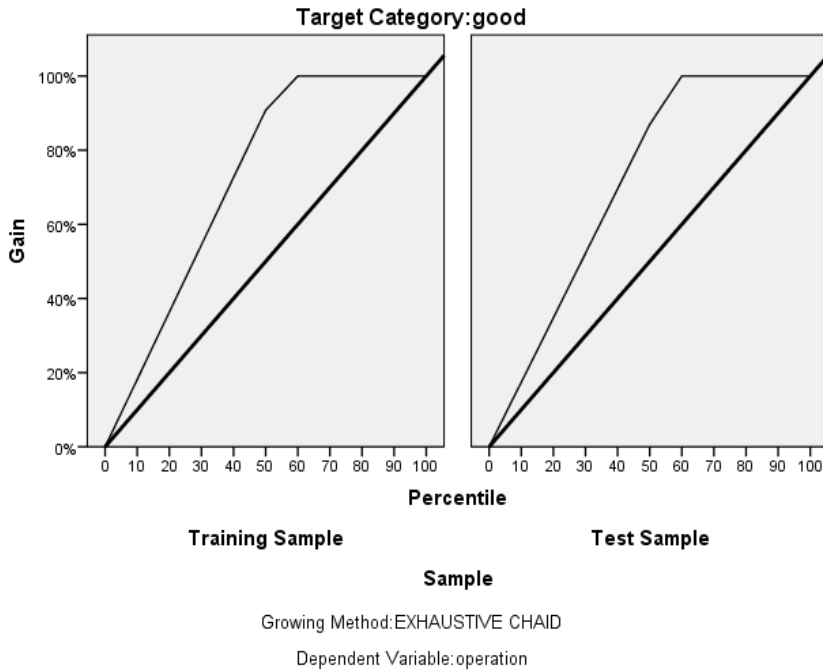


Εικόνα 26 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation

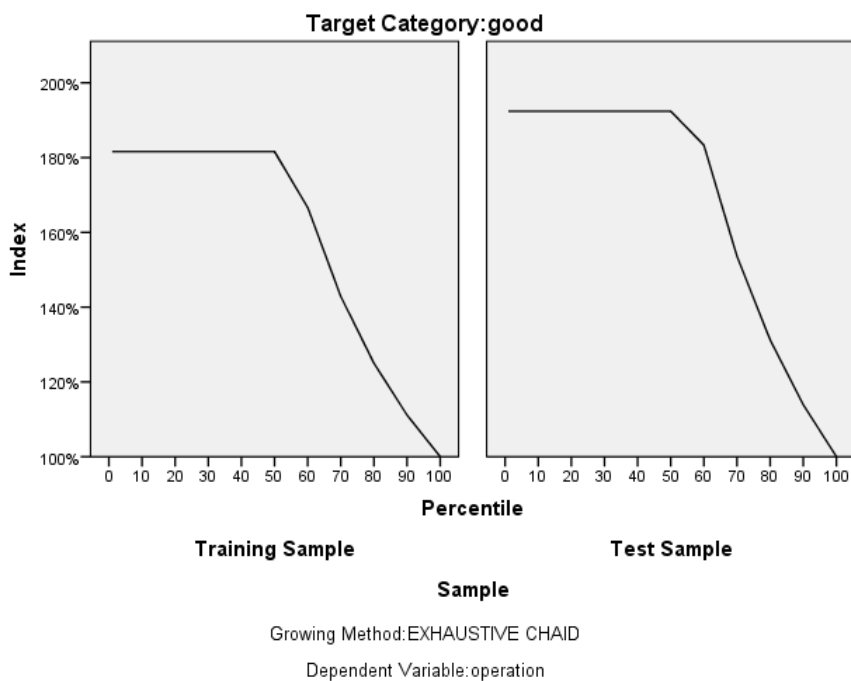


Εικόνα 27 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation

Στις εικόνες 28, 29 και 30 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία GOOD operation για τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα ελέγχου.



Εικόνα 28 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation



Εικόνα 29 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation



Εικόνα 30 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation

Στον πίνακα 10 απεικονίζεται η ανάλυση κινδύνου της συγκεκριμένης μεθοδολογίας που αποτελεί μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης του δέντρου. Για τα δεδομένα εκπαίδευσης το ποσοστό λάθους είναι 0% και για τα δεδομένα ελέγχου 1.3%.

Πίνακας 10 Εκτίμηση κινδύνου

Risk		
Sample	Estimate	Std. Error
Training	.000	,000
Test	.013	,009
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: operation		

Στον πίνακα 11 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 100% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 98.8% για τα δεδομένα ελέγχου.

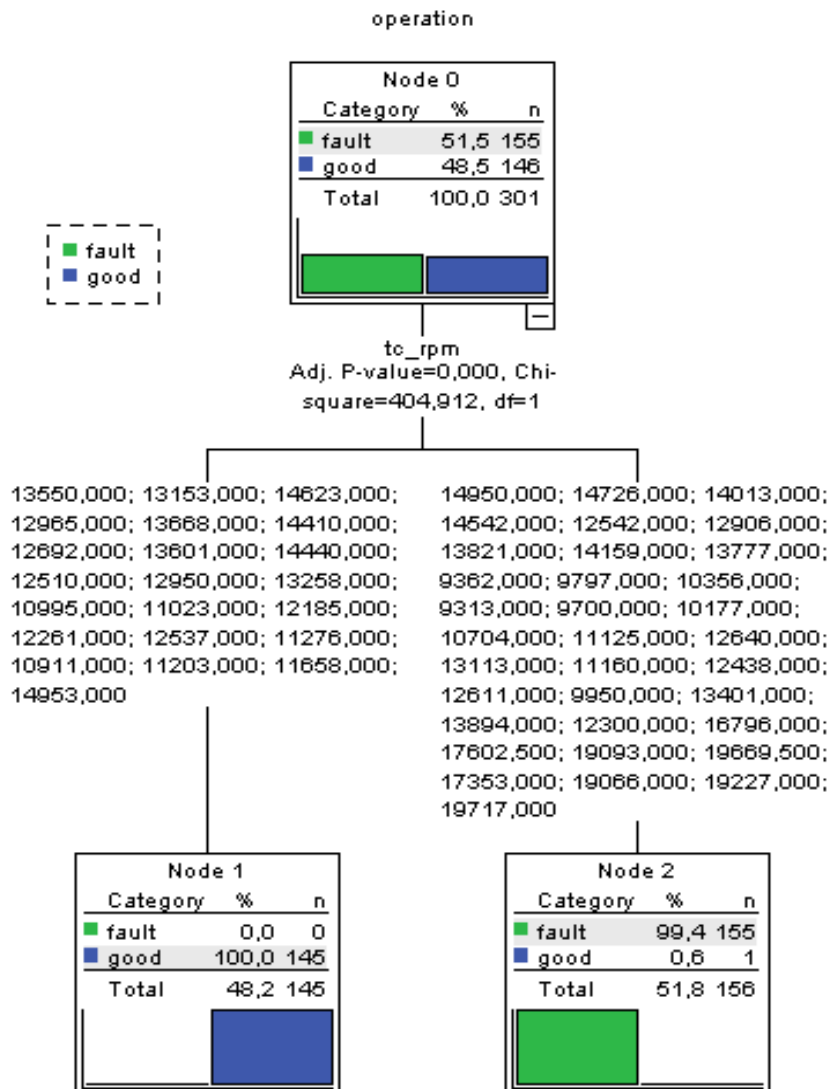
Πίνακας 11 Ταξινόμηση με slit-validation

Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		fault	good	Percent Correct
Training	fault	71	0	100,0%
	good	0	87	100,0%
	Overall Percentage	44,9%	55,1%	100,0%
Test	fault	68	2	97,1%
	good	0	90	100,0%
	Overall Percentage	42,5%	57,5%	98,8%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: operation				

4.4 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation

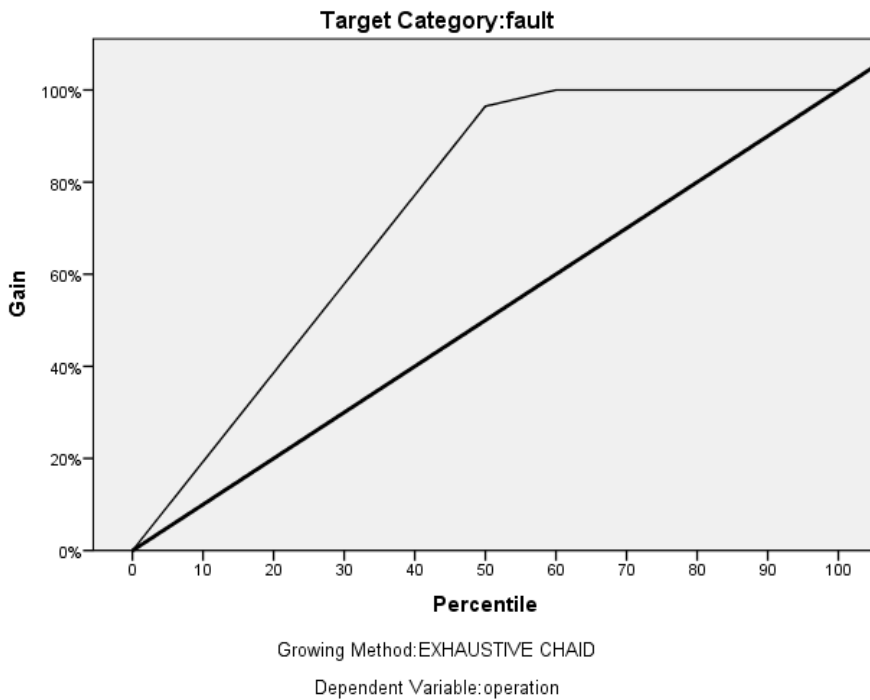
4.4.1 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation για καύσιμο diesel.

Στην εικόνα 31 απεικονίζεται η μορφή του δέντρου ταξινόμησης για όλα τα δεδομένα και για τις δυο κατηγορίες της εξαρτημένης μεταβλητής operation (fault με πράσινο χρώμα, good μπλε με χρώμα).

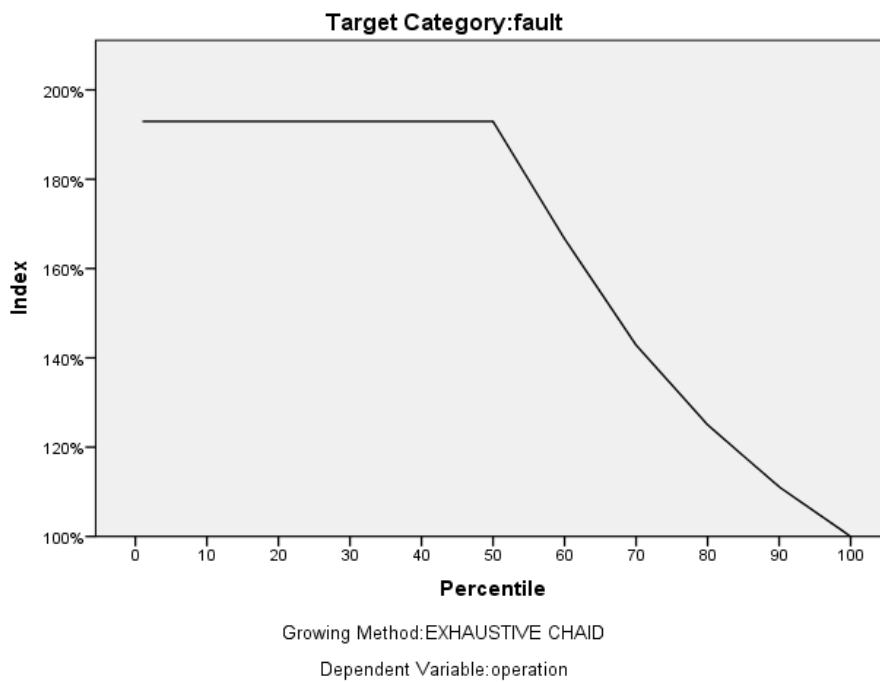


Εικόνα 31 Δένδρο ταξινόμησης με Crossvalidation

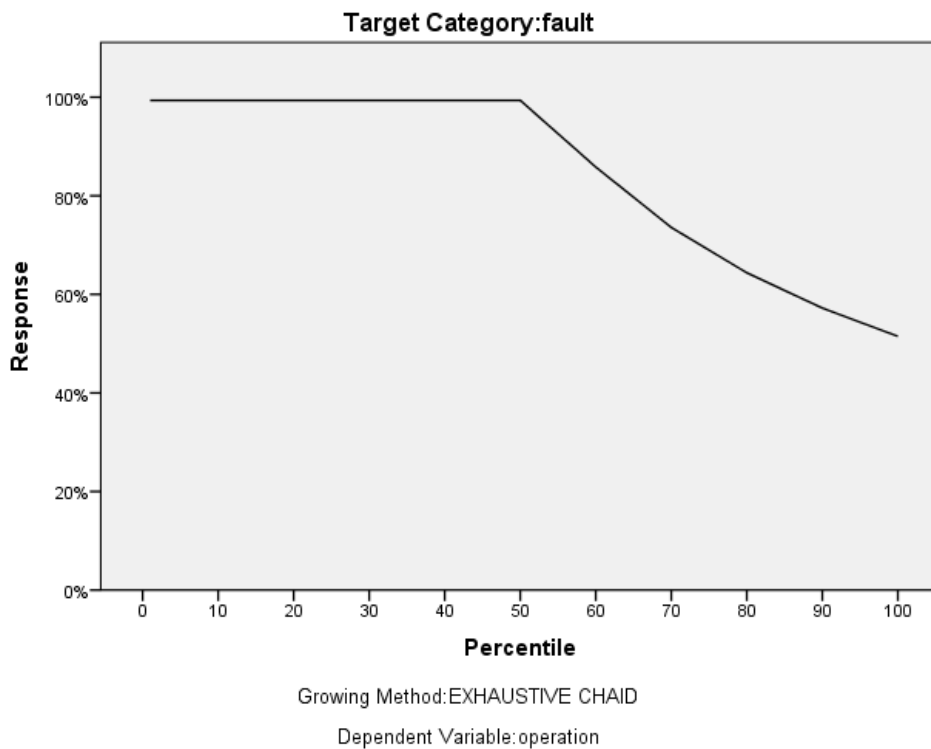
Στις εικόνες 32, 33 και 34 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία fault operation για τα όλα τα δεδομένα.



Εικόνα 32 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation

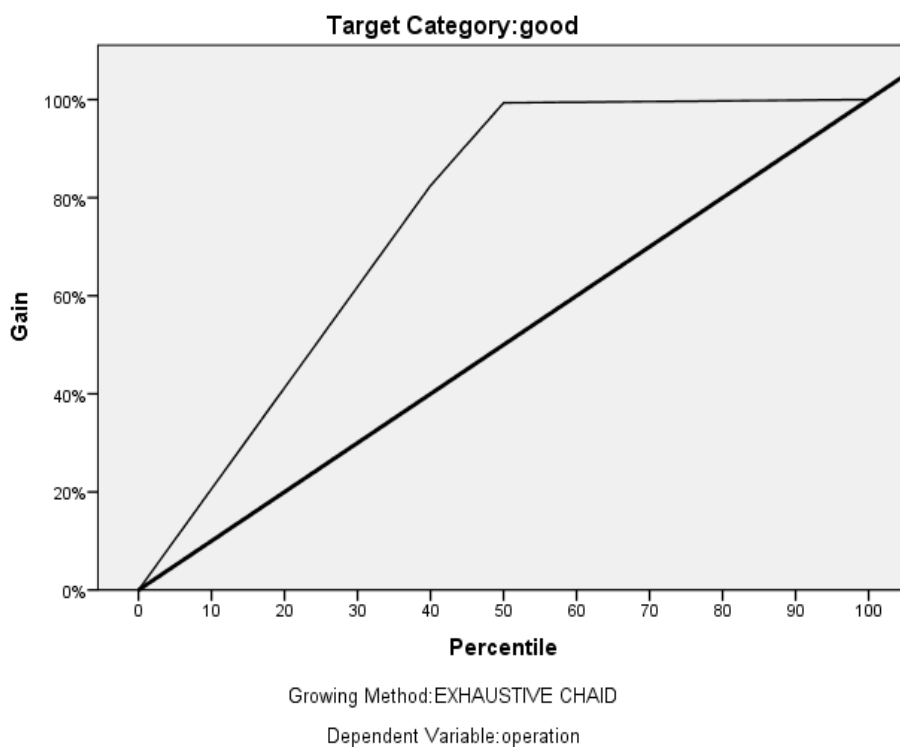


Εικόνα 33 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation

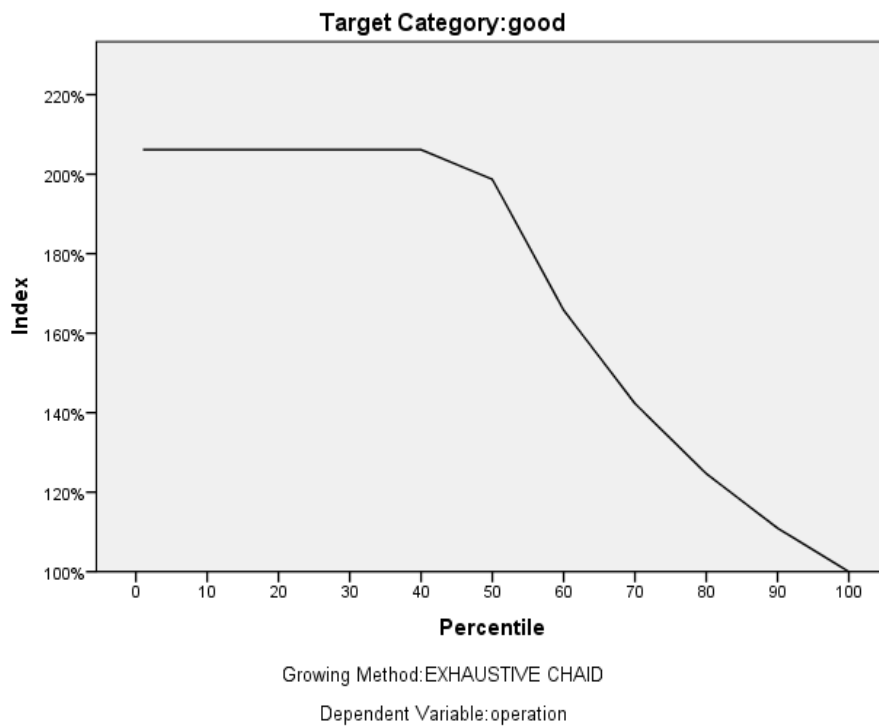


Εικόνα 34 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation

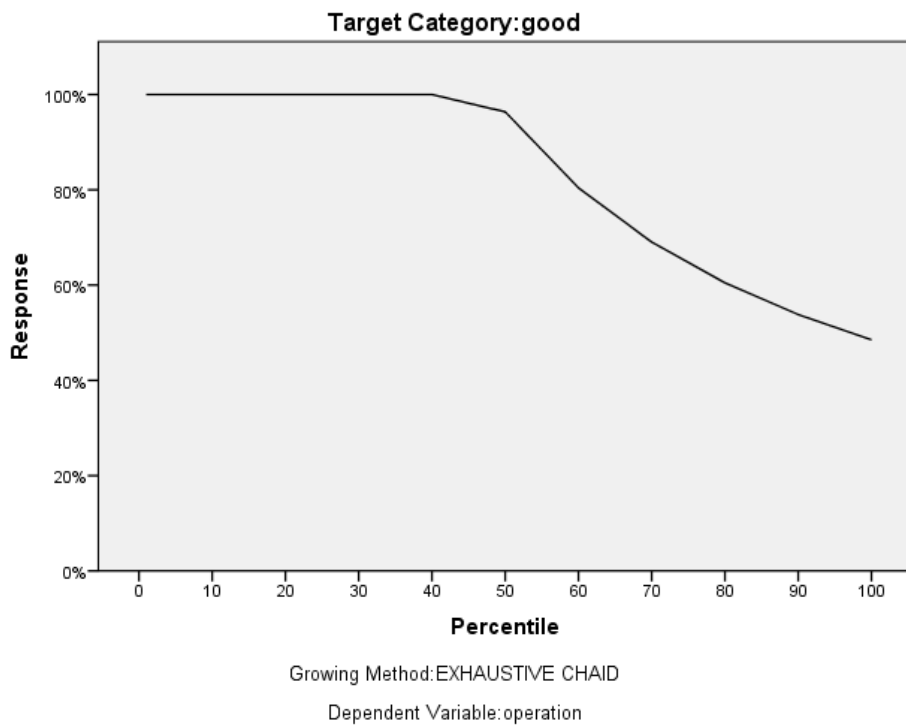
Στις εικόνες 35, 36 και 37 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία GOOD operation για όλα τα δεδομένα.



Εικόνα 35 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation



Εικόνα 36 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation



Εικόνα 37 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation

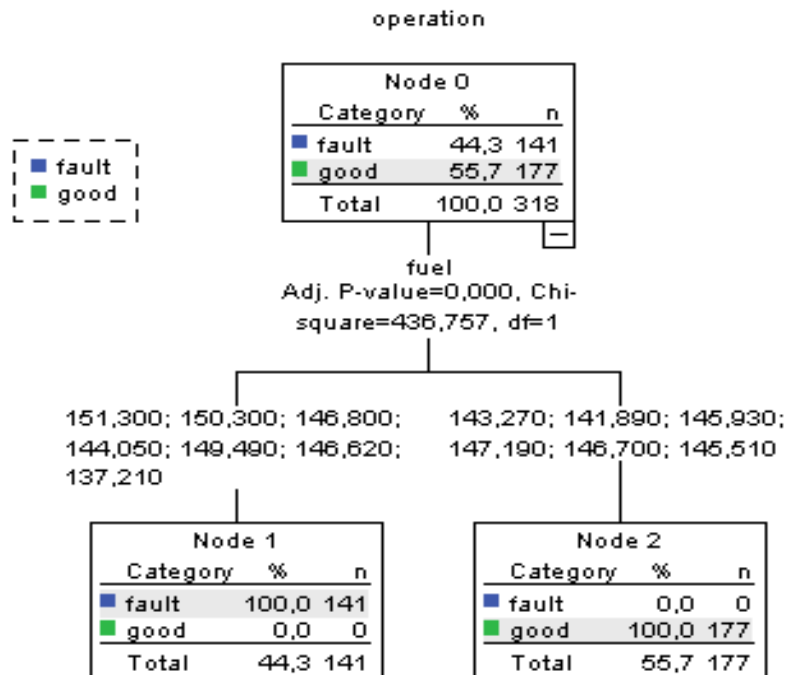
Στον πίνακα 12 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Το συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης όλων των δεδομένων είναι 99.7% και επομένως ποσοστό λάθους 0.03%.

Πίνακας 12 Ταξινόμηση με Crossvalidation

Classification			
Observed	Predicted		
	fault	good	Percent Correct
fault	155	0	100,0%
good	1	145	99,3%
Overall Percentage	51,8%	48,2%	99,7%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: operation			

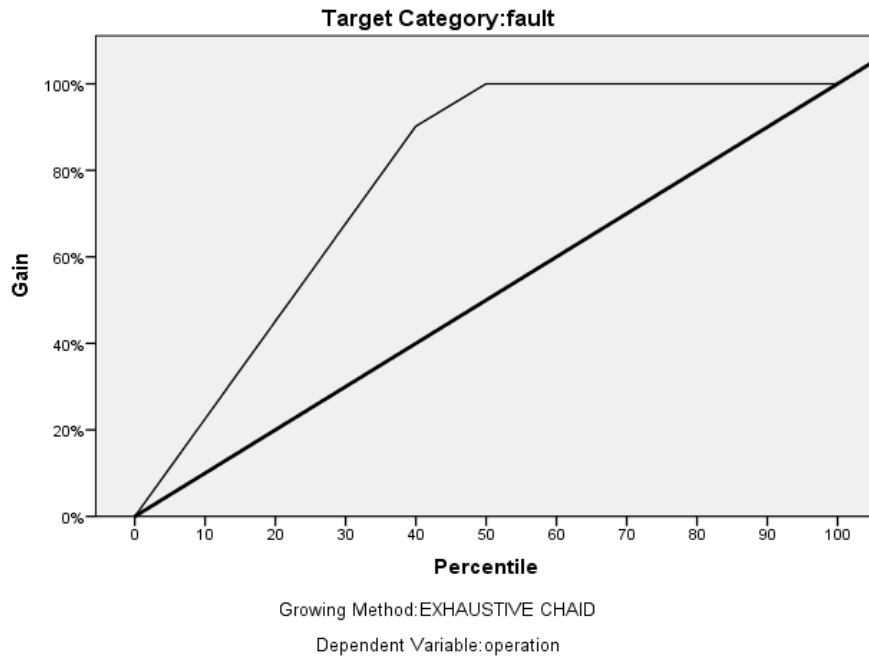
4.4.2 Αποτελέσματα Exhaustive CHAID μεθόδου με Crossvalidation για φυσικό αέριο.

Στην εικόνα 38 απεικονίζεται η μορφή του δέντρου ταξινόμησης για όλα τα δεδομένα και για τις δυο κατηγορίες της εξαρτημένης μεταβλητής operation (fault με πράσινο χρώμα, good μπλε με χρώμα).

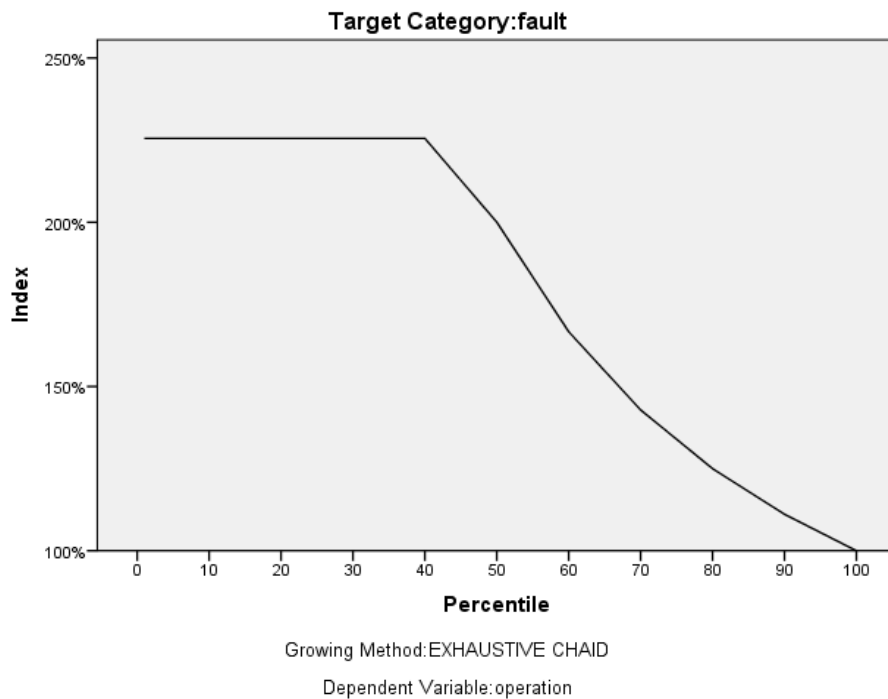


Εικόνα 38 Δένδρο ταξινόμησης με Crossvalidation

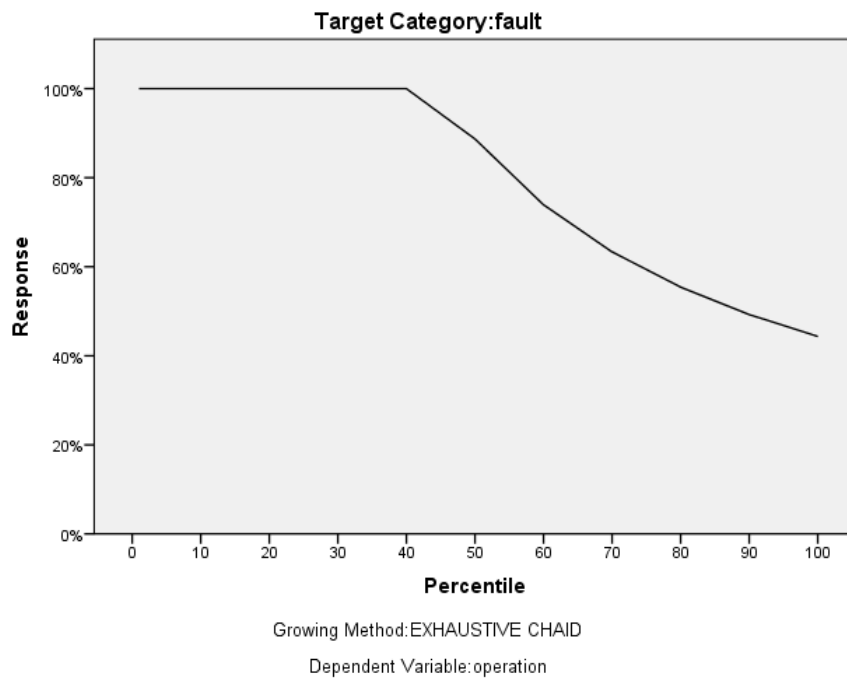
Στις εικόνες 39, 40 και 41 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία fault operation για τα όλα τα δεδομένα.



Εικόνα 39 Γράφημα κέρδους κατηγορίας fault operation

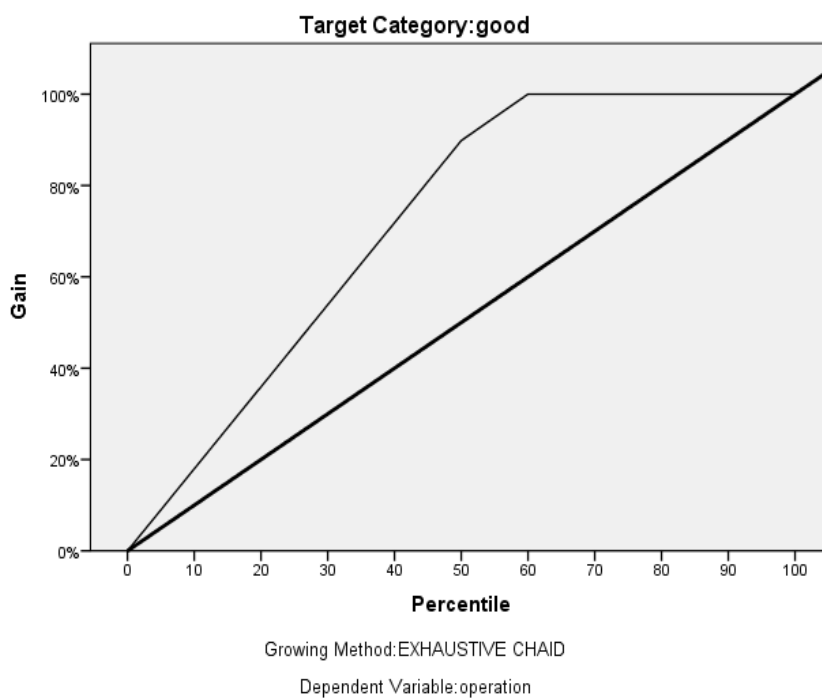


Εικόνα 40 Γράφημα δείκτη κατηγορίας fault operation

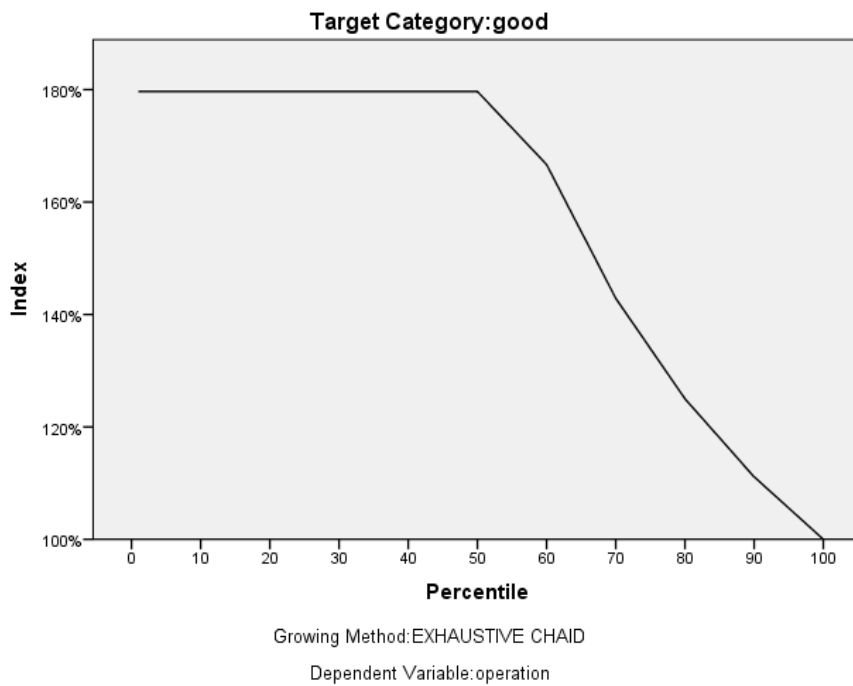


Εικόνα 41 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας fault operation

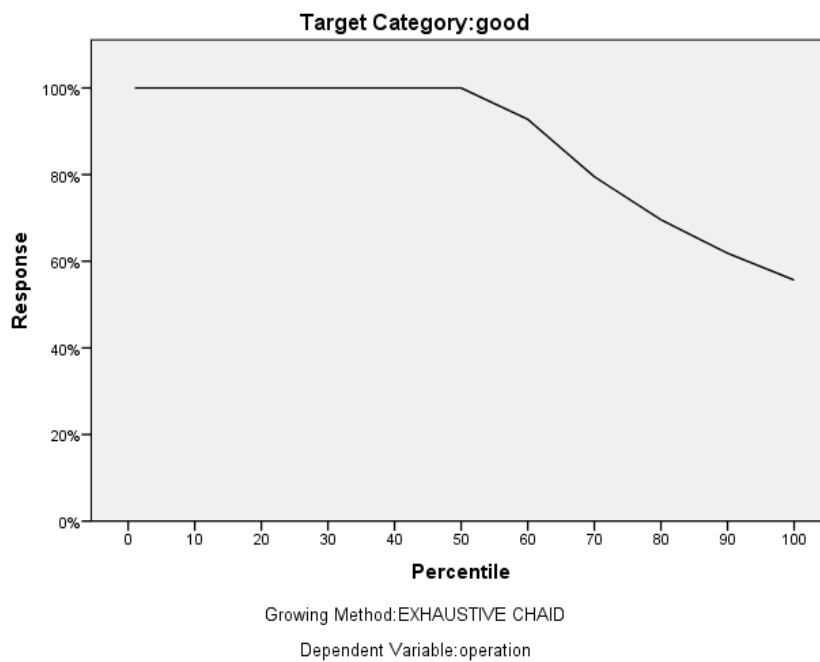
Στις εικόνες 42, 43 και 44 απεικονίζονται τα γραφήματα του κέρδους (Gain), του δείκτη (index) και της απόκρισης (response) των κόμβων για την κατηγορία GOOD operation για όλα τα δεδομένα.



Εικόνα 42 Γράφημα κέρδους κατηγορίας good operation



Εικόνα 43 Γράφημα δείκτη κατηγορίας good operation



Εικόνα 44 Γράφημα απόκρισης κατηγορίας good operation

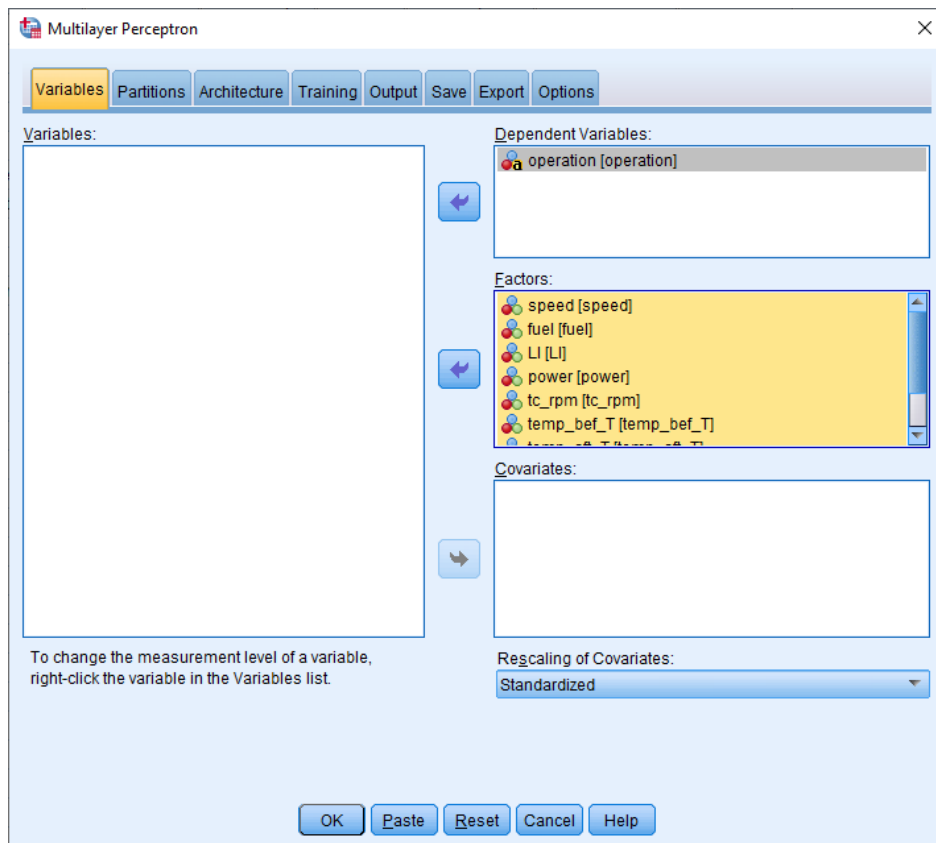
Στον πίνακα 13 απεικονίζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Το συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης όλων των δεδομένων είναι 100.0% και επομένως ποσοστό λάθους 0%.

Πίνακας 13 Ταξινόμηση με Crossvalidation

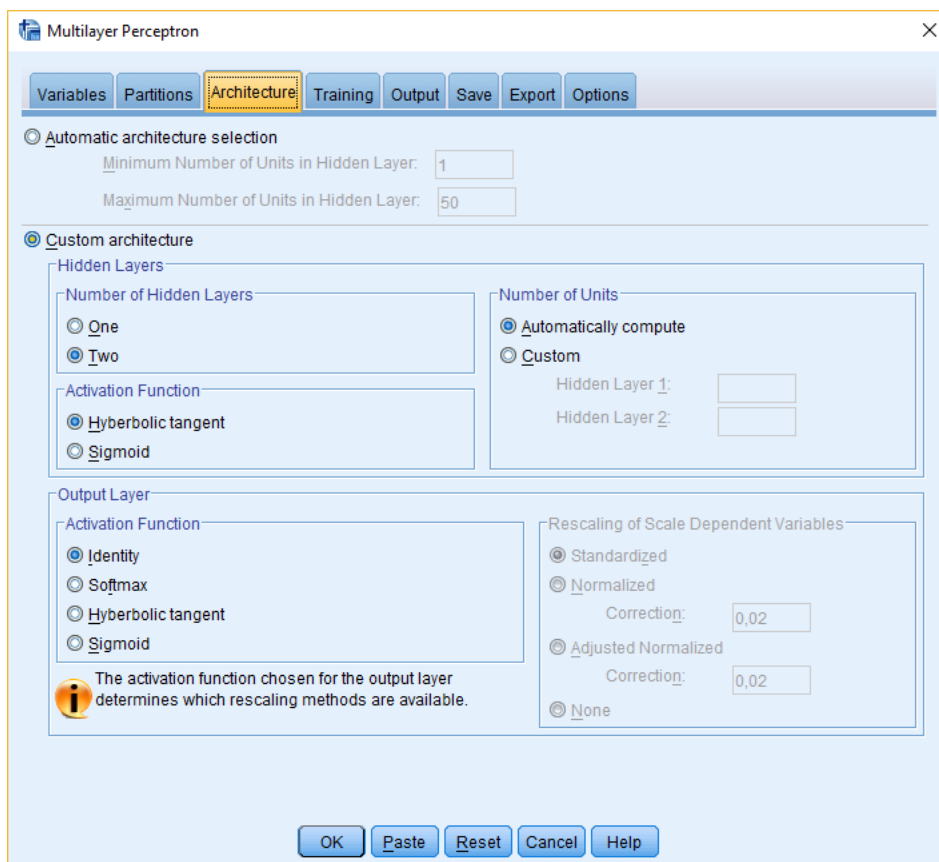
Classification			
Observed	Predicted		
	fault	good	Percent Correct
fault	141	0	100,0%
good	0	177	100,0%
Overall Percentage	44,3%	55,7%	100,0%
Growing Method: EXHAUSTIVE CHAID Dependent Variable: operation			

4.5 Μέθοδος MLP νευρωνικού δικτύου (Multilayer Perceptron)

Χρησιμοποιώντας το στατιστικό πρόγραμμα SPSS (v.24) 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 λειτουργία της μηχανής (operation) και ως παράγοντες επίδρασής της οι μεταβλητές speed, fuel, LI, power, tc_rpm, temp_bef_T, temp_aft_T, comp, comb (βλέπε εικόνα 45). 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 46).



Εικόνα 45 Ορισμός μεταβλητών του νευρωνικού δικτύου



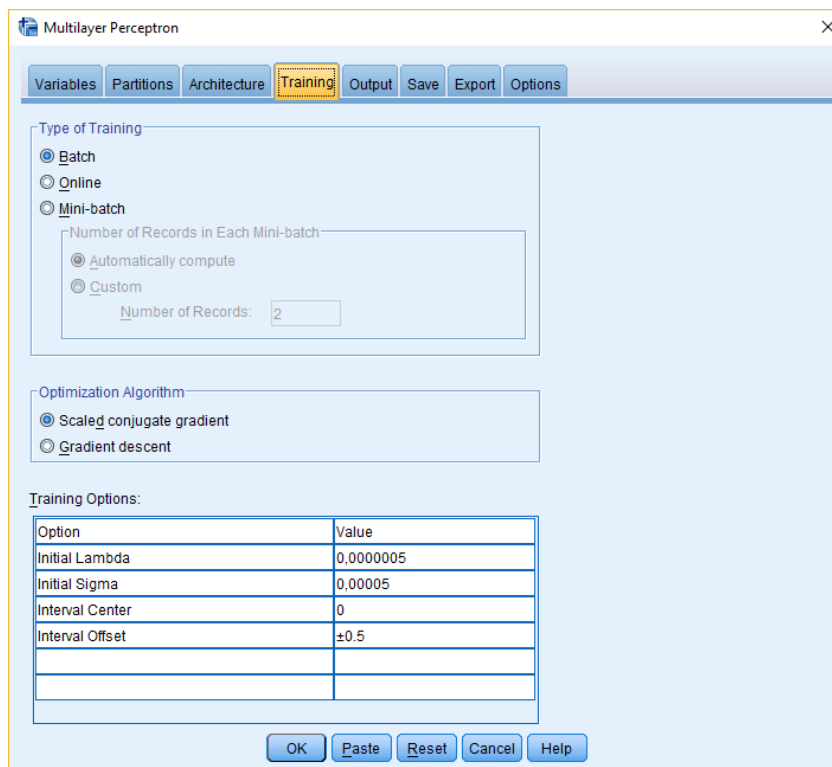
Εικόνα 46 Αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου

Από το σύνολο των 301 δεδομένων, 200 δείγματα (66,7%) λήφθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης και τα 100 (33,3%) ως δεδομένα ελέγχου με τυχαία επιλογή όπως φαίνεται στον πίνακα 14.

Πίνακας 14 Δεδομένα επεξεργασίας νευρωνικού δικτύου

Case Processing Summary			
		N	Percent
Sample	Training	200	66,7%
	Testing	100	33,3%
Valid		300	100,0%
Excluded		1	
Total		301	

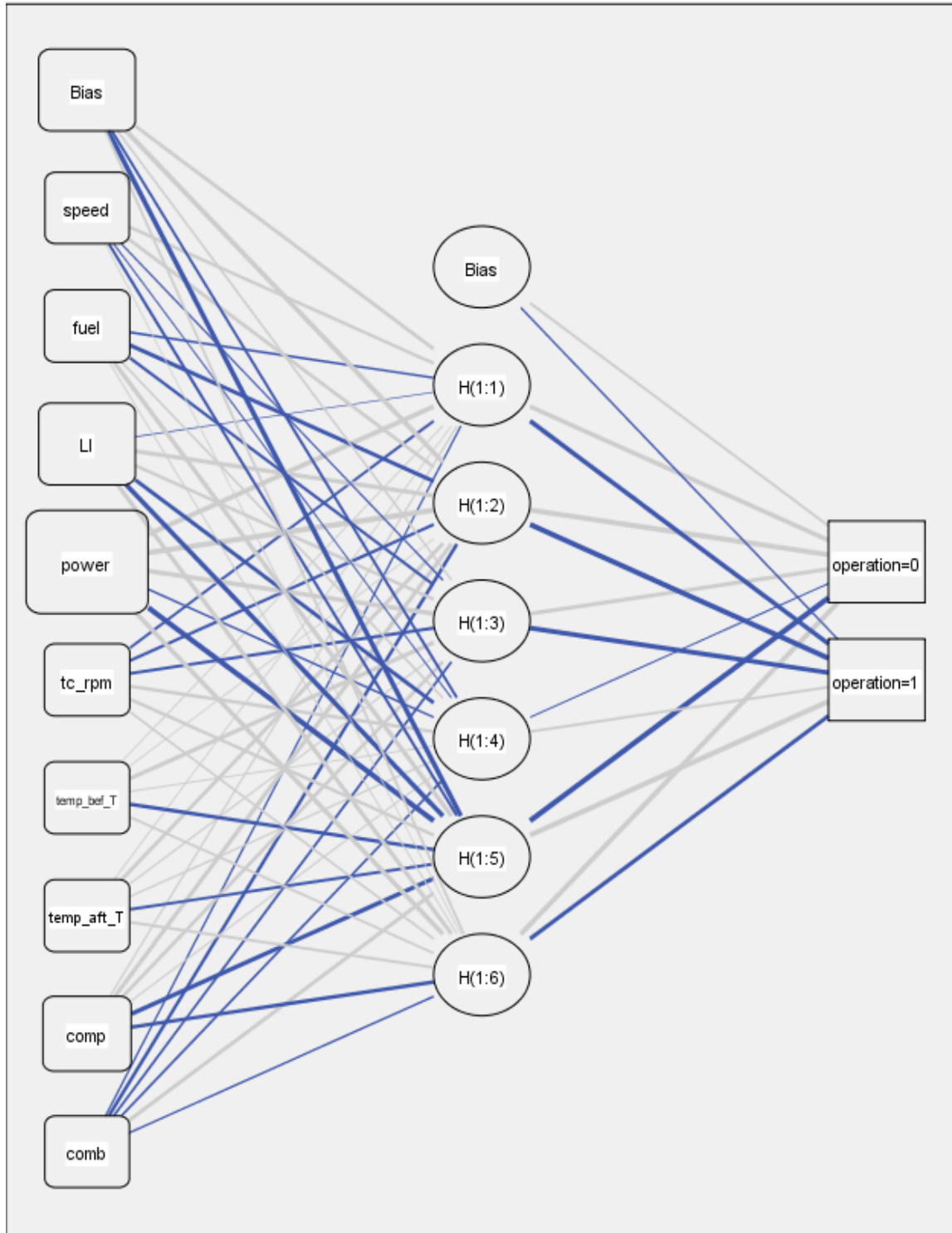
Ο τύπος της εκπαίδευσης που καθορίζει πως το δίκτυο επεξεργάζεται τις εγγραφές των δεδομένων εκπαίδευσης ορίστηκε ως Batch. Η τεχνική αυτή ενημερώνει τα συνοπτικά βάρη μόνο αφού περάσει όλες τις εγγραφές των δεδομένων εκπαίδευσης, δηλαδή χρησιμοποιεί πληροφορίες από όλα τα αρχεία στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης ελαχιστοποιώντας άμεσα το συνολικό σφάλμα με παραμέτρους lamda, sigma, interval center, interval offset (βλέπε εικόνα 47).



Εικόνα 47 Ρυθμίσεις δεδομένων εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου

Στις εικόνες 48 και 49 απεικονίζεται η δομή του νευρωνικού δικτύου που ταξινομεί τα δεδομένα για καύσιμο Diesel και φυσικό αέριο. Οι γραμμές με γκρι χρώμα

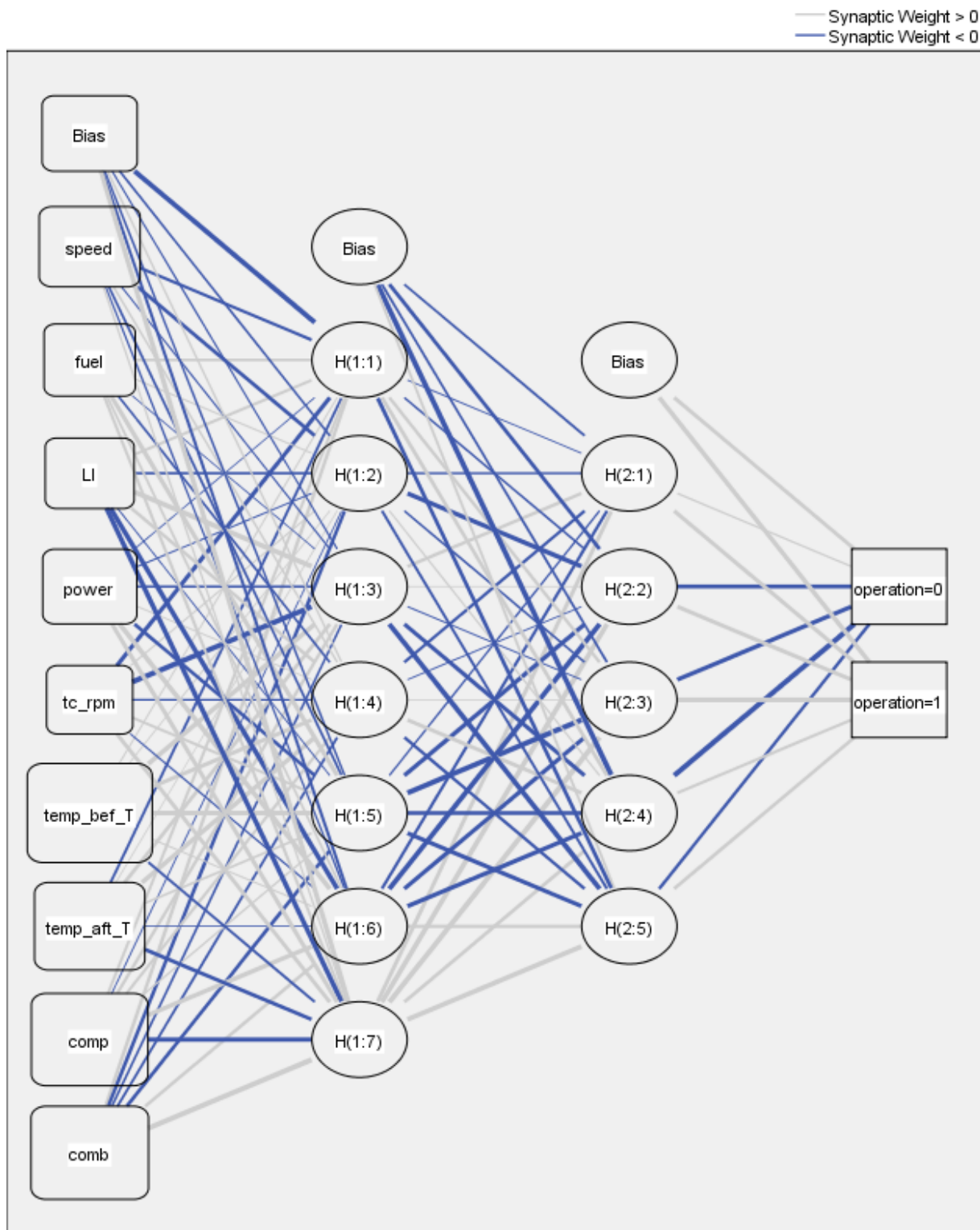
— Synaptic Weight > 0
 — Synaptic Weight < 0



Hidden layer activation function: Hyperbolic tangent

Output layer activation function: Softmax

Εικόνα 48 Δομή νευρωνικού δικτύου για καύσιμο Diesel



Hidden layer activation function: Hyperbolic tangent

Output layer activation function: Identity

Εικόνα 29 Δομή νευρωνικού δικτύου για φυσικό αέριο

4.6 Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο

4.6.1 Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο για καύσιμο diesel.

Στον πίνακα 15 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 15 Συγκεντρωτικά στοιχεία νευρωνικού δικτύου

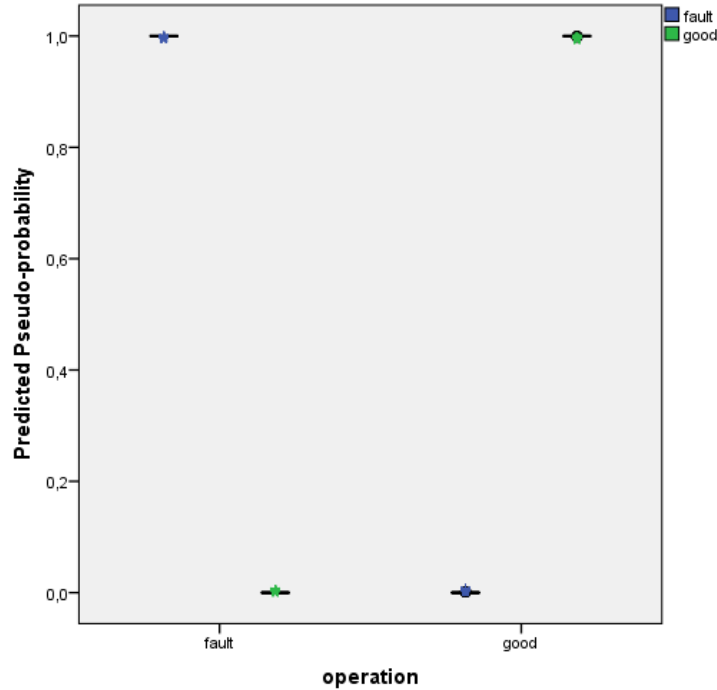
Model Summary		
Training	Cross Entropy Error	,016
	Percent Incorrect Predictions	0,0%
	Stopping Rule Used	Training error ratio criterion (,001) achieved
	Training Time	0:00:00,25
Testing	Cross Entropy Error	,008
	Percent Incorrect Predictions	0,0%
Dependent Variable: operation		

Στον πίνακα 16 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου με νευρωνικό δίκτυο ξεχωριστά για τις δυο κατηγορίες της λειτουργίας fault, good και το συνολικό ποσοστό πρόβλεψης που είναι 100%.

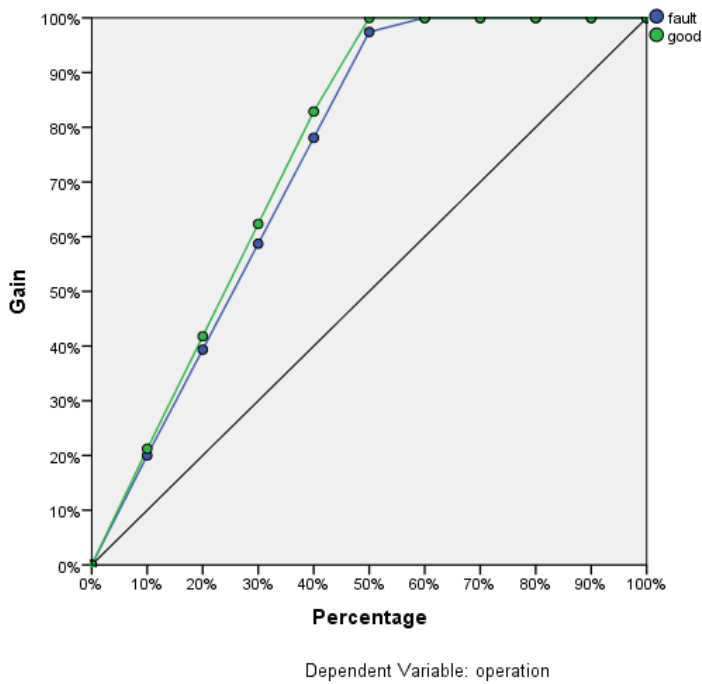
Πίνακας 16 Ταξινόμηση νευρωνικού δικτύου με MLP μέθοδο

Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		0	1	Percent Correct
Training	0	106	0	100,0%
	1	0	94	100,0%
	Overall Percent	53,0%	47,0%	100,0%
Testing	0	48	0	100,0%
	1	0	52	100,0%
	Overall Percent	48,0%	52,0%	100,0%
Dependent Variable: operation				

Στις εικόνες 50 και 51 απεικονίζονται τα διαγράμματα πιθανότητας εμφάνισης και κέρδους αντίστοιχα των δυο κατηγοριών fault, good της εξαρτημένης μεταβλητής operation.



Εικόνα 50 Διάγραμμα πιθανότητας κατηγοριών λειτουργίας μηχανής

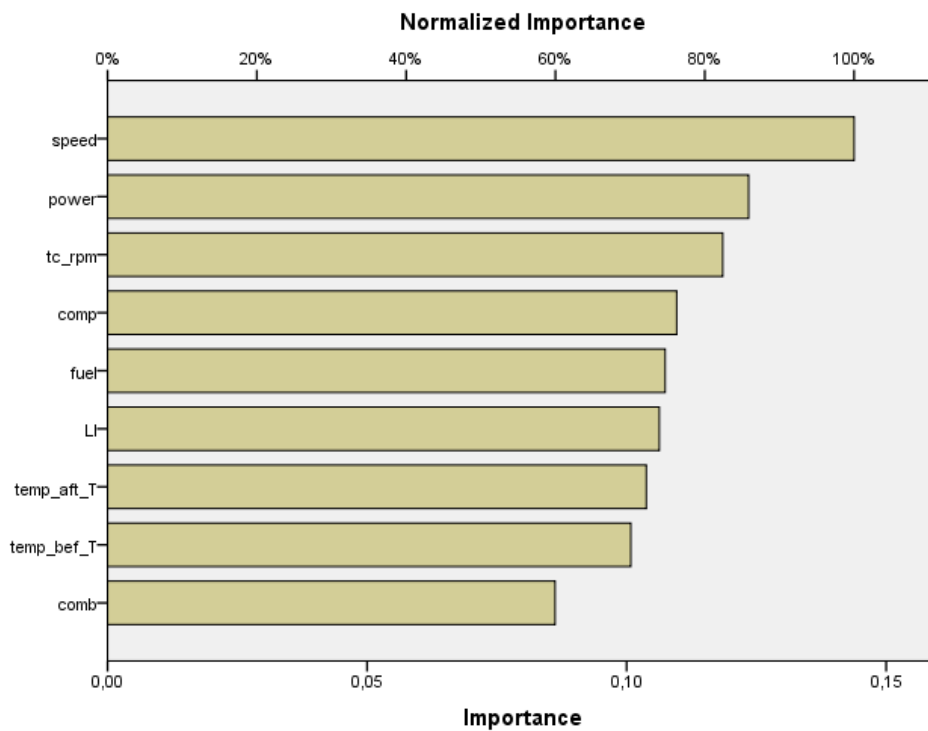


Εικόνα 51 Διάγραμμα κέρδους των κατηγοριών λειτουργίας μηχανής

Στον πίνακα 17 παρουσιάζεται η σημαντικότητα των ανεξάρτητων μεταβλητών σε σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή. Η παράμετρος ταχύτητα (speed) έχει την μεγαλύτερη σημαντικότητα με ποσοστό 14.4% και σε ποσοστά κανονικοποίησης 100% (βλέπε εικόνα 52).

Πίνακας 17 Επίδραση ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου

Independent Variable Importance		
	Importance	Normalized Importance
tc_rpm	,119	82,4%
speed	,144	100,0%
fuel	,107	74,7%
LI	,106	73,9%
power	,123	85,9%
temp_bef_T	,101	70,1%
temp_aft_T	,104	72,2%
comp	,110	76,2%
comb	,086	59,9%



Εικόνα 52 Ραβδόγραμμα σημαντικότητας ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου

4.6.2 Αποτελέσματα μεθόδου MLP με νευρωνικό δίκτυο για φυσικό αέριο.

Στον πίνακα 18 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 18 Συγκεντρωτικά στοιχεία νευρωνικού δικτύου

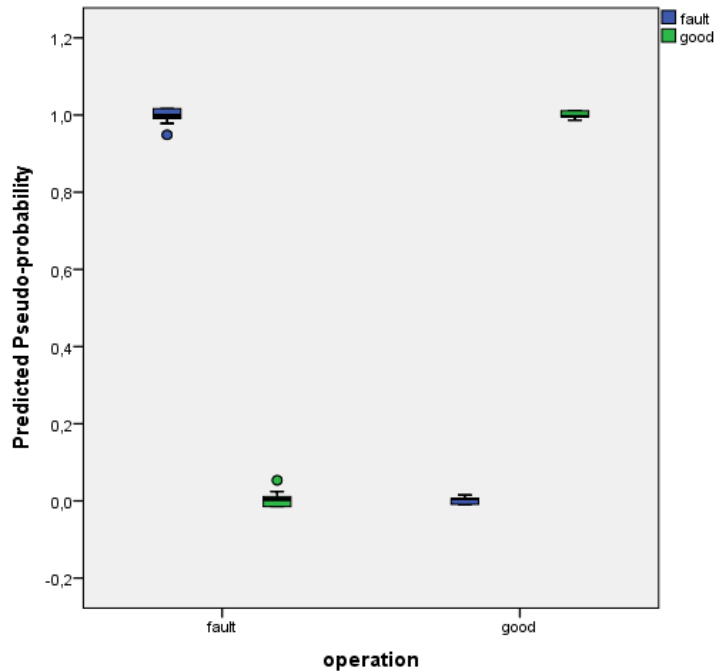
Model Summary		
Training	Sum of Squares Error	,031
	Percent Incorrect Predictions	0,0%
	Stopping Rule Used	Training error ratio criterion (,001) achieved
	Training Time	0:00:00,2
Testing	Sum of Squares Error	,011
	Percent Incorrect Predictions	0,0%
Dependent Variable: operation		

Στον πίνακα 19 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου με νευρωνικό δίκτυο ξεχωριστά για τις δυο κατηγορίες της λειτουργίας fault, good και το συνολικό ποσοστό πρόβλεψης που είναι 100%.

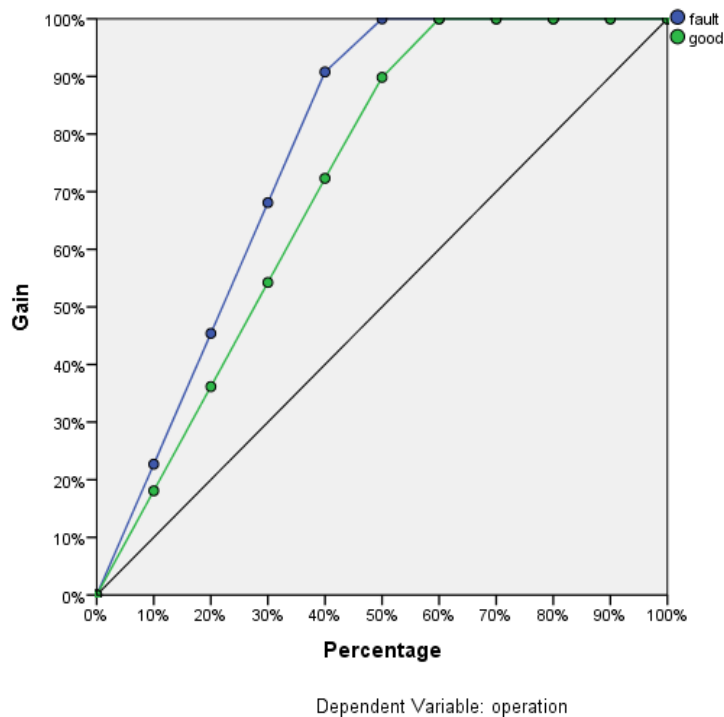
Πίνακας 19 Ταξινόμηση νευρωνικού δικτύου με MLP μέθοδο

Classification				
Sample	Observed	Predicted		
		0	1	Percent Correct
Training	0	95	0	100,0%
	1	0	125	100,0%
	Overall Percent	43,2%	56,8%	100,0%
Testing	0	46	0	100,0%
	1	0	52	100,0%
	Overall Percent	46,90%	53,1%	100,0%
Dependent Variable: operation				

Στις εικόνες 53 και 54 απεικονίζονται τα διαγράμματα πιθανότητας εμφάνισης και κέρδους αντίστοιχα των δυο κατηγοριών fault, good της εξαρτημένης μεταβλητής operation.



Εικόνα 53 Διάγραμμα πιθανότητας κατηγοριών λειτουργίας μηχανής

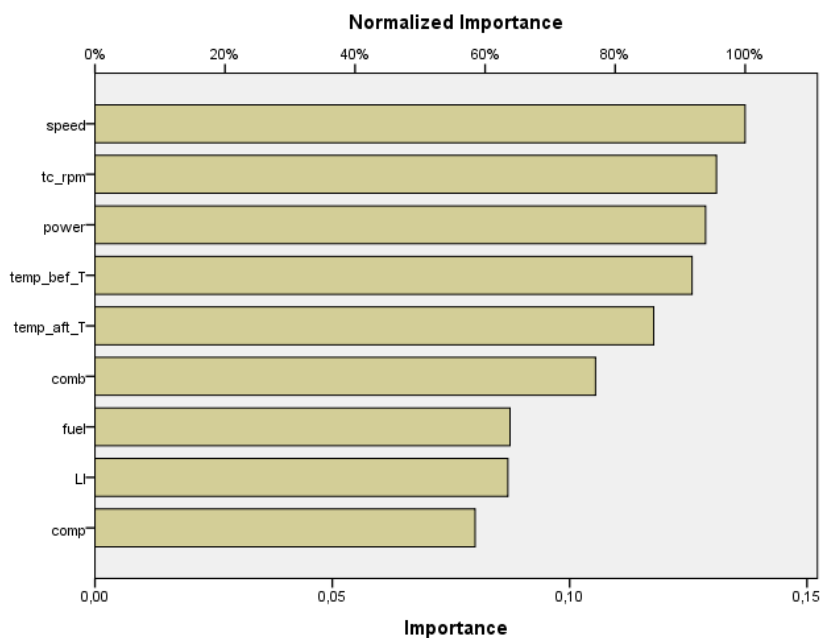


Εικόνα 54 Διάγραμμα κέρδους των κατηγοριών λειτουργίας μηχανής

Στον πίνακα 20 παρουσιάζεται η σημαντικότητα των ανεξάρτητων μεταβλητών σε σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή. Η παράμετρος ταχύτητα (speed) έχει την μεγαλύτερη σημαντικότητα με ποσοστό 14.4% και σε ποσοστά κανονικοποίησης 100% (βλέπε εικόνα 55).

Πίνακας 20 Επίδραση ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου

Independent Variable Importance		
	Importance	Normalized Importance
speed	,137	100,0%
fuel	,087	63,8%
LI	,087	63,5%
power	,129	93,9%
tc_rpm	,131	95,6%
temp_bef_T	,126	91,8%
temp_aft_T	,118	85,9%
comp	,080	58,5%
comb	,105	77,0%



Εικόνα 55 Ραβδόγραμμα σημαντικότητας ανεξάρτητων μεταβλητών νευρωνικού δικτύου

5. Συμπεράσματα - Συζήτηση

Μέθοδος Exhaustive CHAID με split-validation

Απαντώντας την ερευνητική ερώτηση «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας μηχανής 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 καλής λειτουργίας της μηχανής με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 100% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 96.2% για τα δεδομένα ελέγχου για καύσιμο Diesel και συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 100% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 98.8% για τα δεδομένα ελέγχου για φυσικό αέριο. Επίσης, το χαρακτηριστικό γνώρισμα για την ύπαρξη ή μη καλής λειτουργίας που αποτελεί και τον τερματικό κόμβο των δέντρων αναζήτησης σύμφωνα με το κριτήριο μέγιστου κέρδους πληροφορίας είναι οι στροφές του υπερπληρωτή (tc_rpm) στην περίπτωση του καυσίμου Diesel και η ειδική κατανάλωση καυσίμου (fuel) στην περίπτωση του φυσικού αερίου.

Μέθοδος Exhaustive CHAID με Crossvalidation

Απαντώντας την ερευνητική ερώτηση «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας μηχανής 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 καλής λειτουργίας της μηχανής με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης όλων των δεδομένων 99.7% και ποσοστό λάθους 0.03% για καύσιμο Diesel και συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης όλων των δεδομένων 100% και ποσοστό λάθους 0% για φυσικό αέριο. Επίσης, το χαρακτηριστικό γνώρισμα για την ύπαρξη ή μη καλής λειτουργίας που αποτελεί και τον τερματικό κόμβο των δέντρων αναζήτησης σύμφωνα με το κριτήριο μέγιστου κέρδους πληροφορίας είναι οι στροφές του υπερπληρωτή (tc_rpm) στην περίπτωση του καυσίμου Diesel και η ειδική κατανάλωση καυσίμου (fuel) στην περίπτωση του φυσικού αερίου.

Μέθοδος MLP με νευρωνικό δίκτυο

Απαντώντας την ερευνητική ερώτηση «Υπάρχει δυνατότητα δημιουργίας μοντέλου πρόβλεψης καλής ή κακής λειτουργίας μηχανής 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 καλής λειτουργίας της μηχανής με συνολικό ποσοστό σωστής πρόβλεψης 100% για τα δεδομένα εκπαίδευσης και 100% για τα δεδομένα ελέγχου και για τους δυο τύπους καυσίμου. Επιπρόσθετα, η ανεξάρτητη μεταβλητή με το μεγαλύτερο ποσοστό επίδρασης για την καλή ή κακή λειτουργία της μηχανής είναι η ταχύτητα του άξονα (speed) και για τους δυο τύπους καυσίμου.

Στους παρακάτω πίνακες 21, 22 πραγματοποιείται σύγκριση μεταξύ των μεθόδων που εφαρμόστηκαν με κριτήριο το ποσοστό σωστής πρόβλεψης της λειτουργίας της μηχανής και για τους δυο τύπους καυσίμου.

Πίνακας 21 Σύγκριση μεθόδων για καύσιμο Diesel

Μέθοδος	Ποσοστό πρόβλεψης δεδομένων εκπαίδευσης	Ποσοστό πρόβλεψης δεδομένων ελέγχου
Exhaustive CHAID με split-validation	100%	96.2%
Exhaustive CHAID με Crossvalidation	99.7%	
MLP με νευρωνικό δίκτυο	100%	100%

Πίνακας 22 Σύγκριση μεθόδων για φυσικό αέριο

Μέθοδος	Ποσοστό πρόβλεψης δεδομένων εκπαίδευσης	Ποσοστό πρόβλεψης δεδομένων ελέγχου
Exhaustive CHAID με split-validation	100%	98.8%
Exhaustive CHAID με Crossvalidation	100%	
MLP με νευρωνικό δίκτυο	100%	100%

Οι παραπάνω παράμετροι που εξαχθήκαν από το μοντέλο πρόβλεψης ως οι πλέον σημαντικές ήταν αναμενόμενες. Πιο συγκεκριμένα στην περίπτωση του καυσίμου diesel οι χαμηλές στροφές του υπερπληρωτή (tc_rpm) δίνουν σημαντική ένδειξη ότι υπάρχει πρόβλημα στην πίεση του αέρα εισαγωγής στον κύλινδρο της μηχανής (σάρωση), καθώς και βούλωμα των ψυκτών αέρα (air coolers). Επίσης η πτώση των στροφών του υπερπληρωτή μπορεί να οφείλεται στην διακύμανση της ροής των καυσαερίων του (surging), οδηγώντας τον σε καταστροφή αν δεν σταματήσει η λειτουργία του έγκαιρα.

Στην περίπτωση του φυσικού αερίου η ειδική κατανάλωση αποτελεί κύριο παράγοντα καλής λειτουργίας της μηχανής, αφού από αυτό συμπεραίνεται αν οι υπόλοιπες παράμετροι όπως για παράδειγμα η πίεση σάρωσης και η πίεση συμπίεσης στον κύλινδρο βρίσκονται στα επιθυμητά επίπεδα. Η συγκεκριμένη παράμετρος αποτελεί από τις κύριες παραμέτρους ένδειξης καλής λειτουργίας της μηχανής σήμερα στην ναυτιλία (feed rate check).

Με την μέθοδο MLP η εξαχθείσα παράμετρος speed (ταχύτητα του άξονα) είναι εξίσου σημαντική, αφού οι στροφές της μηχανής επηρεάζονται από όλες τις άλλες παραμέτρους όπως για παράδειγμα η ειδική κατανάλωση του καυσίμου, η ποιότητα του καυσίμου, η πίεση συμπίεσης στον κύλινδρο, η πίεση εισαγωγής αέρα στον κύλινδρο (σάρωση). Απότομη αυξομείωση των στροφών της σημαίνει απορρύθμιση των παραπάνω παραμέτρων, οδηγώντας την σε κακή λειτουργία.

Άλλες παράμετροι όπως η κατανάλωση ή εκπομπή ρύπων ξεχωριστά από την μηχανή θα μπορούσαν να αποτελέσουν αντικείμενο μελέτης σε μελλοντική επέκταση της εργασίας, δεδομένου ότι τα σύγχρονα πλοία εξοπλίζονται με νέα συστήματα πλύσης των καυσαερίων (scrubbers). Η συλλογή αντίστοιχων δεδομένων και επεξεργασία τους με αντίστοιχο μοντέλο πρόβλεψης θα οδηγούσε σε χρήσιμα συμπεράσματα μελλοντικά.

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. & Faltrvig, 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 Παπακώστας 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 pshychiatric 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 Burfaultut 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., Molifault 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.

[40] Πηγή - Πτυχιακή εργασία «Συγκριτική ανάλυση της εξέλιξης των δίχρονων και των τετράχρονων πετρελαιομηχανών στα πλοία» -Φανάρας – Κατσάνας Δημήτριος.

[41] Marine Installation Manual –Win GD X72DF (issue 2018-03).

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>

[4]https://www.researchgate.net/publication/324835430_Fault_Detection_and_Diagnosiss_of_Two-Stroke_Low_Speed_Marine_Engine_with_Machine_Learning_Algorithm