

**ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**



Παμπουκτσή Δημ. Παναγιώτα

**ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ
ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ**

Διδακτορική Διατριβή

Κέρκυρα, 2022

**ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**

Παμπουκτσή Δημ. Παναγιώτα

**ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ
ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ**

Διδακτορική Διατριβή

που εκπονήθηκε στο τμήμα Πληροφορικής του Ιόνιου Πανεπιστημίου, με την εποπτεία της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής που ορίστηκε με απόφαση της 9^{ης} συνέλευσης έτους 2019/16-05-2019 του Τμήματος, όπως ισχύει και της οποίας μέλη είναι οι:

Μάρκος Αυλωνίτης, Αναπληρωτής Καθηγητής του Τμήματος Πληροφορικής, Ιονίου Πανεπιστημίου

Σπυρίδων Σιούτας, Καθηγητής του Τμήματος Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής, Πανεπιστημίου Πατρών

Σπυρίδων Αβδημιώτης, Αναπληρωτής Καθηγητής του Τμήματος Διοίκησης Οργανισμών, Μάρκετινγκ και Τουρισμού του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος.

Ευχαριστίες

Αισθάνομαι την υποχρέωση να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Μάρκο Αυλωνίτη για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπό μου με την ανάθεση αυτής της διατριβής. Ευχαριστίες οφείλονται και στους καθηγητές που επέβλεψαν το έργο μου και με καθοδήγησαν κατά τη διάρκεια των πειραμάτων, δημοσιεύσεων και συγγραφής. Τέλος, οφείλω ευχαριστίες στους συνεργάτες και του οικείου μου για τη συμπαράστασή τους.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	vi
ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	xi
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	xiii
ABSTRACT.....	xv
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	1
ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ	1
1.1 Το Ζήτημα της Πρόβλεψης της Απόδοσης του Ανθρώπινου Δυναμικού.....	1
1.2 Αντικείμενο και Στόχος της Διατριβής	4
1.3 Συμβολή της Διατριβής.....	10
1.4 Δομή της Διατριβής.....	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	14
ΔΙΟΙΚΗΣΗ- ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ	14
2.1 Η Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού	14
2.2 Προγραμματισμός Επιλογής και Τοποθέτησης Ανθρώπινου Δυναμικού.....	18
2.3 Απόδοση Ανθρώπινου Δυναμικού	21
2.4 Αξιολόγηση Ανθρώπινου Δυναμικού	24
2.5 Κριτήρια Αξιολόγησης Ανθρώπινου Δυναμικού	27
2.6 Διαδικασία Λήψης Αποφάσεων	32
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	35
ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ	35
3.1 Πληροφοριακά Συστήματα Ανθρώπινου Δυναμικού	35
3.2 Η Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) στο Ανθρώπινο Δυναμικό	38
3.3 Η Μηχανική Μάθηση ως εργαλείο προβλέψεων	42
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	53
ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΕΡΕΥΝΑΣ.....	53
4.1 Συλλογή Δεδομένων.....	53
4.2 Καθορισμός Παραμέτρων	55
4.3 Στατιστική και Παραγοντική ανάλυση	58
4.4 Γραμμικός Προγραμματισμός- Εργαλείο Solver	61

4.5 Μηχανική Μάθηση- Ταξινόμηση	64
4.6 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης	67
4.7 Αξιολόγηση των Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης	74
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5	78
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΟΣΟΤΙΚΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ.....	78
5.1 Εφαρμογή Γραμμικού Προγραμματισμού	78
5.2 Περιγραφική Στατιστική Ανάλυση	79
5.3 Διερευνητική και Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων	87
5.4 Ανάλυση δομικών εξισώσεων με εξαρτημένες μεταβλητές	93
5.5 Ανάλυση σχέσης προσόντων και απόδοσης	97
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6	104
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	104
6.1 Πρόβλεψη Απόδοσης Ανθρώπινου Δυναμικού	104
6.2 Παρουσίαση 1 ^{ου} Πειράματος Ταξινόμησης	107
6.2.1 Ανάλυση Μεθοδολογικής Προσέγγισης.....	107
6.2.2 Αποτελέσματα Ταξινόμησης 1 ^{ου} πειράματος.....	111
6.3 Παρουσίαση 2 ^{ου} Πειράματος Ταξινόμησης	123
6.3.1 Προετοιμασία Στοιχείων	123
6.3.2 Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης.....	125
6.3.3 Αποτελέσματα ταξινόμησης.....	128
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7	137
ΣΥΖΗΤΗΣΗ-ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	137
7.1 Συζήτηση.....	137
7.2 Συμπεράσματα και Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα	148
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	151
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α.....	168
ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ Α.....	168
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β.....	170
ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ Β.....	170

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1: Βασικά στάδια ενός τυπικού συστήματος διοίκησης της απόδοσης.....σελ.16	
Σχήμα 2: Ανάλυση θέσης εργασίας, επιλογή και αξιολόγηση προσωπικού.....σελ.18	
Σχήμα 3: Ατομική Απόδοση.....σελ.23	
Σχήμα 4: Η διαδικασία λήψης αποφάσεων σελ.32	
Σχήμα 5: Σύστημα υποστήριξης απόφασης.....σελ.33	
Σχήμα 6: Συχνότητα Χρήσης και Αποτελεσματικότητα εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης σελ.40	
Σχήμα 7: Συχνότητα χρήσης και αποτελεσματικότητα τεχνητής νοημοσύνης στην προσέλκυση και επιλογή προσωπικού σελ.41	
Σχήμα 8: Φάσεις Μηχανικής Μάθησης σελ.43	
Σχήμα 9: Μοντέλο επιβλεπόμενης μάθησης σελ.44	
Σχήμα 10: Μοντέλο μη επιβλεπόμενης μάθησης σελ.44	
Σχήμα 11: Μεθοδολογία στατιστικής ανάλυσης παραγόντων.....σελ.58	
Σχήμα 12: Μεθοδολογία διαμόρφωσης μοντέλων ταξινόμησης.....σελ.66	
Σχήμα 13: Δομή νευρωνικού δικτύου.....σελ.73	
Σχήμα 14: Ταξινόμηση δεδομένων.....σελ.75	
Σχήμα 15: Pie Charts δημογραφικών.....σελ.82	
Σχήμα 16: Μέση συχνότητα κριτηρίων επιλογής για πρόσληψη.....σελ.83	
Σχήμα 17: Μέση συχνότητα κριτηρίων προαγωγής σε θέσεις ευθύνης.....σελ.84	
Σχήμα 18: Μέση συχνότητα κριτηρίων επιλογής και προαγωγής προσωπικού.....σελ.85	
Σχήμα 19: Μέση συχνότητα κριτηρίων απόδοσης.....σελ.86	
Σχήμα 20: Συσχέτιση παραγόντων επιλογής προσωπικού.....σελ.89	
Σχήμα 21: Συσχέτιση παραγόντων προαγωγής προσωπικού.....σελ.91	
Σχήμα 22: Συσχέτιση παραγόντων απόδοσης προσωπικού.....σελ.93	
Σχήμα 23: Μοντέλο συσχέτισης παραγόντων επιλογής και ικανοτήτων απόδοσης...σελ.94	
Σχήμα 24: Μοντέλο συσχέτισης παραγόντων προαγωγής και ικανοτήτων απόδοσης.....σελ.97	
Σχήμα 25: Μοντέλο συσχέτισης των παραγόντων «Ικανότητες απόδοσης», «Τυπικά Προσόντα», «Εμπειρία και Επιμόρφωση» και «Αξιολόγηση».....σελ.99	
Σχήμα 26: Μεθοδολογία πειράματος.....σελ.109	
Σχήμα 27: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου J48.....σελ.113	
Σχήμα 28: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου Random Forest.....σελ.114	
Σχήμα 29: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου REPTree.....σελ.114	
Σχήμα 30: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου PART σελ.116	

Σχήμα 31: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου Random Committee.....σελ.117	
Σχήμα 32: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου Multilayer Perceptron....σελ.119	
Σχήμα 33: F-measure J48, Random forest, REPtree, PART, Random Committee και Multilayer Perceptron.....σελ.120	
Σχήμα 34: Δέντρο ταξινόμησης αλγορίθμου REPtree.....σελ.121	
Σχήμα 35: Εννοιολογικό πειραματικό πλαίσιο.....σελ.124	
Σχήμα 36: Ποσοστά θέσεων συνόλου δεδομένων.....σελ.126	
Σχήμα 37: Μεθοδολογικό πλαίσιο.....σελ.128	
Σχήμα 38: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης J48.....σελ.130	
Σχήμα 39: Δέντρο ταξινόμησης αλγορίθμου J48.....σελ.131	
Σχήμα 40: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης Random Forest.....σελ.132	
Σχήμα 41: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης Naïve Bayes.....σελ.133	
Σχήμα 42: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης SMO.....σελ.135	
Σχήμα 43: F-Measure αλγορίθμων J48, Random Forest, Naïve Bayes και SMO....σελ.136	

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 : Προσόντα θέσεων (απαραίτητα και επιθυμητά).....σελ.56	
Πίνακας 2: Συνολικό σκορ υποψηφίων-θέσεων.....σελ.78	
Πίνακας 3: Προτεινόμενη επανατοποθέτηση υπαλλήλων Solver σελ.79	
Πίνακας 4: Συντελεστής Cronbach's Alpha.....σελ.80	
Πίνακας 5: Πίνακας συχνотήτων για την προϋπηρεσία των συμμετεχόντων.....σελ.81	
Πίνακας 6: Πίνακας συχνотήτων για τη θέση των συμμετεχόντων.....σελ.81	
Πίνακας 7: Πίνακας συχνотήτων για το επίπεδο εκπαίδευσης των συμμετεχόντων...σελ.82	
Πίνακας 8: Τελικοί συντελεστές βαρύτητας των παραγόντων.....σελ.87	
Πίνακας 9: Συσχετίσεις παραγόντων επιλογής και ικανοτήτων απόδοσης.....σελ.95	
Πίνακας 10: Συσχετίσεις παραγόντων προαγωγής σε θέσεις ευθύνης και ικανοτήτων απόδοσης.....σελ.96	
Πίνακας 11: Συσχετίσεις παραγόντων «Ικανότητες απόδοσης», «Τυπικά Προσόντα», «Εμπειρία και Επιμόρφωση» και «Αξιολόγηση».....σελ.100	
Πίνακας 12: Συσχετίσεις κριτηρίων αξιολόγησης της εργασιακής απόδοσης.....σελ.102	
Πίνακας 13: Συσχετίσεις τυπικών προσόντων και κριτηρίων απόδοσης.....σελ.103	
Πίνακας 14: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμων.....σελ.105	
Πίνακας 15: Καταλληλότητα με βάση το επίπεδο σημαντικότητας της απόκλισης.....σελ.108	

Πίνακας 16: Συντελεστές βαρύτητας προσόντων	σελ.108
Πίνακας 17: Αποτελέσματα αλγορίθμων J48, Random Forest και REPTree.....	σελ.112
Πίνακας 18: Precision και Recall ταξινόμησης δενδρικών αλγορίθμων.....	σελ.113
Πίνακας 19: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμου PART.....	σελ.115
Πίνακας 20: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου PART.....	σελ.115
Πίνακας 21: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμου Random Committee.....	σελ.116
Πίνακας 22: Precision και Recall, ταξινόμησης αλγορίθμου Random Committee...	σελ.117
Πίνακας 23: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμου Multilayer Perceptron.....	σελ.118
Πίνακας 24: Precision και Recall αλγορίθμου Multilayer Perceptron.....	σελ.118
Πίνακας 25: RMSE ταξινομήσεων.....	σελ.119
Πίνακας 26: F-Measure Αλγορίθμων.....	σελ.120
Πίνακας 27 : Παράμετροι αλγορίθμου J48.....	σελ.129
Πίνακας 28: Παράμετροι αλγορίθμου Random Forest.....	σελ.131
Πίνακας 29: Παράμετροι αλγορίθμου Naïve Bayes.....	σελ.133
Πίνακας 30: Παράμετροι αλγορίθμου SMO.....	σελ.134
Πίνακας 31: Σύγκριση πειραματικών προσεγγίσεων.....	σελ.147

Πρόλογος

Η διδακτορική αυτή διατριβή βασίστηκε εις (εμπνεύστηκε από) την ανάγκη εκσυγχρονισμού της διαχείρισης του ανθρώπινου δυναμικού στην Ελλάδα.

Βασικό ζητούμενο σε ένα οργανισμό (δημόσιο ή ιδιωτικό) είναι η αύξηση της συνολικής οργανωσιακής απόδοσης, στο μέγιστο δυνατό, αξιοποιώντας τους υφιστάμενους πόρους, υλικούς, άυλους και κυρίως τους ανθρώπινους πόρους. Η νέα φιλοσοφία ότι οι άνθρωποι πόροι δεν αποτελούν παράγοντα κόστους, αλλά δύναμη αλλαγών και βελτίωσης της αποτελεσματικότητας του ρόλου του κάθε οργανισμού, οδηγεί στην προφανή ανάγκη για καλύτερη αξιοποίηση του ανθρώπινου δυναμικού, με σύγχρονες μεθόδους. Επιπλέον, η θεσμοθετημένη πλέον αξιολόγηση του ανθρώπινου δυναμικού, επιβάλλει ένα νέο πιο αντικειμενικό πλαίσιο στο χειρισμό του ανθρώπινου παράγοντα.

Με τον καθηγητή μου στο Ιόνιο Πανεπιστήμιο κ. Μάρκο Αυλωνίτη, συζητήσαμε και αναλύσαμε τις συγκεκριμένες αναγκαιότητες, στα πλαίσια ενός συστήματος που στόχο θα έχει την τοποθέτηση του κατάλληλου ανθρώπου στην κατάλληλη θέση, ώστε να επιτυγχάνεται η βέλτιστη λειτουργία του ανθρώπινου παράγοντα στα πλαίσια του οργανισμού, με απώτερο στόχο την αύξηση της συνολικής οργανωσιακής απόδοσης. Ταυτόχρονα, η αξιολόγηση της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού θα γίνεται από ανθρώπους που έχουν τα τυπικά και ουσιαστικά προσόντα να διοικούν και να αξιολογούν τους υφιστάμενους τους, μέσα από το καθιερωμένο σύστημα ιεραρχίας.

Έτσι, διαμορφώθηκε ένα πλαίσιο που οδηγεί σε ένα συγκεκριμένο μοντέλο, ώστε να επιτυγχάνεται η αύξηση της συνολικής οργανωσιακής απόδοσης, με το σκεπτικό της τοποθέτησης του κατάλληλου ανθρώπου στην κατάλληλη θέση, είτε: α) για την πρόσληψη των κατάλληλων ανθρώπων (διαδικασία αρχικής εισαγωγής στον οργανισμό), είτε β) με την κατάλληλη κατανομή τους στα τμήματα και τις υπηρεσίες, σύμφωνα με το οργανόγραμμα του εκάστοτε οργανισμού, είτε τέλος γ) την εξέλιξη των κατάλληλων ανθρώπων στις θέσεις της ιεραρχίας (προαγωγή).

Στην ανωτέρω λογική, επιλέχτηκε η βήμα-βήμα προσέγγιση αυτού του δύσκολου έργου. Αρχικά λοιπόν θα έπρεπε να διερευνηθεί η πιθανή αύξηση της απόδοσης, με την αξιοποίηση όλων των τυπικών και ουσιαστικών προσόντων των υπαλλήλων μέσω μιας μικρής έστω αναδιάρθρωσης-ανακατανομής αυτών, σε συγκεκριμένες θέσεις. Στη συνέχεια θα έπρεπε να αναπτυχθεί μια μεθοδολογία που θα επέτρεπε με ένα

αξιοκρατικό τρόπο την καλύτερη διαχείριση του προσωπικού. Η μεθοδολογία αυτή θα μπορούσε να αντικαταστήσει, με την προϋπόθεση θέσπισης ανάλογου νομοθετικού πλαισίου, τις υφιστάμενες μεθόδους που βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στην κρίση του ανθρώπινου παράγοντα (αξιολόγηση, συνέντευξη, ακόμη και μοριοδότηση). Η τεχνητή νοημοσύνη, δύναται να παρακάμψει την υποκειμενικότητα της ανθρώπινης κρίσης, και έτσι με την επιλογή της κατάλληλης τεχνικής μηχανικής μάθησης, να επιτευχθεί το επιδιωκόμενο αποτέλεσμα. Με τα κατάλληλα διαδοχικά βήματα προσχεδιασμένων δοκιμών προέκυψε ένα τελικό εργαλείο αξιολόγησης και επιλογής (βασισμένο σε συγκεκριμένο αλγόριθμο με μεγάλη δυνατότητα πρόβλεψης), το οποίο θα στηρίζει το σύστημα αποφάσεων των διαχειριστών ανθρώπινου δυναμικού, προτείνοντας ένα πλήρως αυτοματοποιημένο σύστημα νέου τύπου αξιολόγησης.

Στο σημείο αυτό να σημειώσω την μεγάλη συμβολή (εκτός του κ. Αυλωνίτη) των καθηγητών μου κκ. Σ. Αβδημιώτη από το Διεθνές Πανεπιστήμιο, Σ. Σιούτα από το Πανεπιστήμιο Πατρών, Κ.Α. Κερμανίδη και Ε. Μαραγκουδάκη από το Ιόνιο Πανεπιστήμιο, για τη συνεχή τους υποστήριξη και παρακολούθηση της έρευνάς μου.

Παναγιώτα Δημ. Παμπουκτσή

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Μοντέλα Πρόβλεψης Απόδοσης Ανθρώπινου Δυναμικού

Το ζήτημα της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού έχει απασχολήσει τα τελευταία χρόνια σημαντικά την ελληνική δημόσια διοίκηση. Στην παρούσα ερευνητική πρόταση γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης της απόδοσης μέσω πρόβλεψης της καταλληλότητας ενός υπαλλήλου για τη θέση που κατέχει, με βάση μετρήσιμα κριτήρια που σχετίζονται με τα προσόντα του και την ανάλυση της συγκεκριμένης θέσης εργασίας. Το βασικό ερευνητικό ερώτημα είναι εάν η πρόβλεψη της καταλληλότητας ενός υπαλλήλου για μια θέση εργασίας και κατά επέκταση η πρόβλεψη της απόδοσής του, θα μπορούσε να γίνει με πρακτικές τεχνητής νοημοσύνης και μοντέλα μηχανικής μάθησης. Οι καινοτόμοι στόχοι της παρούσας διδακτορικής διατριβής είναι: i) Η αξιολόγηση των υποψηφίων, μέσω ενός εργαλείου που στηρίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη για επιλογή υποψηφίων για πρόσληψη, πιθανή ανακατανομή, τοποθέτηση των κατάλληλων υπαλλήλων στην κατάλληλη θέση εργασίας ή προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, ii) Η έκφραση της γνώμης των εργαζομένων του δημόσιου τομέα ως προς τους παράγοντες που επηρεάζουν την αξιολόγησή τους, για επιλογή και προαγωγή, iii) Η δημιουργία ενός ολοκληρωμένου πλαισίου με μοντέλα δομικών εξισώσεων, για τους παράγοντες αξιολόγησης της καταλληλότητας του ανθρώπινου δυναμικού για επιλογή και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης και τα κριτήρια αξιολόγησης της απόδοσης, iv) Η δημιουργία ενός μοντέλου αξιολόγησης, που θα συνδέεται με τη δυνατότητα πρόβλεψης της απόδοσης των εργαζομένων, αξιοποιώντας τα προσόντα τους και αντιστοιχίζοντας τον κατάλληλο άνθρωπο με την κατάλληλη θέση. Η διεπιστημονικότητα της διατριβής, με τη συνδρομή των επιστημών της διοίκησης, της πληροφορικής και της στατιστικής είναι αδιαμφισβήτητη και δημιουργεί νέες προοπτικές για το μέλλον ως προς τη διαχείριση του ανθρώπινου παράγοντα.

Οι παράμετροι-κριτήρια που επιλέχθηκαν, σχετίζονται με τα κριτήρια του Ανώτατου Συμβουλίου Επιλογής Προσωπικού (ΑΣΕΠ) για πρόσληψη ή προαγωγή σε θέσεις ευθύνης. Χρησιμοποιήθηκαν δύο ερωτηματολόγια για την συλλογή ποσοτικών και ποιοτικών δεδομένων από υφιστάμενους δημόσιους υπαλλήλους. Μέσω ενός γραμμικού μοντέλου διαμορφώθηκε ένα συνολικό σκορ αξιολόγησης με βάση τα προσόντα των υπαλλήλων. Η ποσοτική έρευνα μέσω διερευνητικών και επιβεβαιωτικών παραγοντικών αναλύσεων και μοντέλων δομικών εξισώσεων, ανέδειξε τη σημαντικότητα των τυπικών προσόντων για την αξιολόγηση ενός υποψηφίου για πρόσληψη ή προαγωγή σε θέσεις ευθύνης καθώς και για αξιολόγηση της απόδοσής του. Διαπιστώθηκαν σημαντικές

θετικές συσχετίσεις μεταξύ των τυπικών προσόντων και των δεξιοτήτων που αφορούν στην απόδοση, μεταξύ των τυπικών προσόντων και της εμπειρίας-επιμόρφωσης και τέλος μεταξύ των τυπικών προσόντων και της αξιολόγησης.

Στο επόμενο στάδιο, από μια μεγάλη ομάδα διαθέσιμων αλγορίθμων ταξινόμησης επιλέχθηκαν κάποιοι από αυτούς, για τα πειράματα εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης που πραγματοποιήθηκαν, με βάση τα κριτήρια της πρόβλεψης απόδοσης, της εύκολης επεξήγησης των μοντέλων που διαμορφώνονται και της ακαδημαϊκής αναγνώρισης. Οι δύο προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης της παρούσας διατριβής, στα πλαίσια μιας διαδικασίας δοκιμών δύο φάσεων, για την πρόβλεψη της καταλληλότητας ενός υποψηφίου για μία θέση εργασίας και για την πρόβλεψη της κατάλληλης θέσης για κάθε υποψήφιο, σύμφωνα με τα διαθέσιμα προσόντα και τις περιγραφές των θέσεων εργασίας, ανέδειξαν ως καταλληλότερα τα δενδρικά μοντέλα (REPTree και J48), δεδομένου ότι παρουσίασαν την υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης, συγκριτικά με τους λοιπούς αλγορίθμους που εφαρμόστηκαν. Το τελικό προτεινόμενο δενδρικό μοντέλο μηχανικής μάθησης βασίζεται στον αλγόριθμο J48, ο οποίος παρέχει ένα αξιόπιστο εργαλείο υποστήριξης του συστήματος αποφάσεων για την πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, μέσω αξιολόγησης της καταλληλότητας του προσωπικού για επιλογή, τοποθέτηση (οριζόντια) και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης (κάθετη τοποθέτηση), έτσι ώστε να τοποθετούνται οι κατάλληλοι άνθρωποι στις κατάλληλες θέσεις. Από τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα μηχανικής μάθησης, τα πιο σημαντικά αναδείχθηκαν η συνολική βαθμολογία κάθε υποψηφίου, σε συνδυασμό με τις απαιτήσεις της ανάλυσης της θέσης, καθώς και η προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης. Το προτεινόμενο μοντέλο δύναται να αποτελέσει τη βάση για ανάπτυξη ενός νέου αυτοματοποιημένου συστήματος αξιολόγησης του ανθρώπινου δυναμικού με βάση τη μηχανική μάθηση, υποστηρίζοντας τις σχετικές διαδικασίες στα πλαίσια μιας ολιστικής διαχείρισης του ανθρώπινου παράγοντα.

Λέξεις-Κλειδιά: Μηχανική Μάθηση, Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού, Αλγόριθμοι, Αξιολόγηση της Απόδοσης

ABSTRACT

Prediction Models on the Performance of Human Resources

The issue of human resource performance has been of great concern to the Greek public administration in recent years. In this research proposal, an attempt is made to predict performance by estimating the suitability of an employee for the position he holds, based on measurable criteria related to his/her qualifications and the specific job analysis. The key research question is whether the prediction of suitability of an employee for a job position and consequently the prediction of his/her performance could be based on artificial intelligence practices and machine learning models. The innovative objectives of this dissertation are: i) The evaluation of candidates, through a tool based on artificial intelligence for selection of candidates for recruitment, possible reallocation in the organization, placement of suitable employees in the appropriate job position or promotion to authority positions, ii) expression of the opinion of public sector employees regarding the factors that influence their evaluation, for selection and promotion, iii) The creation of an integrated framework with structural equations models for the evaluation parameters regarding the suitability of human resources for selection and promotion in authority positions and the appraisal evaluation parameters, iv) The creation of an evaluation model, which will be connected with the possibility of predicting the performance of employees, exploiting their qualifications and matching the appropriate person to the appropriate position. The interdisciplinarity of the dissertation, with the contribution of the sciences of administration, informatics and statistics, is unquestionable and creates new perspectives for the future regarding the issues of human resources management.

The selected parameters-criteria are related to the criteria used by the Supreme Council for Civil Personnel Selection (ASEP) for recruitment or promotion. Two questionnaires were conducted to civil servants to collect quantitative and qualitative data. Through a linear model, a total evaluation score was calculated based on the qualifications of the employees. Quantitative research through exploratory and confirmatory factor analyses and structural equations highlighted the importance of formal qualifications for the evaluation of a candidate for recruitment or for promotion to authority positions as well as for performance evaluation. Many significant and positive correlations were found between formal qualifications and performance abilities, as well as between formal qualifications and experience-training, and finally, between formal qualifications and evaluation.

In the next stage, from a large number of available classification algorithms, some of them were selected for the supervised machine learning experiments conducted, based on the criteria of forecasting performance, explainability of the produced model and academic recognition. The two machine learning approaches of the present dissertation, as part of a two-phase testing process, i.e. to predict the suitability of a candidate for a job and to predict the appropriate position for each candidate according to the available qualifications and job descriptions, revealed as the most appropriate the tree models (REPtrree and J48), as they showed the highest prediction accuracy compared to the other algorithms applied. The final proposed tree machine learning model is based on the J48 algorithm, which provides a reliable tool to support the human resource decision-making system for predicting human resource performance, by assessing candidates' suitability for selection, placement/allocation (horizontal placement) and promotion to authority positions (vertical placement), so that the appropriate people are placed in the appropriate positions. From the attributes (qualifications) used in the machine learning experiments, the most important were the total score of each candidate, in combination to the requirements of the job analysis, as well as the previous experience in authority positions. The proposed model can be the basis for the development of a new automated system for the evaluation of human resources based on machine learning, supporting the relative procedures in the context of a holistic management of the human factor.

Keywords: Machine Learning, Human Resources Management, Algorithms, Performance Evaluation

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

1.1 Το Ζήτημα της Πρόβλεψης της Απόδοσης του Ανθρώπινου Δυναμικού

Στην σύγχρονη εποχή, όπου οι αλλαγές στο εξωτερικό περιβάλλον είναι συνεχείς και μεγάλες λόγω της παγκοσμιοποίησης, απαιτείται η διαμόρφωση μιας επιτυχούς στρατηγικής για κάθε οργανισμό, που επηρεάζεται σημαντικά από την οργανωτική δομή του οργανισμού, τον σχεδιασμό και προγραμματισμό των εργασιών, καθώς και από την καταλληλότητα του ανθρώπινου δυναμικού της. Οι κυριότεροι πόροι όπου μπορεί να στηριχθεί ένας οργανισμός για να αυξήσει την απόδοσή του, είναι τα συστήματα, οι υλικοί, οι άυλοι και οι ανθρώπινοι πόροι, οι οποίοι πρέπει να συνδυαστούν προκειμένου να δημιουργηθούν ικανότητες που δεν διαθέτουν οι ανταγωνιστές (Johnson & Scholes, 2002; Chakraborty & Biswas, 2019). Ένα σύστημα διαχείρισης ανθρώπινων πόρων είναι απαραίτητο για την επιτυχία κάθε οργανισμού (Mazzei κ.ά., 2016). Η ποιότητα και η εστίαση στους εργαζόμενους αποτελεί καθοριστικό παράγοντα επιτυχίας των επιτυχημένων επιχειρήσεων. Το ανθρώπινο κεφάλαιο ενός φορέα περιλαμβάνει τις δεξιότητες, τις εμπειρίες, τις δυνατότητες, την ενέργεια και όλες τις ειδικές ικανότητες που επενδύουν οι εργαζόμενοι κατά την εκτέλεση του έργου τους (Brown κ.ά., 2007). Έχει αποδειχθεί ότι υπάρχει θετική και σημαντική σχέση μεταξύ της πρόσληψης και επιλογής προσωπικού και της απόδοσης ενός οργανισμού (Gamage, 2014). Έχει διαπιστωθεί επίσης ότι η επιχειρηματική απόδοση μπορεί να βελτιωθεί, μέσω επιτυχών προσλήψεων προσωπικού (Pasaoglu, 2015). Η εφαρμογή μιας αποτελεσματικής διαδικασίας πρόσληψης και επιλογής, σχετίζεται θετικά με την απόδοση του οργανισμού (Syed & Jamal, 2012). Οι ικανότητες των εργαζομένων είναι μετρήσιμες, μέσω παραγόντων απόδοσης που σχετίζονται με την πρόσληψη. Είναι σημαντικό να εντοπίζονται οι εργαζόμενοι με τα περισσότερα προσόντα και να προσλαμβάνονται εκείνοι, που έχουν τις δεξιότητες, τις ικανότητες και τις γνώσεις που απαιτούνται για την επιτυχή εκτέλεση των καθηκόντων τους (Wardlaw, 2019). Ο Chadwick (2017) ανέλυσε τον τρόπο που οι εταιρείες δύνανται να δημιουργήσουν υπερβάλλον κέρδος, αυξάνοντας την αξία του ανθρώπινου κεφαλαίου, μέσω εξειδικευμένης κατάρτισης που σχετίζεται με περισσότερες γνώσεις. Δεδομένου ότι οι επιτυχημένες προσλήψεις επηρεάζουν την οργανωτική επιτυχία ενός φορέα ή μιας επιχείρησης, απαιτείται προχωρημένη έρευνα επιστημονικού επιπέδου για την απόκτηση ταλέντων, έτσι ώστε να επιλέγονται οι κατάλληλοι άνθρωποι για τις κατάλληλες θέσεις (Dineen & Soltis, 2011). Η προσέλκυση και η επιλογή του κατάλληλου ατόμου για την κατάλληλη θέση,

αποτελεί ένα κρίσιμο παράγοντα επιτυχίας για κάθε οργανισμό, δημόσιο ή ιδιωτικό, προκειμένου να διασφαλιστεί μακροπρόθεσμα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Η κατανομή του ανθρώπινου κεφαλαίου σε έναν οργανισμό αποτελεί πολύτιμη απόφαση, διότι η σωστή κατανομή, αξιοποιεί πλήρως τις δυνατότητες των εργαζομένων σε όλο το φάσμα των θέσεων εργασίας (Becker κ.ά., 2002; Daft, 2021). Η επιλογή προσωπικού είναι σύνθετη διαδικασία που στοχεύει στην τοποθέτηση των σωστών υπαλλήλων, στις σωστές εργασίες, στο σωστό χρόνο, έτσι ώστε να αποκτώνται υπάλληλοι που έχουν τις ικανότητες να εργαστούν για το συμφέρον του εκάστοτε οργανισμού (Golec & Kahya, 2007; Chakraborty & Biswas, 2019). Οι επιχειρήσεις και οι οργανισμοί στο σύγχρονο ανταγωνιστικό περιβάλλον λόγω της παγκοσμιοποίησης, αντιμετωπίζουν χάος και αβεβαιότητα και δεδομένου ότι δεν είναι εφικτό να προβλέψουν με βεβαιότητα το μέλλον, η καλύτερη στρατηγική που μπορούν να ακολουθήσουν είναι να επιλέξουν μία ομάδα ατόμων που μπορούν να προσαρμόζονται εύκολα και να αποδίδουν εξαιρετικά, ανεξαρτήτως πως θα διαμορφωθούν οι συνθήκες στη συνέχεια. Η αναγνώριση και ανάπτυξη ικανοτήτων των εργαζομένων, είναι ένας βασικός παράγοντας για τη βελτιστοποίηση της αποδοτικότητάς τους, με θετικές συνέπειες στη συνολική απόδοση του οργανισμού. Εξάλλου είναι σχεδόν αδύνατον να επιτευχθεί ένα “ξεχωριστό” όραμα, χωρίς τους “ξεχωριστούς” ανθρώπους, όπως είναι σχεδόν αδύνατον να περιμένει κανείς τη σωστή συμπεριφορά από τους λάθος ανθρώπους (Collins, 2001; Phillips & Phillips, 2015). Προκειμένου να προβλεφθεί η απόδοση ενός υπαλλήλου, ήδη από το στάδιο της επιλογής προσωπικού, πρέπει να προσδιοριστεί ποιος υποψήφιος είναι ο πιο κατάλληλος για μία συγκεκριμένη θέση εργασίας. Η αξιολόγηση των εργαζομένων για επιλογή δεν είναι εύκολη υπόθεση, διότι πρέπει να ληφθούν υπόψη πολλοί παράγοντες, ώστε να διασφαλίζεται η εγκυρότητά της και επιπλέον είναι απαραίτητο να γίνει μια πρόβλεψη για το μέλλον, με βάση τις παρούσες ενδείξεις. Οι περισσότερες αποφάσεις επιλογής προσωπικού, χαρακτηρίζονται ως πολυκριτήριες αποφάσεις.

Στην παρούσα ερευνητική πρόταση, με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης στην προσπάθεια πρόβλεψης της απόδοσης των ανθρώπινων πόρων, μέσω της επιλογής των κατάλληλων ανθρώπων και τοποθέτησής τους στις κατάλληλες θέσεις, θα δίνεται η δυνατότητα στους υποψήφιους να αποκτήσουν μια θέση εργασίας με βάση τις ικανότητές τους. Σύμφωνα με τους Russell και Norvig (2009), η τεχνητή νοημοσύνη είναι μία τεχνολογία που έχει ως στόχο την ανάπτυξη συστημάτων που σκέφτονται όπως οι άνθρωποι, που συμπεριφέρονται όπως οι άνθρωποι και αντιδρούν λογικά. Οι Kaplan και Haenlein (2019) ορίζουν την τεχνητή νοημοσύνη ως

την ικανότητα συστημάτων να ερμηνεύουν σωστά τα εξωτερικά δεδομένα, να μαθαίνουν από αυτά τα δεδομένα και να χρησιμοποιούν αυτά τα διδάγματα για την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων και εργασιών μέσω ευέλικτης προσαρμογής. Θεωρώντας ως δεδομένο ότι η πρόβλεψη της απόδοσης των εργαζομένων ξεκινάει με την απόφαση επιλογής των κατάλληλων ανθρώπων, τα κριτήρια αξιολόγησης των υποψηφίων για πρόσληψη ή για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, δύνανται να αποτελέσουν προβλεπτικούς παράγοντες της μελλοντικής τους απόδοσης. Εξάλλου, είναι σχεδόν αδύνατο να επιτύχουμε υψηλές και συνεχώς αυξανόμενες αποδόσεις, χωρίς να έχει προηγηθεί η επιλογή και τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις εργασίας.

Τα στάδια της συγκεκριμένης έρευνας είναι τα εξής:

- α) έκφραση της γνώμης των εργαζομένων στο δημόσιο τομέα, αναφορικά με τα κριτήρια αξιολόγησης των εργαζομένων για πρόσληψη, επιλογή σε θέσεις ευθύνης και αξιολόγησης της απόδοσης, με βάση τα προσόντα των εργαζομένων και τις προδιαγραφές συγκεκριμένων θέσεων εργασίας,
- β) προσδιορισμός της βαρύτητας κάθε κριτηρίου που χρησιμοποιείται για την επιλογή και την προαγωγή των εργαζομένων σύμφωνα με την ανάλυση θέσεων εργασίας, καθώς και τις απαντήσεις των συμμετεχόντων στην έρευνα,
- γ) παραγοντική ανάλυση και προσδιορισμός των πιθανών σημαντικών στατιστικών συσχετίσεων μεταξύ των παραγόντων και των επιμέρους μεταβλητών που αφορούν στα τυπικά προσόντα και την απόδοση,
- δ) ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης της απόδοσης, μέσω εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης για την επιλογή και τοποθέτηση των κατάλληλων υπαλλήλων στις κατάλληλες θέσεις εργασίας, με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης,
- ε) επιλογή του κατάλληλου μοντέλου, το οποίο θα δύναται να αποτελέσει τη βάση για τη δημιουργία ενός εργαλείου αξιολόγησης ως προς την επιλογή και προαγωγή των υπαλλήλων, με το οποίο θα γίνονται προβλέψεις καταλληλότητας υποψηφίων για κάθε θέση, με στόχο την επιλογή υπαλλήλων με τη μέγιστη δυνατή απόδοση.

Με άλλα λόγια, χρησιμοποιώντας εργαλεία τεχνητής νοημοσύνης και αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, θα καταλήξουμε σε ένα μοντέλο επιλογής προσωπικού για πρόσληψη και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, το οποίο θα λειτουργήσει παράλληλα και ως μοντέλο πρόβλεψης της μελλοντικής απόδοσης του προσωπικού.

1.2 Αντικείμενο και Στόχος της Διατριβής

Η στρατηγική διοίκηση ανθρώπινων πόρων είναι το σύνολο των μεθόδων διαχείρισης του ανθρώπινου δυναμικού, που βοηθούν στην επίτευξη των στρατηγικών στόχων του οργανισμού, όπως αυτοί έχουν καθοριστεί από την επιχειρησιακή στρατηγική και υλοποιούνται μέσω του στρατηγικού μάνατζμεντ (Παπαλεξανδρή και Μπουραντάς, 2016). Τα αποτελέσματα που προκύπτουν κατόπιν μιας αρχικής έρευνας αναφορικά με τη αξιολόγηση της εργασιακής απόδοσης που έγινε σε ένα δείγμα εκατόν εξήντα ενός (161) υπαλλήλων ενός δημόσιου οργανισμού χρησιμοποιώντας ένα δομημένο ερωτηματολόγιο, ανέδειξαν ότι οι υπάλληλοι δεν είναι ικανοποιημένοι από το υπάρχον σύστημα αξιολόγησης, επειδή θεωρούν τη διαδικασία αξιολόγησης υποκειμενική, κυρίως λόγω των αξιολογητών, καθώς και άλλων γραφειοκρατικών ζητημάτων που την καθιστούν αναξιόπιστη. Επιπλέον με βάση την περιγραφική και επαγωγική στατιστική ανάλυση που ακολούθησε, τα υπάρχοντα κριτήρια αξιολόγησης δεν θεωρήθηκαν αντικειμενικά και εκφράστηκε η επιθυμία συμμετοχής των υπαλλήλων στη διαδικασία διαμόρφωσης των κριτηρίων αξιολόγησης (Pampouktsi κ.ά., 2019a,b). Συνήθως όταν υπάρχει δυσαρέσκεια στο προσωπικό, επηρεάζεται αρνητικά η απόδοση καθώς και η συμπεριφορά των εργαζομένων. Με την επιλογή των κατάλληλων ανθρώπων για κάθε θέση εργασίας και την προαγωγή-τοποθέτηση στις θέσεις ευθύνης των πλέον κατάλληλων, δύναται να ενισχυθεί η αντικειμενικότητα αξιολόγησης της εργασιακής απόδοσης καθώς και η ικανοποίηση των εργαζομένων.

Η απόδοση των εργαζομένων είναι συνάρτηση των γνώσεων (Knowledge), των δεξιοτήτων (Skills), των ικανοτήτων (Abilities) (KSAs), της παρακίνησης, της καταβαλλόμενης προσπάθειας (Motivation & Effort), καθώς και των ευκαιριών για συνεισφορά (Opportunities to contribute) που σχετίζονται με τις πολιτικές ανθρώπινου δυναμικού που εφαρμόζονται σε κάθε οργανισμό (Lepak κ.ά., 2006; Jiang κ.ά., 2012). Λαμβάνοντας ως προϋπόθεση την ύπαρξη ψυχικής και σωματικής υγείας των υποψηφίων, στην παρούσα διατριβή γίνεται δεκτό ότι η απόδοση των υπαλλήλων μπορεί να προβλεφθεί κυρίως μέσω των γνώσεων, των ικανοτήτων και των δεξιοτήτων που διαθέτει κάθε υπάλληλος. Δεδομένου, ότι η απόδοση συνδέεται με την αξιολόγηση υπαλλήλων για επιλογή και ότι κατά την αρχική διαδικασία επιλογής ενός υποψηφίου υπαλλήλου στο δημόσιο τομέα στην Ελλάδα εκτιμώνται οι διαθέσιμες γνώσεις και οι ικανότητές του, στην παρούσα προσέγγιση τα κριτήρια αυτά (γνώσεις-ικανότητες) θα χρησιμοποιηθούν για τη διαμόρφωση μοντέλων για την καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση υπαλλήλων-θέσεων. Εξάλλου με την τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις

κατάλληλες θέσεις, ενισχύεται η εργασιακή δικαιοσύνη, η οποία τονώνει το συνεργατικό πνεύμα στους εργασιακούς χώρους. Επιπλέον η αναγνώριση των προσόντων που διαθέτουν οι εργαζόμενοι εκ μέρους της ηγεσίας, προάγει την εργασιακή ικανοποίηση, οδηγώντας σε ακόμη πιο θετικά αποτελέσματα επί της εργασιακής απόδοσης. Περαιτέρω, η εργασιακή ικανοποίηση καθώς και η εργασιακή δικαιοσύνη ενθαρρύνουν θετικές συμπεριφορές, εκ μέρους των εργαζομένων. Τέλος, όλα τα παραπάνω σχετίζονται με το βαθμό οργανωσιακής δέσμευσης ή οργανωσιακής ταύτισης ενός εργαζόμενου με το φορέα και συμβάλλουν στην ενίσχυση του ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος που προέρχεται από την καλύτερη δυνατή αξιοποίηση του ανθρώπινου παράγοντα (Avdimiotis, 2019). Εξάλλου ο πρωταρχικός σκοπός της διαδικασίας πρόσληψης είναι η επιλογή υποψηφίων που προσθέτουν αξία σε ένα φορέα, διότι η επιλογή και τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις, την κατάλληλη χρονική στιγμή, συμβάλλει στην αύξηση της αξίας και της συνολικής απόδοσης ενός οργανισμού (Laumer & Eckhardt, 2009; Haruna & Hippolyte, 2017; Li, 2018). Η επιλογή υποψηφίων, αποτελεί μια διαδικασία συγκέντρωσης πληροφοριών και αξιολόγησης για την επιλογή των πλέον κατάλληλων υποψηφίων για συγκεκριμένες θέσεις εργασίας. Με την επιλογή προσωπικού, αποφασίζεται από έναν κατάλογο υποψηφίων ποιο θα είναι το πρόσωπο ή τα πρόσωπα που ανταποκρίνονται καλύτερα στα κριτήρια επιλογής για τη συγκεκριμένη θέση, λαμβάνοντας υπόψη τις τρέχουσες συνθήκες του συνολικού περιβάλλοντος. Η καταλληλότητα των υποψηφίων κρίνεται με βάση τα οριζόμενα προσόντα της ανάλυσης κάθε θέσης εργασίας. Η περιγραφή της εργασίας και οι προδιαγραφές των υποψηφίων, αποτελούν σύνολα πληροφοριών σχετικά με το περιεχόμενο της θέσης εργασίας και τα προσόντα που απαιτούνται (Huselid, 1995; Chakraborty & Biswas, 2019). Ο Dessler (2012) ορίζει την ανάλυση εργασίας ως *"τη διαδικασία με την οποία ορίζονται τα καθήκοντα που αντιστοιχούν σε κάθε θέση εργασίας και τα χαρακτηριστικά των ατόμων που προσλαμβάνονται για να καλύψουν αυτές τις θέσεις εργασίας"*. Η ανάλυση εργασίας με βάση τη θέση εργασίας, εστιάζει στις δεξιότητες που πρέπει να έχει ο υπάλληλος (Sanchez & Levine, 2009). Ανάμεσα στα διαθέσιμα προσόντα των υποψηφίων και των απαιτούμενων από την προδιαγραφή εργασίας, πρέπει να βρεθεί ο συνδετικός κρίκος που θα ενώσει αυτούς τους δύο παράγοντες. Όσο μεγαλύτερη είναι η συσχέτιση μεταξύ των δύο παραγόντων, τόσο πιο αποδοτικός θα είναι ο υποψήφιος υπάλληλος (Δήμου, 2003). Επιπλέον, είναι σχεδόν αδύνατον, ακατάλληλοι υπάλληλοι να αποδώσουν ικανοποιητικά, όπως επίσης είναι αδύνατον ακατάλληλοι προϊστάμενοι να διοικήσουν αποδοτικά και περαιτέρω να

αξιολογήσουν αξιοκρατικά τους υφισταμένους τους, κυρίως μάλιστα εάν οι τελευταίοι έχουν περισσότερα προσόντα από τους ίδιους. Σύμφωνα μάλιστα με τον Longenecker (1989), κανένας επικεφαλής τμήματος ή ανώτερης βαθμίδας στην ηγεσία, δεν μπορεί να δεχθεί την προώθηση του συνολικού έργου ενός υφισταμένου, από φόβο ότι στο μέλλον οι προωθούμενοι υφιστάμενοι θα μπορούσαν να τον αντικαταστήσουν.

Στην τοποθέτηση υπαλλήλων σε θέσεις ευθύνης πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή, ώστε να εξελίσσονται στην ιεραρχία οι κατάλληλοι άνθρωποι, διότι λαμβάνουν πολύ σημαντικές αποφάσεις, τόσο για το προσωπικό στο οποίο ηγούνται όσο και για τον φορέα όπου εργάζονται, που έχουν επίδραση επί της συνολικής απόδοσης. Πώς όμως μπορεί να γίνει η αξιολόγηση των υποψηφίων, έτσι ώστε να κριθεί αντικειμενικά η καταλληλότητά τους; Αρχικά, προκειμένου να εξαλειφθεί η υποκειμενικότητα αξιολόγησης του ανθρώπινου δυναμικού είτε για επιλογή, είτε για τη μέτρηση της εργασιακής απόδοσης, είναι σημαντικό να χρησιμοποιούνται μετρήσιμα κριτήρια, τα οποία δύνανται να ποσοτικοποιηθούν και είναι δύσκολο να αμφισβητηθούν. Κατά το στάδιο της επιλογής και τοποθέτησης των υπαλλήλων, απαιτείται αξιολόγηση των υποψηφίων, στη βάση των διαθέσιμων προσόντων τους για κάθε θέση εργασίας, σύμφωνα με την ανάλυση της θέσης εργασίας για την οποία πρόκειται να προσληφθούν. Στην Ευρωπαϊκή Ένωση, ένα σημαντικό έργο (project) της Ευρωπαϊκής Επιτροπής που διευθύνεται από τη Γενική Διεύθυνση Απασχόλησης, Κοινωνικών Υποθέσεων και Ένταξης, είναι το ESCO skills (European Skills, Competences, Qualifications and Occupations). Πρόκειται για μια ευρωπαϊκή ταξινόμηση δεξιοτήτων, ικανοτήτων και επαγγελματών που σχετίζονται με την ευρωπαϊκή αγορά εργασίας, την εκπαίδευση και την κατάρτιση. Η συγκεκριμένη ταξινόμηση λειτουργεί ως ευρετήριο που επιτρέπει σε διαφορετικές διαδικτυακές πλατφόρμες την αντιστοίχιση ατόμων που αναζητούν εργασία με τις θέσεις εργασίας που αντιστοιχούν στις δεξιότητές τους, προτείνοντας εκπαιδεύσεις σε άτομα που θέλουν να αποκτήσουν δεξιότητες ή αναβάθμιση δεξιοτήτων. Το ESCO περιέχει περιγραφές 3.000 επαγγελματών και 13.500 δεξιοτήτων περίπου που συνδέονται με αυτά τα επαγγέλματα μεταφρασμένα σε είκοσι επτά γλώσσες. Ο στόχος του ESCO είναι να υποστηρίξει την εργασιακή κινητικότητα σε όλη την Ευρώπη για μία πιο ολοκληρωμένη και αποτελεσματική αγορά εργασίας, προσφέροντας μια «κοινή γλώσσα» για τα επαγγέλματα και τις δεξιότητες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν από διαφορετικούς ενδιαφερόμενους σε θέματα απασχόλησης, εκπαίδευσης και κατάρτισης (ESCO, 2022).

Πολλοί εργοδότες κάνουν εκτιμήσεις πριν από την πρόσληψη για τη μέτρηση των ικανοτήτων, των δεξιοτήτων καθώς και των χαρακτηριστικών της προσωπικότητας των υποψηφίων, υιοθετώντας εργαλεία πρόβλεψης, ελπίζοντας να επιλέξουν πιο επιτυχημένους υπαλλήλους, ώστε να αυξήσουν την αποτελεσματικότητα, να μειώσουν το χρόνο της διαδικασίας πρόσληψης, να μειώσουν το κόστος ανά πρόσληψη και να μεγιστοποιήσουν την ποιότητα της πρόσληψης. Οι επιτυχημένες προσλήψεις οδηγούν σε επιλογή υπαλλήλων που θα παραμείνουν περισσότερο στον οργανισμό από τις λιγότερο επιτυχημένες (Bogen & Rieke, 2018). Επιπλέον, η συνολική απόδοση της εργασίας ενός υπαλλήλου αντανακλά τη συνολική συμβολή κάθε υπαλλήλου στον οργανισμό. Αντικατοπτρίζει την αναμενόμενη αξία όλων των παραγωγικών και αντιπαραγωγικών συμπεριφορών ενός υπαλλήλου, οι οποίες σχετίζονται με την απασχόλησή του σε έναν συγκεκριμένο οργανισμό για μια χρονική περίοδο. Αντανακλά το άθροισμα των διαστάσεων των επιδόσεων, τη συμφραζόμενη απόδοση και την αποφυγή αντιπαραγωγικών συμπεριφορών. Η αξιολόγηση του ανθρώπινου δυναμικού είναι μια διαδικασία που αποδίδει την προσωπική αξία των διαφορετικών ανθρώπων, σε σύγκριση με ορισμένα πρότυπα, καθώς και μεταξύ των εργαζομένων (Φαναριώτης, 2002). Οι εργοδότες συνήθως λαμβάνουν υπόψη τα υπάρχοντα προσόντα και δεξιότητες των αιτούντων, όπως την προηγούμενη εμπειρία, πτυχία, πιστοποιήσεις, γνώσεις υπολογιστών, ξένων γλωσσών κ.ο.κ. Για υψηλότερες θέσεις, υπάρχουν απαιτήσεις για πιο ισχυρά τυπικά προσόντα, που αποτελούν προϋπόθεση για πιο εμπεριστατωμένη εξέταση των υποψηφίων για την κατάληψη των θέσεων αυτών.

Στο δημόσιο τομέα στην Ελλάδα η επιλογή των υποψηφίων για πρόσληψη, δομείται στη βάση κριτηρίων που αφορούν στα τυπικά τους προσόντα για την κάλυψη μιας θέσης εργασίας μέσω αξιοκρατικών διαδικασιών, με τη συνδρομή ενός ανεξάρτητου κρατικού φορέα, του Ανώτατου Συμβουλίου Επιλογής Προσωπικού (ΑΣΕΠ). Η τοποθέτηση σε θέσεις ευθύνης, γίνεται με συγκεκριμένα κριτήρια που έχουν προσδιοριστεί νομοθετικά μέσω αξιολογήσεων από ειδικές επιτροπές που κρίνουν την καταλληλότητα των υποψηφίων για μία θέση ευθύνης. Για κάθε προκήρυξη θέσεων, είτε για πρόσληψη, είτε για κατάληψη θέσης ευθύνης, γίνονται εκατοντάδες αιτήσεις και απαιτείται συνήθως πολύ μεγάλο χρονικό διάστημα για την εξαγωγή αποτελεσμάτων, από την προκήρυξη των θέσεων (προσέλκυση) έως την επιλογή για πρόσληψη ή προαγωγή και τοποθέτηση των εργαζομένων στις θέσεις, καθιστώντας αυτές τις διαδικασίες ιδιαίτερα χρονοβόρες. Ως εκ τούτου, η χρήση ενός εργαλείου, που σε σύντομο χρονικό διάστημα θα αξιολογεί αντικειμενικά τους υποψηφίους για επιλογή, τοποθέτηση ή προαγωγή σε θέσεις

ευθύνης, σε σχέση με την ανάλυση θέσεων εργασίας, θα μπορούσε να διευκολύνει τη διαδικασία του προγραμματισμού του ανθρώπινου δυναμικού έως και το στάδιο εντοπισμού των κατάλληλων ανθρώπων για τις κατάλληλες θέσεις και να αποτελέσει τη βάση για τη δημιουργία ενός πλαισίου για αντικειμενική αξιολόγηση της μελλοντικής τους απόδοσης. Εξάλλου η ανάλυση θέσεων εργασίας, συνδέεται με τους εργασιακούς ρόλους και με το σύστημα αποφάσεων για το ανθρώπινο δυναμικό κάθε φορέα (Switasarra & Astanti, 2021).

Αναφορικά με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης στο δημόσιο τομέα για αξιολόγηση προσωπικού, οι ερευνητικές προσπάθειες είναι πολύ περιορισμένες. Οι περισσότερες ερευνητικές προσεγγίσεις αφορούν στον ιδιωτικό κυρίως τομέα και πραγματοποιήθηκαν με βάση αρκετά υποκειμενικά χαρακτηριστικά του προσωπικού, όπως π.χ. στοιχεία των εργαζομένων που συγκεντρώθηκαν μέσω κοινωνικών δικτύων. Τέλος, σε άλλες ερευνητικές προσπάθειες, χρησιμοποιήθηκαν πολύ εξειδικευμένα δεδομένα που οδηγούν σε χρήσιμα συμπεράσματα για συγκεκριμένους μόνο εργασιακούς τομείς, ενώ σε κάποιες άλλες, τα κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν ήταν δύσκολο να ποσοτικοποιηθούν, με αποτέλεσμα τα συμπεράσματα να είναι δύσκολο να γενικευθούν.

Το βασικό ερευνητικό ερώτημα της παρούσας διατριβής είναι εάν η χρήση της μηχανικής μάθησης μπορεί να συμβάλλει στην πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, μέσω της αξιολόγησης των υποψηφίων για τοποθέτησή τους στην κατάλληλη θέση, είτε κατά την αρχική επιλογή (πρόσληψη), είτε για πιθανή ανακατανομή του προσωπικού ή για προώθηση-προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, με βάση τα προσόντα των υποψηφίων και τις προδιαγραφές των διαθέσιμων θέσεων εργασίας.

Η μηχανική μάθηση (machine learning-ML) είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης που δίνει στους υπολογιστές την δυνατότητα να μαθαίνουν από δεδομένα μέσω αλγορίθμων, οι οποίοι λειτουργούν κατασκευάζοντας μοντέλα ή πρότυπα και αναδεικνύοντας αλληλοσυσχετίσεις μέσω της μάθησης από ιστορικές σχέσεις στα δεδομένα, οδηγεί τελικά σε προβλέψεις βασισμένες σε αυτά τα δεδομένα (Kohavi & Provost, 1998). Με αυτήν την τεχνική, τα προγράμματα υπολογιστών «μαθαίνουν» για τα δεδομένα που μελετούν, χρησιμοποιώντας αλγόριθμους. Η μηχανική μάθηση δηλαδή, αποτελεί ένα πεδίο μελέτης που επιτρέπει στο σύστημα να εκπαιδεύεται με παραδείγματα και με βάση τις ιδιότητες των υπό μελέτη δεδομένων, διαμορφώνει μοντέλα ή πρότυπα πρόβλεψης (Witten κ.ά., 2017).

Στα πλαίσια της ερευνητικής εργασίας που πραγματοποιήθηκε στην παρούσα διατριβή, αρχικά διεξάχθηκε μία ποσοτική έρευνα, μέσω ενός δομημένου «κλειστού»

ερωτηματολογίου Α (παράρτημα Α), που αφορούσε στα κριτήρια αξιολόγησης των υπαλλήλων για επιλογή, για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης και για εκτίμηση της απόδοσής τους. Πιο συγκεκριμένα ζητήθηκε η γνώμη των εργαζομένων για τη καταλληλότητα των προσόντων των υπαλλήλων για επιλογή, προαγωγή σε θέσεις ευθύνης καθώς και αξιολόγηση της εργασιακής απόδοσης. Θα ήταν ένα τεράστιο λάθος να προταθεί ένα σύστημα αξιολόγησης, χωρίς την κριτική ματιά και τη συνεισφορά όσων συμμετέχουν στην διαδικασία (Longenecker & Fink, 2017). Μέσω του ερωτηματολογίου Α διαμορφώθηκαν οι συντελεστές βαρύτητας των κριτηρίων αξιολόγησης, ώστε οι ίδιοι οι υπάλληλοι να καταστούν συνδιαμορφωτές της σημαντικότητας των κριτηρίων αξιολόγησης που τους αφορούν. Ακολούθησε στατιστική και παραγοντική ανάλυση, μέσω των οποίων διαπιστώθηκε σημαντική στατιστική συσχέτιση τόσο μεταξύ των παραγόντων που αφορούν στα τυπικά και ουσιαστικά προσόντα των υπαλλήλων και την απόδοση, όσο και μεταξύ των επιμέρους μεταβλητών. Μέσω ενός δεύτερου ερωτηματολογίου Β (παράρτημα Β), συγκεντρώθηκαν ποιοτικά στοιχεία σε σχέση με τα τυπικά και ουσιαστικά προσόντα των υπαλλήλων και συλλέχθηκε ένας μεγάλος αριθμός στοιχείων των υπαλλήλων που συμμετείχαν, που τροφοδότησε τη βάση δεδομένων για τη διεξαγωγή των πειραμάτων μηχανικής μάθησης της έρευνας. Στη συνέχεια με τη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, αναπτύχθηκαν διάφορα μοντέλα πρόβλεψης για την επιλογή ανθρώπινου δυναμικού και κατόπιν της αξιολόγησης αυτών των μοντέλων, επιλέχθηκε το πλέον κατάλληλο για τα δεδομένα του προβλήματος μας, το οποίο δύναται να λειτουργεί ταυτόχρονα και ως μοντέλο πρόβλεψης της εργασιακής απόδοσης. Πιο συγκεκριμένα, με βάση τη θέση που κατέχει ο κάθε υπάλληλος, τα τυπικά και ουσιαστικά του προσόντα και το συνολικό σκορ του κάθε υποψηφίου για τη θέση που κατέχει, κωδικοποιήθηκε η σχέση μεταξύ των προσόντων των εργαζομένων και των απαιτούμενων προσόντων κάθε θέσης. Κρυμμένα μοτίβα ανακαλύφθηκαν στα δεδομένα, τα οποία οδήγησαν στον προσδιορισμό των σημαντικότερων παραγόντων που πρέπει να λαμβάνονται υπόψη για την πρόβλεψη της καταλληλότητας των υπαλλήλων για μία θέση εργασίας καθώς και της μελλοντικής τους απόδοσης.

Στόχος της διατριβής είναι η διαμόρφωση ενός μοντέλου που με βάση αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, θα δίνει τη δυνατότητα προβλέψεων στο δημόσιο τομέα για την αξιολόγηση της καταλληλότητας του ανθρώπινου δυναμικού, ως προς την επιλογή, την τοποθέτηση, την πιθανή ανακατανομή και την προαγωγή, με απώτερο σκοπό την αύξηση της απόδοσης. Η αξιολόγηση των υποψηφίων προκειμένου να επιλεγθούν για

πρόσληψη ή να προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, θα γίνεται με βάση τα τυπικά και ουσιαστικά προσόντα τους, καθώς και τις περιγραφές των διαθέσιμων θέσεων εργασίας. Συμπερασματικά, το εν θέματι μοντέλο θα δύναται να χρησιμοποιηθεί από τους οργανισμούς για τρεις διαδικασίες και πιο συγκεκριμένα, για επιλογή των υποψηφίων μέσω προσλήψεων, για τοποθέτηση των υπαλλήλων κατόπιν της πρόσληψης τους στην κατάλληλη θέση ή για ανακατανομή του προσωπικού κυρίως λόγω εφαρμογής του συστήματος κινητικότητας και τέλος, για επιλογή των κατάλληλων υπαλλήλων και προαγωγή τους σε θέσεις προϊσταμένων, έτσι ώστε να τοποθετείται ο κατάλληλος άνθρωπος στην κατάλληλη θέση.

1.3 Συμβολή της Διατριβής

Η πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, μέσω της αξιολόγησης υποψηφίων, είτε για επιλογή των υποψηφίων που θα στελεχώσουν ένα φορέα είτε για προαγωγή στις ανώτερες διευθυντικές θέσεις, πρέπει να γίνεται έτσι ώστε να επιλέγονται τα άτομα εκείνα, που διαθέτουν τις ικανότητες για την καλύτερη δυνατή προσαρμογή στο έργο που θα εκτελέσουν. Η διαχείριση ταλέντων αποτελεί μια οργανωτική πρακτική ανθρώπινου δυναμικού που χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό, τη στρατολόγηση και την επιλογή υποψηφίων προς εργασία καθώς και την ανάπτυξη και διατήρηση των καλύτερων εργαζόμενων (Vaiman κ.ά., 2015). Ο σχεδιασμός διαδοχής στις θέσεις ευθύνης σχετίζεται με τη διαδικασία με την οποία οι διαχειριστές ανθρώπινου δυναμικού εντοπίζουν τους μελλοντικούς ηγέτες, για την πλήρωση κρίσιμων ηγετικών θέσεων, με βάση συγκεκριμένες δεξιότητες, εμπειρίες και χαρακτηριστικά (Newhall, 2015). Οι Hollenbeck και Jamieson (2015) ανέφεραν ότι αν δεν αναπτυχθούν έγκυρες παράμετροι για την επιλογή ταλαντούχων υπαλλήλων, οι υπεύθυνοι προσλήψεων θα αποτύχουν να προβλέψουν τη μελλοντική οργανωσιακή απόδοση και να αποκτήσουν ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Είναι σημαντικό να εξασφαλίσουμε όχι μόνο ότι δεν έχει επιλεγεί ένα ακατάλληλο άτομο για μία θέση εργασίας, αλλά και ότι δεν έχει αποκλειστεί ή απορριφθεί ένας κατάλληλος υποψήφιος ή πιο κατάλληλος από τον προσληφθέντα (Κάντας, 2008).

Οι καινοτομίες της παρούσας ερευνητικής προσπάθειας, είναι οι εξής:

- Η διεπιστημονική προσέγγιση του ζητήματος διαχείρισης ανθρώπινου δυναμικού για πρόβλεψη της απόδοσης, συνδυάζοντας τις επιστήμες της Διοίκησης, της Πληροφορικής και της Στατιστικής
- Η διαμόρφωση ενός πλαισίου αξιολόγησης, που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη, για υποστήριξη αποφάσεων σχετικά με αξιολόγηση υποψηφίων για

πρόσληψη, τοποθέτηση των κατάλληλων υπαλλήλων στην κατάλληλη θέση εργασίας, προαγωγή υπαλλήλων σε θέσεις ευθύνης και πιθανή ανακατανομή των υπαλλήλων μιας οργανικής μονάδας (π.χ. λόγω εισροής, αποχώρησης υπαλλήλων ή οργανωτικής αναδιάρθρωσης), το οποίο δύναται να λειτουργεί παράλληλα για την πρόβλεψη της απόδοσής τους.

- Η έκφραση της γνώμης των εργαζομένων του δημόσιου τομέα ως προς τους παράγοντες που επηρεάζουν την αξιολόγησή τους, για επιλογή και προαγωγή, έτσι ώστε να έχουν τη δυνατότητα να συμμετέχουν στον προσδιορισμό της βαρύτητας των παραγόντων των κριτηρίων του προτεινόμενου μοντέλου επιλογής, τοποθέτησης και πρόβλεψης της εργασιακής απόδοσης (Pampouktsi, P., Avdimiotis, S., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. 2020. Employing machine learning for identifying recruitment and positioning parameters affecting total organizational performance. *Proceedings of 8th Conference ICCMI, 11-13 September 2020*, pp. 178-186).
- Η προσπάθεια ποσοτικοποίησης των κριτηρίων αξιολόγησης, μέσω ανάλυσης συσχέτισης των παραγόντων που αφορούν στα τυπικά προσόντα και των παραγόντων που αφορούν στα κριτήρια αξιολόγησης που σχετίζονται με τις δεξιότητες, αναδεικνύοντας σημαντικές στατιστικές συσχετίσεις (Pampouktsi, P., Avdimiotis, S. & Avlonitis, M. 2020. A human resources selection and 2-way evaluation system in public sector. *Proceedings of 8th Conference ICCMI, 11-13 September 2020*, pp. 187-199).
- Η ανάπτυξη μοντέλων δομικών εξισώσεων σε δύο φάσεις, για τα κριτήρια αξιολόγησης της καταλληλότητας του ανθρώπινου δυναμικού για επιλογή και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης σε συνδυασμό με τα κριτήρια αξιολόγησης της απόδοσης και για τα κριτήρια που αφορούν στα τυπικά προσόντα με τα κριτήρια που αφορούν στην απόδοση, αναδεικνύοντας την ένταση της συσχέτισης μεταξύ των εν θέματι παραγόντων και των επιμέρους μεταβλητών (Pampouktsi, P., Avdimiotis, S. & Avlonitis, M. 2021. A personnel evaluation approach in public sector. *International Journal of Economics, Business and Management Research*, 5 (11), 248-267, ISSN: 2456-7760).
- Η εφαρμογή ενός μεγάλου αριθμού αλγορίθμων σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης σε μία προσέγγιση δύο σταδίων, για τον προσδιορισμό των κλάσεων καταλληλότητας των υπαλλήλων για κάθε θέση ή ρόλο εργασίας στην πρώτη φάση και τον προσδιορισμό των κλάσεων των κατάλληλων θέσεων ή ρόλων εργασίας

στη δεύτερη φάση (Pampouktsi, P., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. 2021. A 3-in-1 framework for human resources' selection and positioning based on machine learning tools. *International Journal of Data Analysis, Techniques and Strategies*, 13 (4), 317-335; Pampouktsi, P., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. 2022. An innovative approach for personnel positioning. *International Journal of Innovation and Technology Management*, Vol.19, issue 5).

- Η δημιουργία ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης για τη στήριξη της διαδικασίας λήψης αποφάσεων, που αυτόματα θα τοποθετεί τους υπαλλήλους στην κατάλληλη θέση, οριζόντια και κάθετα στην ιεραρχία, σύμφωνα με τα διαθέσιμα προσόντα τους καθώς και τα προσόντα που απαιτούνται για κάθε θέση ή ρόλο εργασίας με βάση την ανάλυση της θέσης εργασίας, που θα προσφέρει νέα προοπτική στις μέχρι τώρα παραδοσιακές διοικητικές πρακτικές (Pampouktsi, P., Avdimiotis, S., Maragoudakis, M. & Avlonitis, M. 2021. Applied machine learning techniques on selection and positioning of human resources in the public sector. *Open Journal of Business and Management*, (9) 2021, 536-556).

Με τη συγκεκριμένη ερευνητική προσπάθεια, προτείνεται η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στο δημόσιο τομέα για τη διαλογή των απαιτούμενων προφίλ των υποψηφίων για επιλογή, μέσω της ανάλυσης παρελθόντων δεδομένων για διαμόρφωση των ιδανικών προφίλ εργαζομένων ανά θέση (ρόλο) εργασίας. Στο συγκεκριμένο πεδίο στην Ελλάδα, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης παρά την υψηλή αποτελεσματικότητά της (100%), είναι προς το παρόν πολύ περιορισμένη (μόλις 14%) (Adecco, 2019). Ως εκ τούτου θα δοθεί νέα διάσταση στις διαδικασίες επιλογής και τοποθέτησης των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις ή ρόλους εργασίας.

1.4 Δομή της Διατριβής

Η διατριβή αποτελείται από επτά κεφάλαια, ξεκινώντας από το ζήτημα που καλείται να διερευνήσει έως την παρουσίαση των συμπερασμάτων της έρευνας και των προτάσεων για μελλοντική έρευνα. Αναλυτικότερα, τα κεφάλαια έχουν ως εξής:

Στο πρώτο εισαγωγικό κεφάλαιο, παρουσιάζεται το πρόβλημα της πρόβλεψης της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, το αντικείμενο και ο στόχος της διατριβής και η συμβολή της διατριβής στην επιστήμη και την καινοτομία.

Στο δεύτερο κεφάλαιο, παρουσιάζονται οι έννοιες της διοίκησης ανθρώπινου δυναμικού, του προγραμματισμού επιλογής και τοποθέτησης προσωπικού, της απόδοσης, της αξιολόγησης, των κριτηρίων αξιολόγησης και της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Επιχειρείται με άλλα λόγια μια επισκόπηση αναφορικά με τις έννοιες και

τις διαδικασίες που σχετίζονται με το ζήτημα της πρόβλεψης της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού.

Στο τρίτο κεφάλαιο, πραγματοποιείται μια ανασκόπηση σχετικά με την ηλεκτρονική διαχείριση του ανθρώπινου παράγοντα, για την επίλυση κάποιων ζητημάτων ανθρώπινου δυναμικού, μέσω τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης. Παρουσιάζεται τέλος μία βιβλιογραφική επισκόπηση διαφόρων μελετών που έχουν πραγματοποιηθεί για τη διαχείριση του ανθρώπινου δυναμικού, με τη βοήθεια της μηχανικής μάθησης.

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται η μεθοδολογία έρευνας της παρούσας διατριβής, ο τρόπος συλλογής των δεδομένων, ο καθορισμός των παραμέτρων, η παραγοντική ανάλυση που ακολούθησε, ο τρόπος εφαρμογής του γραμμικού προγραμματισμού, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που εφαρμόστηκαν και τέλος ο τρόπος αξιολόγησης των μοντέλων που διαμορφώθηκαν.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ποσοτικής έρευνας που πραγματοποιήθηκε, η στατιστική ανάλυση, η παραγοντική ανάλυση (διερευνητική και επιβεβαιωτική), τα μοντέλα δομικών εξισώσεων που διαμορφώθηκαν, η ανάλυση συσχέτισης και η παρουσίαση των σημαντικών στατιστικά συσχετίσεων που προέκυψαν μεταξύ των μεταβλητών και των παραγόντων που αναλύθηκαν.

Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα πειράματα μηχανικής μάθησης δύο σταδίων που πραγματοποιήθηκαν, αναλυτικά με όλους τους αλγόριθμους που εφαρμόστηκαν (J48, Random Forest, Reptree, PART, Random Committee, Multilayer Perceptron, Naïve Bayes, Sequential Minimal Optimization- SMO, Random Tree, LMT, Hoeffding Tree), οι παραμετροποιήσεις που έγιναν, το σύνολο των μοντέλων που διαμορφώθηκαν με την εφαρμογή κάθε αλγορίθμου και τέλος τα μοντέλα που αναδείχθηκαν κατόπιν αξιολόγησης σε κάθε πειραματική προσπάθεια.

Τέλος στο έβδομο κεφάλαιο γίνεται μια εκτενής συζήτηση για τα αποτελέσματα των πειραματικών προσπαθειών, παρουσιάζεται μια σύγκριση μεταξύ αυτών, συνοψίζονται τα συμπεράσματα της παρούσας διατριβής και γίνονται προτάσεις για μελλοντικές έρευνες.

Η παρούσα διατριβή με το προτεινόμενο μοντέλο μηχανικής μάθησης, δύναται να αποτελέσει τη βάση για περαιτέρω διερεύνηση αναφορικά με την πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού στο δημόσιο τομέα, στα πλαίσια μιας ολιστικής διαχείρισης των ανθρώπινων πόρων, με την εφαρμογή συστημάτων εντοπισμού ταλέντων από το στάδιο της επιλογής του προσωπικού και της τοποθέτησης των κατάλληλων ανθρώπων στην κατάλληλη θέση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΔΙΟΙΚΗΣΗ-ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ

2.1 Η Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού

Η διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού αναφέρεται στην ανάλυση των αναγκών σε ανθρώπινο δυναμικό, την πρόσληψη, την προαγωγή, την εξέλιξη του προσωπικού, τη δημιουργία κατάλληλων συνθηκών εργασίας, την παροχή της κατάλληλης εκπαίδευσης και κατάρτισης των εργαζόμενων, καθώς και τη διαχείριση του υφιστάμενου προσωπικού, έτσι ώστε να προωθείται το συμφέρον του οργανισμού και να επιτυγχάνονται οι οργανωτικοί στόχοι (Ρωσσίδης, 2014). Οι αποφάσεις που αφορούν ανθρώπους όπως δείχνουν έρευνες, επηρεάζουν σημαντικά τη συνολική απόδοση του οργανισμού, μετασχηματίζοντας τον ανθρώπινο παράγοντα, από κόστος, σύμφωνα με την παραδοσιακή αντίληψη, σε στρατηγικό πόρο, σύμφωνα με τη σύγχρονη αντίληψη (Ιορδάνογλου, 2008). Εξάλλου ο όρος «ανθρώπινοι πόροι», περιλαμβάνει όλα τα χαρακτηριστικά που φέρουν οι άνθρωποι στο χώρο εργασίας τους όπως, ευφυΐα, αφοσίωση, πείρα, ικανότητες, δεξιότητες καθώς και ικανότητα για μάθηση (Avdimiotis, 2019). Για κάθε επιχείρηση ή οργανισμό, έχει στρατηγική σημασία, το καλά διοικούμενο, εκπαιδευμένο και επιδέξιο ανθρώπινο δυναμικό. Οι προσπάθειες των επιχειρήσεων ή οργανισμών για την επίτευξη της τελειότητας, με επικέντρωση στην εκπαίδευση, την ποιότητα, την ομαδική εργασία και την αναδιάρθρωση, καθορίζονται σε μεγάλο βαθμό από τον τρόπο διαχείρισης του ανθρώπινου δυναμικού. Το περιεχόμενο της διοίκησης ανθρώπινων πόρων επηρεάζεται από το νομικό περιβάλλον που υφίσταται σε μία χώρα ή σε ένα συνασπισμό κρατών, όπως η Ευρωπαϊκή Ένωση. Οι πρακτικές διαχείρισης των ανθρώπινων πόρων εξαρτώνται, αφενός από τη φιλοσοφία του οργανισμού και αφετέρου από την επιθυμία προσαρμογής με τους στρατηγικούς στόχους που έχουν τεθεί (Σαρμανιώτης, 2021).

Η αποτελεσματική διοίκηση ενός οργανισμού επιτυγχάνεται μέσω πολιτικών και ενεργειών που ακολουθούνται. Η Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού, σχετίζεται με την μακροπρόθεσμη ευημερία και επιτυχία του οργανισμού, μέσω της διαχείρισης του προσωπικού της. Η σύνδεση της διοίκησης με τους εργαζομένους, γίνεται με τη χρήση των βασικών εργαλείων της διοίκησης ανθρώπινων πόρων, που είναι τα εξής:

- Προγραμματισμός Ανθρώπινου Δυναμικού (Human Resources Planning)
- Ανάλυση και Περιγραφή Θέσεων Εργασίας (Job Analysis, Job Description)
- Προσέλκυση (Recruitment)
- Επιλογή (Selection)

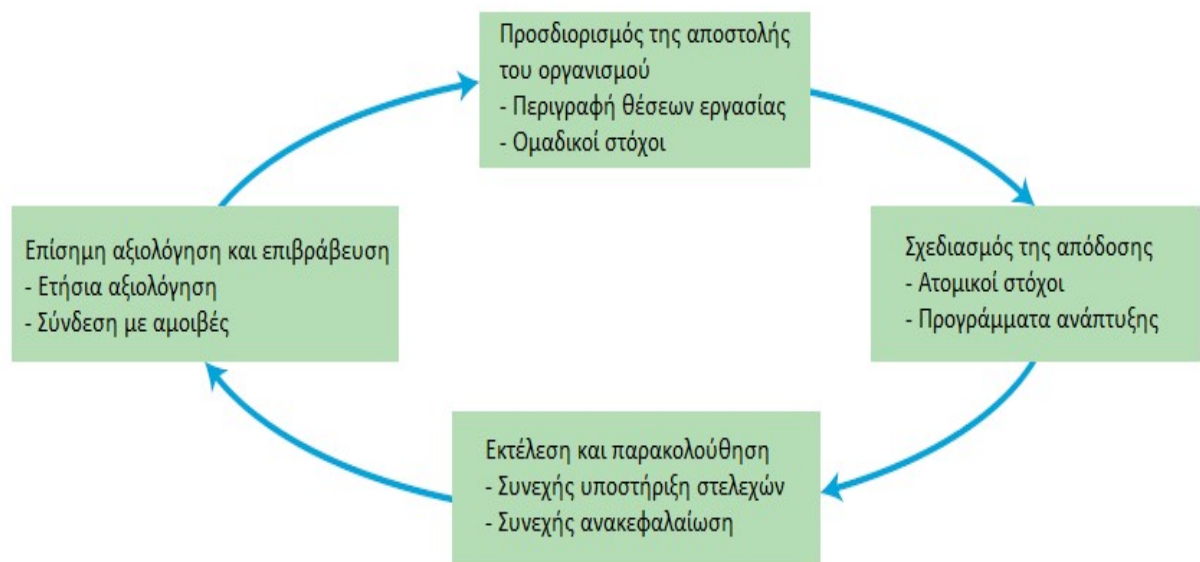
- Αξιολόγηση (Performance Appraisal)
- Εκπαίδευση και Ανάπτυξη (Training and Development)
- Αμοιβές και Παροχές (Rewards)
- Εργασιακές Σχέσεις (Employment Relations)
- Διοίκηση Απόδοσης (Performance Management)
- Εσωτερική Επικοινωνία (Internal Communication)
- Οργανωσιακή και Διοικητική Ανάπτυξη (Organizational and Business Development) (Παπαστεφανάκη, 2008).

Επιπλέον, η διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού επηρεάζει την ικανότητα του οργανισμού για τη διαχείριση της γνώσης και την οργανωσιακή μάθηση, έχοντας με τον τρόπο αυτό επίπτωση στην οργανωσιακή απόδοση. Η διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού ευθύνεται για την εύρεση και «καλλιέργεια ταλέντων» με υψηλό επίπεδο γνώσης, που συμβάλλουν αφενός στην ενίσχυση της υπάρχουσας γνώσης και αφετέρου στον εντοπισμό ευκαιριών στο εξωτερικό περιβάλλον (Aguinis & O'Boyle, 2014; Call κ.ά., 2015a,b; Kehoe κ.ά., 2018). Η εξασφάλιση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις, αποτελεί το πραγματικό πλεονέκτημα των μακροχρόνια επιτυχημένων οργανισμών και τον απολύτως απαραίτητο οργανωσιακό πόρο (Collins 2001; Phillips, 2005; Phillips & Phillips, 2015).

Η Διαχείριση Απόδοσης (Performance Management) είναι μια τάση στην προσπάθεια βελτίωσης της Δημόσιας Διοίκησης, που ορίζεται ως μία στρατηγική και ολοκληρωμένη προσέγγιση για την επίτευξη βιώσιμης επιτυχίας στους οργανισμούς, μέσω της βελτίωσης της απόδοσης των ανθρώπων που εργάζονται σε αυτούς και την ανάπτυξη των ικανοτήτων των ομάδων και όλων των εμπλεκομένων στο αποτέλεσμα (Armstrong & Baron, 2005; Armstrong 2014; Ndevu & Muller, 2018). Κύριος στόχος της στο δημόσιο τομέα, είναι να ευθυγραμμίσει τις απαιτήσεις των ενδιαφερόμενων μερών και της κουλτούρας του δημοσίου τομέα, με τις συνεχώς μεταβαλλόμενες δημόσιες υπηρεσίες και τους περιορισμένους διαθέσιμους πόρους, να αντιμετωπίσει την ανάγκη για μεγαλύτερη διαφάνεια, διάχυση των ευθυνών, να ενσταλάξει τη συνέχεια στη λειτουργία των υπηρεσιών και να εδραιώσει καλύτερες στρατηγικές, για την επίτευξη όλων των παραπάνω (Katasonova, 2009). Οι στόχοι της διοίκησης της απόδοσης περιλαμβάνουν, τη δημιουργία ενός εργασιακού περιβάλλοντος που διευκολύνει την απόκτηση δεξιοτήτων, την ανάπτυξη των εργαζομένων, καθώς και τη διευκόλυνσή τους ώστε να προγραμματίσουν καλύτερα την εργασία τους, συμβάλλοντας στην επίτευξη των οργανωσιακών στόχων, ενώ ταυτόχρονα μαθαίνουν και παράλληλα εξελίσσονται σε

ένα ευχάριστο εργασιακό περιβάλλον. Η διαχείριση της απόδοσης ως σύστημα καλλιεργεί μια μακροπρόθεσμη προοπτική, καθώς δεν εξαντλείται σε μία ή δύο φορές το χρόνο, αλλά είναι συνεχής και καθημερινή και στην ουσία αρχίζει με τις περιγραφές των θέσεων εργασίας και τελειώνει με τη συνταξιοδότηση των εργαζομένων (Rao, 2008; Armstrong, 2014). Έρευνα που πραγματοποιήθηκε από την Gartner (2013) αποδεικνύει ότι οι εταιρείες με συνεχή εστίαση στη διαχείριση των επιδόσεων, έχουν καλύτερους υπαλλήλους, επιχειρηματικό ταλέντο και αξιολογικά αποτελέσματα. Πιο συγκεκριμένα, το 45% αυτών των εταιρειών, έχουν υψηλότερες από τις μέσες χρηματοοικονομικές επιδόσεις και το 46% έχουν καλύτερη διαχείριση του κόστους.

Τα βασικά στάδια ενός τυπικού συστήματος διοίκησης της απόδοσης, φαίνονται στο σχήμα 1 και αφορούν, στον προσδιορισμό της αποστολής του οργανισμού, στις περιγραφές θέσεων εργασίας, στον προσδιορισμό των ατομικών και οργανωσιακών στόχων, στο σχεδιασμό της απόδοσης και τα προγράμματα ανάπτυξης του προσωπικού, στην εκτέλεση και παρακολούθηση των στόχων, στη συνεχή υποστήριξη από τα στελέχη, τη συνεχή ανατροφοδότηση, στην επίσημη αξιολόγηση και επιβράβευση και στη σύνδεση με τις αμοιβές (Torrington κ.ά., 2020).



Σχήμα 1: Βασικά στάδια ενός τυπικού συστήματος διοίκησης της απόδοσης

Πηγή: Torrington, D., Hall, L., Atkinson, C., Taylor, S. (2020), "Human Resource Management".

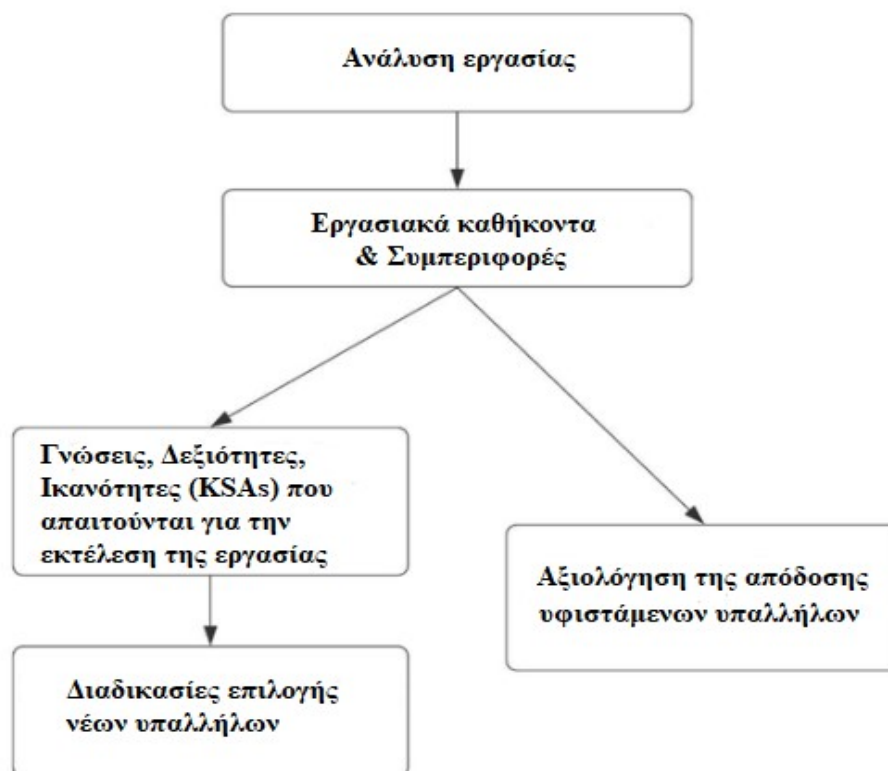
Στη διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού, η ανάλυση θέσεων εργασίας αποτελεί μια λειτουργία κλειδί και ουσιώδες θεμέλιο για όλες τις ενέργειες που οδηγούν στην ικανοποιητική εκτέλεση της εργασίας, τη στρατολόγηση, την επιλογή, την εκπαίδευση

και ανάπτυξη του προσωπικού και την αξιολόγηση της εργασιακής απόδοσης (Παγκάκης, 2003). Είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της εργασιακής απόδοσης καθώς και για την καθιέρωση του συστήματος υγιεινής και ασφάλειας στους χώρους εργασίας (Robbins κ.ά., 2020). Η ανάλυση εργασίας αποτελείται από δύο μέρη, την περιγραφή της εργασίας (job description) και τις απαιτήσεις ή προδιαγραφές εργασίας (job specifications). Η πρώτη διευκρινίζει τις υποχρεώσεις και τα καθήκοντα που προκύπτουν από κάθε θέση, οριοθετεί τις εξουσίες και καθορίζει το χρονοδιάγραμμα και τις αμοιβές, ενώ η δεύτερη περιγράφει τα ελάχιστα προσόντα που πρέπει να διαθέτει ένα άτομο για να αποδώσει σε μία συγκεκριμένη εργασία. Η σαφής περιγραφή της θέσης και τα κριτήρια επιλογής προσωπικού, περιορίζουν το σφάλμα επιλογής και έχουν ως στόχο την τοποθέτηση του κατάλληλου ατόμου στην κατάλληλη θέση (Gibbs κ.ά., 2010; Robbins κ.ά., 2020). Η περιγραφή της θέσης εργασίας, πραγματοποιείται εγγράφως και χρησιμεύει ως χάρτης πορείας, ως προς το περιεχόμενο και το εύρος του έργου που πρέπει να εκτελείται από τον κάτοχο κάθε θέσης. Περιλαμβάνει πληροφορίες όπως, τίτλος θέσης, μισθός εργασίας, τίτλος της αμέσως ανώτερης θέσης, αριθμός υφισταμένων, γενικός σκοπός θέσης, κύριες ευθύνες της θέσης, λίστα βασικών καθηκόντων, θέση στην ιεραρχική κλίμακα, όρια εξουσιών, λεπτομέρειες των όρων πρόσληψης, καθώς και των συνθηκών εργασίας. Οι προδιαγραφές εργασίας είναι το σύνολο των γνώσεων, των δεξιοτήτων και των χαρακτηριστικών, που απαιτούνται από τον υποψήφιο της θέσης εργασίας, για να επιτευχθεί υψηλή απόδοση. Η μορφή του επίσημου περιγράμματος για τις προδιαγραφές, επιτρέπει να γίνεται διάκριση μεταξύ ουσιαστικών και επιθυμητών προσόντων (μη ουσιαστικών), προκειμένου να ικανοποιηθούν οι απαιτήσεις εργασίας (Βαξεβανίδου και Ρεκλείτης, 2019).

Σύμφωνα με μία πρόσφατη μετα-ανάλυση, η ανάλυση θέσεων εργασίας, αποτελεί έναν οδηγό που υποστηρίζει τη διαδικασία λήψης μιας σειράς αποφάσεων για το ανθρώπινο δυναμικό. Πιο συγκεκριμένα, απλοποιεί τη διαδικασία πρόσληψης και επιλογής προσωπικού, διότι περιέχει στοιχεία σχετικά με τις απαιτήσεις από το προσωπικό και διευκολύνει τη διαδικασία τοποθέτησης του προσωπικού, οδηγώντας στην τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις. Επιπλέον, συμβάλλει στον εντοπισμό των κατάλληλων υπαλλήλων για θέματα προαγωγής και ανάπτυξης καριέρας, παρέχει καθοδήγηση για την αξιολόγηση της εργασιακής απόδοσης και τέλος υποστηρίζει την οργανωσιακή ανάπτυξη και αναδιάρθρωση των φορέων (Switasarra & Astanti, 2021).

Στο Σχήμα 2, φαίνεται ότι η ανάλυση εργασίας συνδέεται με τα εργασιακά καθήκοντα και τις συμπεριφορές, τις γνώσεις, δεξιότητες και ικανότητες που απαιτούνται για την

εκτέλεση της εργασίας, με την επιλογή νέων υπαλλήλων καθώς και με την αξιολόγηση της απόδοσης των υφιστάμενων υπαλλήλων (Lohman, 2020).



Σχήμα 2: Ανάλυση θέσης εργασίας, επιλογή και αξιολόγηση προσωπικού (προσαρμοσμένο από Lohman, 2020)

2.2 Προγραμματισμός Επιλογής και Τοποθέτησης Ανθρώπινου Δυναμικού

Η λειτουργία του προγραμματισμού ανθρώπινου δυναμικού, συμβάλλει στην απόκτηση του κατάλληλου προσωπικού από έναν οργανισμό, που θα τον στηρίξει έτσι ώστε να κάνει πραγματικότητα το όραμά του (Ξυροτήρη-Κουφίδου, 2010). Το ανθρώπινο δυναμικό θα πρέπει να έχει τις απαραίτητες δεξιότητες, τόσο για την σχεδίαση της στρατηγικής, όσο και για την εφαρμογή της στην πράξη. Προγραμματισμός Ανθρώπινου Δυναμικού, είναι η διαδικασία με την οποία προγραμματίζονται, καθορίζονται και οριοθετούνται οι στόχοι και οι σκοποί του εκάστοτε οργανισμού, με προϋπόθεση τη σωστή ανάμειξη των επιμέρους συστατικών στοιχείων του κεφαλαίου, του εξοπλισμού και των ανθρώπινων πόρων (Hersey κ.ά., 1996; Ralević κ.ά., 2015; Rodriguez & Walters, 2017; Mohammad, 2020; Verhulst & DeCenzo, 2021). Ο προγραμματισμός ανθρώπινου δυναμικού στοχεύει, στον περιορισμό των σφαλμάτων κατά την πρόσληψη των εργαζομένων, επιδιώκοντας τη μείωση του κόστους των προσλήψεων έτσι ώστε να επιτυγχάνονται προσλήψεις προσωπικού με τις επιθυμητές δεξιότητες και ικανότητες, σε συνδυασμό με την αποδοτική αξιοποίηση του υπάρχοντος

δυναμικού με την ανάπτυξη και την κατάλληλη εκπαίδευση και τέλος στον περιορισμό της αβεβαιότητας των εργαζομένων. Θεωρεί το ανθρώπινο δυναμικό ως στρατηγικό πόρο και εξετάζει θέματα ορθής κατανομής, τοποθέτησης και ανάπτυξης των εργαζομένων, με στόχο την αναβάθμιση και την αξιοποίησή τους (Παπαλεξανδρή και Μπουραντάς, 2016; Vineeth, 2019). Ο προγραμματισμός ανθρώπινου δυναμικού, διασφαλίζει την ορθότητα της αξιολόγησης του ανθρώπινου δυναμικού, διευκολύνει τον εντοπισμό και την αποκατάσταση των υπαρχόντων κενών, ώστε να καλύπτονται με τον καλύτερο δυνατό τρόπο οι μεταβαλλόμενες ανάγκες του οργανισμού που αντικατοπτρίζουν τους οργανωτικούς στόχους. Προσπαθεί να δημιουργήσει μία ομάδα κατάλληλων ατόμων, που αξιοποιούν το ταλέντο τους με αποτελεσματικό τρόπο και διευκολύνουν τη διαμόρφωση του σχεδίου εκπαίδευσης, του σχεδιασμού εργασίας και των σχεδίων εξέλιξης και σταδιοδρομίας, ώστε να ενισχύεται η ανταγωνιστικότητα του οργανισμού. Τέλος αυξάνει την αναπτυξιακή δράση του οργανισμού και συμβάλλει στον προγραμματισμό μακροπρόθεσμων στρατηγικών έργων (Chakraborty & Biswas, 2019).

Τα βασικά βήματα της διαδικασίας του προγραμματισμού ανθρώπινου δυναμικού ενός οργανισμού, είναι η εξέταση του εξωτερικού περιβάλλοντος της αγοράς εργασίας και του εσωτερικού περιβάλλοντος του οργανισμού σε ανθρώπινο δυναμικό, η πρόβλεψη των μεταβολών σε ανθρώπινο δυναμικό, ο προσδιορισμός των αναγκών, ο σχεδιασμός του προγράμματος κάλυψης αναγκών σε συνδυασμό με τον οικονομικό προϋπολογισμό, η εφαρμογή και η αξιολόγηση του προγράμματος και τέλος η πραγματοποίηση διορθωτικών ενεργειών σε περιπτώσεις αποκλίσεων. Για να γίνουν προβλέψεις αναγκών σε ανθρώπινο δυναμικό, απαιτείται η καταγραφή της υφιστάμενης κατάστασης καθώς και των μεταβολών που θα επέλθουν έως το τέλος του χρονικού διαστήματος για το οποίο γίνεται η πρόβλεψη. Για το σκοπό αυτό, συγκεντρώνονται και ταξινομούνται στοιχεία που αφορούν στον αριθμό του υπάρχοντος προσωπικού και στα ποιοτικά χαρακτηριστικά αυτού, όπως είναι οι γνώσεις, οι ικανότητες, οι δεξιότητες, η εμπειρία, η απόδοση, οι προοπτικές εξέλιξης κ.ά. Κατά το στάδιο αυτό δημιουργούνται πίνακες του προσωπικού ανά ειδικότητα, επίπεδο γνώσεων, οργανική μονάδα, λειτουργία ή θέση, ιεραρχική βαθμίδα και συγκεντρώνονται χρήσιμες πληροφορίες, προκειμένου να διαμορφωθεί εικόνα για το ανθρώπινο δυναμικό που έχει στη διάθεση του ο οργανισμός (Χατζηπαντελή, 1999; Armstrong, 2014).

Βασικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα κάθε επιτυχημένου οργανισμού, είναι η ύπαρξη ανθρώπινου δυναμικού με περισσότερα προσόντα, σε σχέση με αυτά που διαθέτουν οι άμεσοι ανταγωνιστές. Η συστηματική ανάπτυξη των ικανοτήτων των εργαζομένων, με

τη συνεχή εκπαίδευση και επιμόρφωση, συμβάλλει στη βελτίωση της απόδοσης των εργαζομένων. Η εκτίμηση των αναγκών σε ανθρώπινο δυναμικό, έχει άμεση σχέση με το στάδιο του κύκλου ζωής που βρίσκεται ο οργανισμός, (εισαγωγή, ανάπτυξη, ωρίμανση και παρακμή). Στο στάδιο της εισαγωγής, οι οργανισμοί επιθυμούν να προσελκύσουν το καλύτερο ανθρώπινο δυναμικό, όμως είναι δύσκολο στο στάδιο αυτό να προσελκύσουν στελέχη με εργασιακή εμπειρία, διότι (οι οργανισμοί) δεν είναι γνωστοί στην αγορά και τα ικανά στελέχη συνήθως προτιμούν οργανισμούς που έχουν ήδη καθιερωθεί. Το επόμενο στάδιο είναι το στάδιο της ανάπτυξης, όπου οι οργανισμοί έχουν ανάγκη από ανθρώπινο δυναμικό με υψηλή εξειδίκευση και μεγάλη εμπειρία και προσπαθούν να προσελκύσουν τα ικανά στελέχη των ανταγωνιστών, προσφέροντας υψηλότερες αμοιβές. Στο στάδιο της ωρίμανσης, οι οργανισμοί έχουν πλέον καθιερωθεί στην αγορά και προσπαθούν να διατηρήσουν το όνομα που έχουν δημιουργήσει, εφαρμόζοντας εσωτερικές μετακινήσεις προσωπικού, προσπαθώντας να διατηρήσουν τις υφιστάμενες θέσεις εργασίας. Τέλος, στο στάδιο της παρακμής, οι οργανισμοί προχωρούν σε υλοποίηση σχεδίων μειώσεων του προσωπικού, με απολύσεις και επανατοποθετήσεις του εναπομείναντος προσωπικού (Βαξεβανίδου και Ρεκλείτης, 2019).

Σύμφωνα με τους Bogen & Rieke (2018), τα στάδια της επιλογής προσωπικού είναι η προσέλκυση, η αξιολόγηση των υποψηφίων όπου γίνεται εκτίμηση της εμπειρίας, των ικανοτήτων-δεξιοτήτων και των χαρακτηριστικών των υποψηφίων, η συνέντευξη, με την οποία αξιολογούνται οι υποψήφιοι με πιο εξατομικευμένο τρόπο και τέλος η επιλογή, δηλαδή ο εντοπισμός των πλέον κατάλληλων υποψηφίων. Ακολουθεί η αξιολόγηση της όλης διαδικασίας. Κατά μία άλλη προσέγγιση, η διαδικασία επιλογής προσωπικού αποτελείται από τρία στάδια, την προσέλκυση, τη διαλογή και την επιλογή (Rajesh κ.ά., 2018). Η προσέλκυση προσωπικού ακολουθεί μία ή περισσότερες στρατηγικές, προκειμένου να συνδεθεί το ταλέντο του υποψήφιου υπαλλήλου με την κενή θέση του οργανογράμματος (Sinha & Thaly, 2013). Η πρόσληψη είναι η διαδικασία εντοπισμού και προσέλκυσης δυνητικών υπαλλήλων, ενώ η επιλογή είναι η διαδικασία προσδιορισμού ενός ατόμου από μία ομάδα υποψηφίων που ταιριάζει καλύτερα σε μία θέση εργασίας (Mondy, 2008). Οι υπεύθυνοι ανθρώπινου δυναμικού, χρησιμοποιούν συνήθως πληροφορίες βιογραφικού σημειώματος για να διαπιστώσουν τις δεξιότητες του υποψήφιου που σχετίζονται με την εργασία, τις ικανότητες, τα κίνητρα, την προσωπικότητα και γενικώς να εκτιμήσουν εάν το προφίλ του υποψήφιου υπαλλήλου ταιριάζει με την εργασία. Επομένως, το βιογραφικό σημείωμα αποτελεί ένα κρίσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της καταλληλότητας οποιουδήποτε υποψήφιου για

μία συγκεκριμένη εργασία και συχνά καθορίζει ποιος θα επιλεγεί για επιπλέον εξέταση (Brown & Campion, 1994; Chapman & Webster, 2003; Sackett & Lievens, 2008).

Οι προσλήψεις υπαλλήλων στο δημόσιο τομέα στην Ελλάδα, γίνονται κατόπιν αξιολόγησης από το ΑΣΕΠ όλων των τυπικών προσόντων των υποψηφίων, που σχετίζονται με τον βασικό τίτλο σπουδών που διαθέτουν, τους πιθανούς μεταπτυχιακούς και διδακτορικούς τίτλους, την πιθανή αποφοίτηση από την Εθνική Σχολή Δημόσιας Διοίκησης και Τοπικής Αυτοδιοίκησης, τη γνώση ευρωπαϊκών γλωσσών, τη γνώση χειρισμού ηλεκτρονικού υπολογιστή και την προηγούμενη επαγγελματική εμπειρία. Καθένα από τα παραπάνω κριτήρια πέραν του ότι είναι άκρως αντικειμενικό, βαθμολογείται με τον ίδιο αριθμό μορίων για κάθε υποψήφιο, με αποτέλεσμα το συγκεκριμένο σύστημα, γενικώς να θεωρείται, δίκαιο και αντικειμενικό (Ν. 2190/1994, όπως ισχύει). Για την επιλογή υπαλλήλων για θέσεις επιπέδου Προϊσταμένων Τμήματος, Διεύθυνσης και Γενικής Διεύθυνσης, αξιολογούνται επιπλέον των ανωτέρω τυπικών προσόντων, η βαθμολογία της αξιολόγησης κάθε υποψηφίου καθώς και η βαθμολογία της δομημένης συνέντευξης που πραγματοποιείται από ειδική επιτροπή όπου συμμετέχουν και μέλη του ΑΣΕΠ. Οι διαδικασίες επιλογής Προϊσταμένων για θέσεις επιπέδου Γενικής Διεύθυνσης, πραγματοποιούνται κατόπιν προκηρύξεων αυτών των θέσεων σε πανελλαδικό επίπεδο. Στις συγκεκριμένες προκηρύξεις έχουν δικαίωμα κατάθεσης αίτησης και υπάλληλοι από άλλους φορείς που διαθέτουν τα απαιτούμενα τυπικά προσόντα, που αντιστοιχούν στις προδιαγραφές εργασίας των αναλύσεων των συγκεκριμένων θέσεων εργασίας (Ν. 4369/2016, όπως ισχύει).

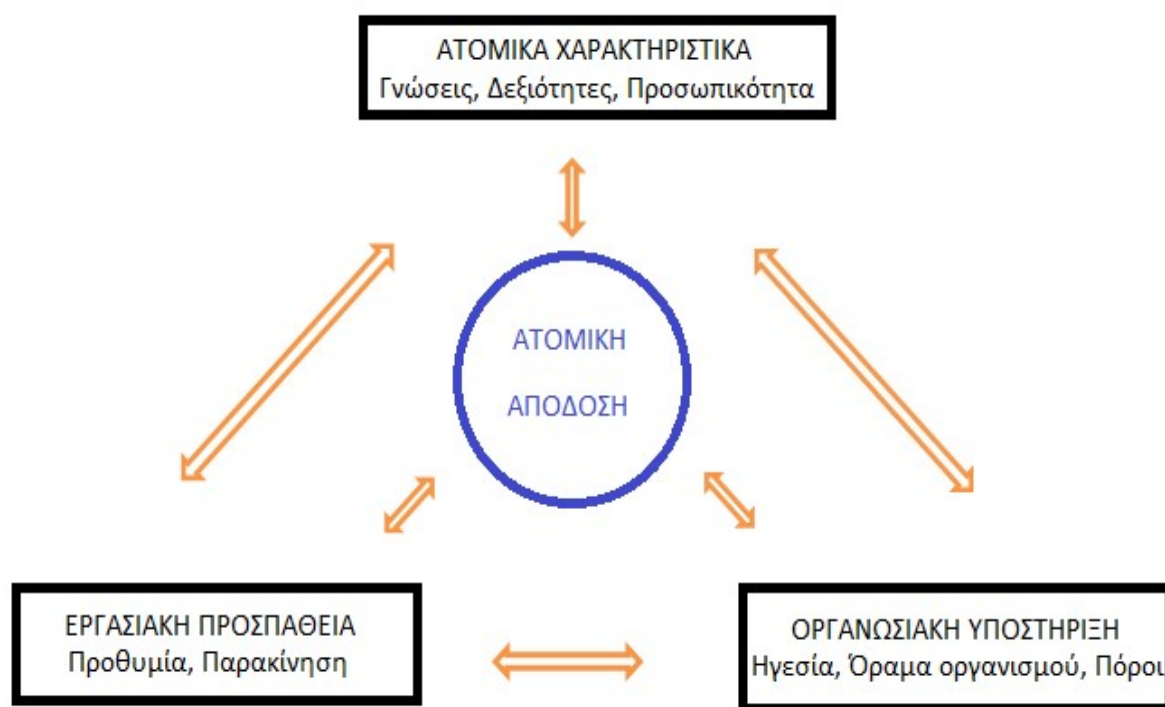
2.3 Απόδοση Ανθρώπινου Δυναμικού

Η απόδοση ενός εργαζομένου, αναφέρεται στο πόσο ικανοποιητικά ασκεί κάποιος τα καθήκοντά του κατά την εκτέλεση της εργασίας που του έχει ανατεθεί, σε σχέση με τους στόχους που έχουν τεθεί. Αυτό που είναι ικανός να κάνει κάποιος και αυτό που κάνει, δεν είναι απαραίτητα το ίδιο (Παπαλεξανδρή και Μπουραντάς, 2016). Οι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση των εργαζομένων, είναι η κατανόηση της φύσης της θέσης εργασίας, η προσπάθεια, η ένταση των προσπαθειών και διάφοροι εξωτερικοί παράγοντες, σε συνδυασμό με την προσωπικότητα. Εάν ο εργαζόμενος έχει τις ικανότητες αλλά εμφανίζει κακή απόδοση, τότε μάλλον δεν προσπαθεί ικανοποιητικά να επιτύχει τους στόχους που έχουν τεθεί, πιθανόν εξαιτίας του περιβάλλοντος εργασίας και της έλλειψης κινήτρων (Avdimiotis, 2019). Η προσωπική πρωτοβουλία σχετίζεται με τη γνωστική ικανότητα, επομένως υπάρχει συσχέτιση της

γνωστικής ικανότητας με παραγωγικές ή μη παραγωγικές συμπεριφορές εργασίας, πέραν των βασικών καθηκόντων των εργαζομένων, με εξαίρεση τα κίνητρα που σχετίζονται με την παρακίνηση (Frese & Fay, 2001).

Η απόδοση συνδέεται με την επίτευξη οργανωσιακών στόχων που σχετίζονται με την ανάπτυξη αισθήματος δικαιοσύνης και αξιοκρατίας μεταξύ των εργαζομένων, τη συνεχή βελτίωση και ανάπτυξη των εργαζομένων, την υποστήριξη των αποφάσεων και των πολιτικών που αφορούν στις αμοιβές, στα κίνητρα, στην εκπαίδευση, στις προαγωγές, στις μεταθέσεις και στις προσλήψεις, την ενδυνάμωση των εργαζομένων μέσω της παρακίνησης για συνεχή βελτίωση, την ενίσχυση του αισθήματος υπευθυνότητας, τη συμβολή στην αποτελεσματική άσκηση διοίκησης από τους προϊσταμένους (στοχοθεσία, καθοδήγηση, ανάπτυξη συνεργασιών, έλεγχος) και την ενίσχυση των στοιχείων της εταιρικής κουλτούρας (Παπαλεξανδρή και Μπουραντάς, 2016). Η απόδοση των εργαζομένων στους εργασιακούς χώρους είναι ίσως το πιο σημαντικό κριτήριο συμπεριφοράς. Οι επιδόσεις των εργαζομένων έχουν οριστεί ως κλιμακούμενες ενέργειες, συμπεριφορές και αποτελέσματα των εργαζομένων, που συμβάλλουν στην επίτευξη των οργανωτικών στόχων και συνδέονται με αυτούς (Ones & Viswesvaran, 2002). Μερικοί μελετητές έχουν περιγράψει τον πυρήνα της συμφραζόμενης απόδοσης ως προ-οργανωτικές οργανωσιακές συμπεριφορές (Brief & Motowidlo, 1986; Ones κ.ά., 2012). Για να επιτύχει ένα άτομο ξεχωριστή απόδοση, πρέπει να έχει έναν συνδυασμό ικανοτήτων και όχι μόνο μία ή δύο (Goleman, 2000). Εκτός από τις εξειδικευμένες επαγγελματικές γνώσεις, οι σύγχρονοι εργαζόμενοι πρέπει επίσης να έχουν μια σειρά κοινωνικών δεξιοτήτων, ικανότητες συνεργασίας, ανάληψης πρωτοβουλιών, ηγεσίας, οργάνωσης, επικοινωνίας, δημιουργικότητα και προσαρμοστικότητα. Οι ικανότητες εκμάθησης και προσαρμογής, η ικανότητα αντιμετώπισης της πολυπλοκότητας, η ικανότητα επεξεργασίας πληροφοριών σχετικών με την εργασία, είναι σημαντικές για την ενίσχυση της συνολικής απόδοσης και επηρεάζουν την εργασιακή συμπεριφορά. Η γνωστική ικανότητα καθορίζει τη δυνατότητα δημιουργίας νέων, μοναδικών, χρήσιμων και εφαρμόσιμων ιδεών για την επίλυση προβλημάτων και προκλήσεων στο χώρο εργασίας (Ones κ.ά., 2012). Έχει επισημανθεί ότι η γενική νοητική ικανότητα είναι ένας καθοριστικός παράγοντας των ατομικών διαφορών που συνδέεται με την απόδοση της εργασίας, για οποιαδήποτε εργασία περιλαμβάνει καθήκοντα επεξεργασίας πληροφοριών (Campbell, 1990a,b). Η ατομική απόδοση προέρχεται από το πολλαπλό γινόμενο των ατομικών χαρακτηριστικών (γνώσεις, δεξιότητες, προσωπικότητα) επί την εργασιακή προσπάθεια,

επί την οργανωσιακή υποστήριξη (Blumberg & Pringle, 1982; Schermerhorn κ.ά., 1991; Kellner κ.ά., 2019), όπως παρουσιάζονται και αναλύονται στο σχήμα 3.



Σχήμα 3: Ατομική Απόδοση (προσαρμοσμένο από Blumberg & Pringle, 1982)

Τα ατομικά χαρακτηριστικά, οι γνώσεις, οι δεξιότητες και η προσωπικότητα, επηρεάζουν την ικανότητα εκτέλεσης του έργου και μπορεί να είναι χαρακτηριστικά δημογραφικά (φύλο, ηλικία), επάρκειας (κλίσεις και ικανότητες, ψυχική, κινητική και σωματική ικανότητα) και ψυχολογικά (αξίες, στάσεις, αντίληψη, προσωπικότητα) (Χυτήρης, 2018). Με βάση τις γνώσεις και τις δεξιότητες, υπάρχει η δυνατότητα να γίνουν προβλέψεις απόδοσης, σε αντίθεση με την προσωπικότητα ενός υποψηφίου, η οποία είναι σχεδόν αδύνατον να προβλεφθεί, πριν την επιλογή του για μία θέση εργασίας. Η εργασιακή προσπάθεια συνδέεται άρρηκτα με την προθυμία εκτέλεσης της εργασίας καθώς και με την παρακίνηση του εργαζόμενου. Η οργανωσιακή υποστήριξη αναφέρεται στο όραμα του οργανισμού, την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας της ομάδας, την παροχή κατάλληλης τεχνολογίας και πόρων, την εφαρμογή στοχοθεσίας και γενικότερα την κατάλληλη ηγεσία η οποία, εκτός από την κατανόηση των επιχειρησιακών διαδικασιών και προβλημάτων για να είναι αποτελεσματική οφείλει να ασχολείται με τις ατομικές και κοινωνικές διαδικασίες καθώς και με την ατομική συμπεριφορά. Η εργασιακή προσπάθεια και η οργανωσιακή υποστήριξη, εξαρτώνται σε

μεγάλο βαθμό από την ηγεσία και την παρακίνηση του προσωπικού από τους ηγέτες-προϊσταμένους (Avdimiotis, 2019). Ως εκ τούτων η επιλογή των υπαλλήλων που θα ασκήσουν ηγεσία είναι μία πολύ σημαντική υπόθεση, διότι όσοι κατέχουν θέσεις ευθύνης (προϊστάμενοι), έχουν την ευθύνη διαχείρισης και παρακίνησης των υφιστάμενων υπαλλήλων τους έτσι ώστε να επιτευχθεί η μέγιστη συνολική απόδοση. Επομένως απαιτείται ιδιαίτερη έμφαση ως προς το ζήτημα της επιλογής των κατάλληλων προϊσταμένων και γενικότερα την επιλογή των κατάλληλων ανθρώπων για κάθε θέση, που αποτελεί μία ιδιαίτερα κρίσιμη απόφαση που επηρεάζει τη συνολική απόδοση του οργανισμού. Στην παρούσα ερευνητική προσέγγιση, θα γίνει προσπάθεια ο κάθε υπάλληλος με βάση τις ικανότητές του, να καταλαμβάνει με μία αυτόματη και αντικειμενική διαδικασία τη θέση που του ταιριάζει, είτε πρόκειται για θέση εισηγητή, είτε τμηματάρχη, είτε διευθυντή. Η τοποθέτηση των πλέον κατάλληλων προϊσταμένων, σε συνδυασμό με τις λοιπές κατάλληλες τοποθετήσεις του προσωπικού, θα ενισχύσει την αποτελεσματικότητα της ασκούμενης ηγεσίας καθώς και την εμπιστοσύνη όλων των εμπλεκομένων ως προς την αντικειμενικότητα της διαδικασίας αξιολόγησης της εργασιακής απόδοσης.

2.4 Αξιολόγηση Ανθρώπινου Δυναμικού

Η αξιολόγηση της απόδοσης σχετίζεται με την εκτίμηση της τρέχουσας ή και της προηγούμενης απόδοσης ενός υπαλλήλου σε σχέση με τα πρότυπα που καθορίζονται για μια θέση, συνδέοντας έτσι την αξιολόγηση με την ανάλυση της εργασίας (Dessler, 2012). Ως σύστημα ελέγχου είναι μια αμφίδρομη επικοδομητική διαδικασία, ικανή να αναγνωρίσει τα προσόντα, τις εργασιακές προτιμήσεις, τα επιτεύγματα κάθε εργαζομένου, με στόχο την ανάπτυξη των δεξιοτήτων των εργαζομένων και την αύξηση της απόδοσής τους (Μπουραντάς, 2015). Μέσω της συνεχούς βελτίωσης της απόδοσης των υπαλλήλων, επιδιώκεται η ανάπτυξη και η διατήρηση του ανταγωνιστικού πνεύματος ενός οργανισμού, καθώς οι ταλαντούχοι εργαζόμενοι θεωρούνται "το πιο πολύτιμο περιουσιακό στοιχείο και το κλειδί για την επιτυχία ενός οργανισμού" (Whelan κ.ά., 2010; Van der Rijt κ.ά., 2012). Η αξιολόγηση ως διαδικασία αναφέρεται στην εκτίμηση της απόδοσης κάθε εργαζομένου προκειμένου μη τιμωρώντας τον, να τον βελτιώσει και να του επισημάνει τα πιθανά λάθη του, ώστε να μην τα επαναλάβει στο μέλλον (Gliddon, 2004). Το σύστημα αξιολόγησης πρέπει να είναι εναρμονισμένο με τη στρατηγική και το όραμα του οργανισμού, να κατευθύνει τους εργαζόμενους, να τους πληροφορεί για τα αποτελέσματα της εργασίας τους και της αξιολόγησής τους από τους προϊσταμένους τους, τους συναδέλφους και τους υφιστάμενους (Jackson &

Schuler, 2003). Ένα αποτελεσματικό σύστημα αξιολόγησης των επιδόσεων, όχι μόνο θα έπρεπε να εντοπίζει ελλείψεις δεξιοτήτων και να τις αντιμετωπίζει με τα κατάλληλα προγράμματα εκπαίδευσης και ανάπτυξης, αλλά και να ανακαλύπτει κρυμμένα talenta (Montague, 2007). Η αδυναμία πλήρους ελέγχου της απόδοσης του ανθρώπινου κεφαλαίου, οφείλεται στην αδυναμία πρόβλεψης όλων των επιπέδων της, γεγονός που δυσχεραίνει τη διαδικασία ποσοτικοποίησης. Η αξιολόγηση του ανθρώπινου δυναμικού μπορεί να αποτελέσει χρήσιμο εργαλείο για την τοποθέτηση, την προώθηση και τις ανταμοιβές των εργαζομένων (Ξυροτύρη-Κουφίδου, 2010). Ο αναπτυξιακός ρόλος της αξιολόγησης των ανθρώπινων πόρων, συνδέεται με βελτιωμένες επιδόσεις βασισμένες στη συνεχή μάθηση, παρακίνηση, στόχευση και ενημέρωση, όπου ο ρόλος κάθε εργαζόμενου είναι ενεργός και ουσιαστικός, συμμετέχοντας σε όλα τα στάδια της διαδικασίας αξιολόγησης (Παπαλεξανδρή και Μπουραντάς, 2016). Η συμμετοχή των εργαζομένων στη λήψη αποφάσεων, έχει θετική επίδραση στην παραγωγικότητα, λόγω της συμβολής της στην ενίσχυση δημιουργίας αισθήματος δέσμευσης και είναι θετικά συνδεδεμένη με την οργανωσιακή δέσμευση (Ferrie κ.ά., 1995; Wallace, 1995; Avdimiotis, 2019). Περαιτέρω η οργανωσιακή δέσμευση συνδέεται θετικά με την απόδοση, την ποιότητα και την παραγωγικότητα. Η δέσμευση των εργαζομένων με τη στρατηγική και το όραμα ενός οργανισμού, σχετίζεται με την ευχαρίστηση που δημιουργείται μέσω της ικανοποίησης των εργαζομένων από την εργασία τους (Guest, 1999; Markovits κ.ά., 2007; Avdimiotis, 2019). Στο δημόσιο τομέα η απόδοση είναι θετικά συνδεδεμένη με την παρακίνηση των εργαζομένων, είναι όμως αρνητικά συνδεδεμένη με την ικανοποίηση των εργαζομένων ως προς την επίδρασή τους στην ποιότητα της εργασίας τους (Guest, 1999; Whitfield κ.ά., 1999; Delbridge & Whitfield, 2001; Κελεμένης, 2011). Η αξιολόγηση της απόδοσης θεωρείται βασική πηγή προώθησης και διατήρησης της ανταγωνιστικότητας και παρέχει στοιχεία για την αντικειμενική βελτίωση της απόδοσης των ατόμων και του οργανισμού στο σύνολό του (Stebler κ.ά., 1997). Η διαχείριση της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού είναι ιδιαίτερα δύσκολη, διότι ενώ η λειτουργία του (προσωπικού) μπορεί να επηρεαστεί, δεν είναι δυνατόν να ελεγχθεί πλήρως (Lawler, 2009).

Για την επιλογή προσωπικού, λαμβάνονται υπόψη κριτήρια που σχετίζονται με τα κίνητρα και την εργασιακή εμπειρία (Brown & Campion, 1994; Chapman & Webster, 2003). Η διαδικασία αξιολόγησης ξεκινάει με την επιλογή του προσωπικού που θα προσληφθεί. Οι υποψήφιοι αξιολογούνται σύμφωνα με τα επαγγελματικά προσόντα που απαιτούνται για την εκτέλεση εργασιών, για τις οποίες αναζητείται ο κατάλληλος

υπάλλληλος. Όσον αφορά στην εργασιακή συμπεριφορά, γίνεται αντιληπτό πως είναι δύσκολο να βρεθεί αξιόπιστο και έγκυρο κριτήριο, δεδομένου ότι είναι πολυδιάστατη και οι κρίσεις αυτών που καλούνται να αξιολογήσουν, υπόκεινται σε μια σειρά υποκειμενικών διαδικασιών (Κάντας, 2008). Ωστόσο κατά τη διαχείριση του ανθρώπινου κεφαλαίου στην πράξη, δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στον έλεγχο της συμπεριφοράς. Η ολοκληρωμένη προσέγγιση του ανθρώπινου δυναμικού, θα έπρεπε να ξεκινάει με τον εντοπισμό και την προσέλκυση των κατάλληλων υπαλλήλων, την αντιμετώπισή τους ως ανταγωνιστικό πλεονέκτημα, την αναγνώριση των ιδιαίτερων ικανοτήτων τους, την κατάρτιση, την ανάπτυξη και τέλος την αξιολόγηση της απόδοσής τους με βάση αντικειμενικά δεδομένα. Μια μέθοδος μέτρησης της απόδοσης, απαιτείται να προσδιορίζει, τόσο ποιες ικανότητες και βασικές δεξιότητες διαθέτει ο κάθε εργαζόμενος, όσο και σε ποιο βαθμό αυτές αξιοποιούνται στα πλαίσια των καθηκόντων της εργασίας του (Lawler, 2009). Για την μέτρηση της απόδοσης των ανθρώπινων πόρων, προτάθηκε η δημιουργία ενός δείκτη απόδοσης των εργαζομένων (EPI), χρησιμοποιώντας ως μεταβλητές, τον αριθμό των επιτευγμάτων των υπαλλήλων, τις εκτιμήσεις του ποσοστού συμμετοχής κάθε κριτηρίου και τη βαρύτητα κάθε κριτηρίου. Γνωρίζοντας τα κριτήρια αξιολόγησης κάθε εργαζόμενου και τον αριθμό των επιτευγμάτων σε κάθε κριτήριο, ο δείκτης απόδοσης των εργαζομένων, ορίστηκε ως ο σταθμισμένος μέσος όρος του συνόλου των διαφόρων παραγόντων επί του συντελεστή βαρύτητας, δια του συνόλου των διαφόρων παραγόντων (Tilca κ.ά., 2018).

Στα συστήματα αξιολόγησης της απόδοσης που χρησιμοποιούνται στις ευρωπαϊκές χώρες στο δημόσιο τομέα, λαμβάνονται υπόψη τα τυπικά προσόντα κάθε υπαλλήλου και μάλιστα σε ορισμένες περιπτώσεις (Δανία), οι υπάλληλοι αμείβονται ιδιαιτέρως για αυτά. Γενικότερα βέβαια οι υπάλληλοι αξιολογούνται για την επίτευξη ή μη των στόχων που τους έχουν τεθεί. Στη Δανία συνάπτονται ατομικά συμβόλαια στοχοθεσίας, τα οποία αναρτώνται στο διαδίκτυο (internet) και το ενδοδίκτυο (intranet), ώστε να ενημερώνονται όλοι οι εμπλεκόμενοι και να προάγεται η διαφάνεια. Αξιοσημείωτο είναι ότι στη Φινλανδία κάθε δημόσιος οργανισμός έχει διοικητική ελευθερία πάνω στο σύστημα αξιολόγησης και τα κριτήρια που θα χρησιμοποιήσει, ενώ το κεντρικό κράτος δίνει μόνο γενικές οδηγίες. Στη χώρα μας τα τελευταία χρόνια στο δημόσιο τομέα σε εφαρμογή του νόμου 4369/2016 όπως ισχύει, έχει γίνει σημαντική βελτίωση στις διαδικασίες αξιολόγησης. Η αξιολόγηση γίνεται ηλεκτρονικά σε διάφορα στάδια, σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους, για κάθε στάδιο. Υπάρχουν δύο αξιολογητές, ο άμεσος προϊστάμενος (α' αξιολογητής) και ο αμέσως επόμενος στην ιεραρχία και η

πραγματοποίηση συνεντεύξεων μεταξύ α' αξιολογητή και αξιολογούμενου είναι υποχρεωτική. Τέλος, δίνεται η δυνατότητα ενστάσεων στους αξιολογούμενους που έχουν λάβει βαθμολογία κάτω από 75 και επιπλέον όταν υπάρχει διαφορά μεταξύ των βαθμολογιών των δύο αξιολογητών πάνω από 24 εκατοστιαίες μονάδες, η έκθεση εξετάζεται από ειδική επιτροπή αξιολόγησης, η οποία ελέγχει το βάσιμο της βαθμολογίας με αποτέλεσμα την αναπροσαρμογή της βαθμολογίας ή την ακύρωση της έκθεσης. Η συγκεκριμένη επιτροπή επιλαμβάνεται για την οριστικοποίηση ή μη των εκθέσεων που χαρακτηρίζονται ως άριστες, ελέγχοντας τη συνδρομή των προϋποθέσεων που θέτει ο ανωτέρω νόμος.

Ο στόχος των διαδικασιών αξιολόγησης της απόδοσης είναι διττός, αφενός να επικυρώσει την ορθή ή μη, επιλογή του εκάστοτε υπαλλήλου και αφετέρου να εκτιμήσει την απόδοσή του. Με την επιλογή του κατάλληλου ανθρώπου για κάθε θέση εκτιμάται ότι ο συγκεκριμένος θα αποδώσει καλύτερα από τους λοιπούς υποψηφίους, οπότε στην ουσία γίνονται προβλέψεις για την απόδοσή του στο μέλλον. Με την τοποθέτησή του, του ανατίθενται τα καθήκοντα της θέσης που έχει καταλάβει και σε τακτά χρονικά διαστήματα ελέγχεται για την απόδοσή του. Συμπερασματικά η αξιολόγηση της απόδοσης των εργαζομένων αποτελεί πολύτιμο εργαλείο που δίνει δυνατότητα εκτίμησης της καταλληλότητας του ανθρώπινου δυναμικού για μία συγκεκριμένη θέση εργασίας, σε συνδυασμό με την ανάλυση εργασίας και την επιλογή των κατάλληλων υπαλλήλων, που έχουν προηγηθεί στα πλαίσια του προγραμματισμού των ανθρώπινων πόρων.

2.5 Κριτήρια Αξιολόγησης Ανθρώπινου Δυναμικού

Ο καθορισμός των κριτηρίων για κάθε διαδικασία αξιολόγησης είναι ένα πολύ σημαντικό βήμα, διότι επιτρέπει τη σύγκριση των εναλλακτικών επιλογών, από την ίδια οπτική γωνία. Τα κριτήρια που εκφράζονται με γλωσσικούς όρους συνήθως υπόκεινται σε υποκειμενικότητα, ενώ αντίθετα τα κριτήρια που δύνανται να ποσοτικοποιηθούν θεωρούνται πιο αντικειμενικά. Για να μπορέσει η αξιολόγηση να θεωρηθεί αποτελεσματική και να αναδειχθεί ως παράγοντας επιτυχίας σε έναν οργανισμό, απαιτούνται ποσοτικά κριτήρια. Η υιοθέτηση ποσοτικών μεθόδων στην αξιολόγηση, θεωρείται ιδανική λύση για την ενίσχυση της διαφάνειας και της αντικειμενικότητας όλης της διαδικασίας, λόγω της ευκολότερης αποδοχής από ολόκληρο τον οργανισμό (Dulebohn & Johnson, 2013).

Στις αποφάσεις επιλογής προσωπικού, συνήθως λαμβάνονται υπόψη κριτήρια που σχετίζονται: α) με την εκπαίδευση, διότι τα εκπαιδευτικά επιτεύγματα των υποψηφίων αποτελούν δείκτες των ικανοτήτων και των διανοητικών χαρακτηριστικών τους,

β) με την εμπειρία και παρελθούσα απόδοση, διότι αποτελούν καλή ένδειξη των ικανοτήτων και άλλων χαρακτηριστικών που σχετίζονται με την εργασία, και τέλος
γ) με τα προσωπικά χαρακτηριστικά και την προσωπικότητα, διότι αναφέρονται σε χαρακτηριστικά γνωρίσματα, όπως εξωστρέφεια, συνεργατικότητα, συναισθηματική σταθερότητα, ευσυνειδησία, δεκτικότητα στην εμπειρία, που επηρεάζουν τα εργασιακά αποτελέσματα (Rosse & Levin, 1997).

Ως ικανότητα, ορίζεται η αποδεδειγμένη δυνατότητα του ατόμου να αξιοποιεί τεχνογνωσία, δεξιότητες, προσόντα ή γνώσεις, ώστε να διαχειρίζεται με επιτυχία οικείες και νέες επαγγελματικές καταστάσεις και απαιτήσεις, ενώ ως δεξιότητα ορίζεται η συναφής γνώση και εμπειρία του ατόμου που είναι αναγκαία για την εκτέλεση ενός φυσικού ή διανοητικού έργου ή ενός συγκεκριμένου καθήκοντος ή εργασίας (CEDEFOP, 2002).

Μεταξύ των παραγόντων που αξιολογούνται στην εφαρμοσμένη ψυχολογία για σκοπούς επιλογής προσωπικού, η αντιληπτική ικανότητα, αποτελεί ένα ξεχωριστό τμήμα. Η αντιληπτική ικανότητα σχετίζεται με την νοημοσύνη και τις διαφορές μεταξύ των ατόμων για τις πνευματικές τους ικανότητες και αποτελεί μία από τις σημαντικότερες μεταβλητές που πρέπει να λαμβάνεται υπόψη για την επιλογή προσωπικού. Η επιλογή των υποψηφίων με βάση τις βαθμολογίες της αντιληπτικής ικανότητας, οδηγεί σε αύξηση της συνολικής απόδοσης και σε ένα πιο καινοτόμο και δημιουργικό εργατικό δυναμικό, διότι η αντιληπτική ικανότητα, σύμφωνα με μία μετα-ανάλυση, είναι ένας από τους καλύτερους προγνωστικούς παράγοντες, όχι μόνο για την απόδοση αλλά και για την ανάπτυξη δημιουργικότητας στην εργασία (Gustafsson, 1984; Drasgow, 2003; Dilchert, 2008; Ones κ.ά., 2018). Επίσης κριτήρια που αφορούν σε ικανότητες επηρεασμού, ομαδικής εργασίας, διαχείρισης, αποτελούν καλούς προγνωστικούς δείκτες της συνολικής εργασιακής απόδοσης, όμως κανένα από αυτά δεν έχει την προβλεπτική ισχύ της αντιληπτικής ικανότητας. Η αντιληπτική ικανότητα που σχετίζεται με την ικανότητα μάθησης και επεξεργασίας δεδομένων, είναι η σημαντικότερη ατομική διαφορά που επηρεάζει την απόδοση και επιπλέον έχει σημαντική επίδραση σε όλες σχεδόν τις συμπεριφορές (Ones & Viswesvaran, 2002; Ones κ.ά., 2018). Τα άτομα υψηλής αντιληπτικής ικανότητας συνήθως εξετάζουν τα πιθανά αποτελέσματα της συμπεριφοράς τους και σταθμίζουν τις θετικές και αρνητικές συνέπειες για τον εαυτό τους, τους άλλους και τον οργανισμό στο σύνολό του. Η αντιληπτική ικανότητα συνδέεται με την ηθική λογική και την ανάπτυξη, έχει αρνητική σχέση με ανήθικες προθέσεις και συμπεριφορές, συμβάλλει καθοριστικά στη λήψη

καλύτερων αποφάσεων, καθώς και στην επίλυση προβλημάτων (Dilchert κ.ά., 2007; Kish-Gephart κ.ά., 2010; Ones κ.ά., 2012). Η νοημοσύνη (με την οποία σχετίζεται η αντιληπτική ικανότητα), σύμφωνα με πολλούς ορισμούς, σχετίζεται με την ικανότητα μάθησης και ως εκ τούτου υπάρχουν ισχυροί δεσμοί ανάμεσα στην ικανότητα μάθησης και απόκτησης νέων γνώσεων και δεξιοτήτων. Το επίπεδο νοημοσύνης και εκπαίδευσης συσχετίζονται θετικά και σημαντικά, επομένως όσο υψηλότερη είναι η γενική νοητική ικανότητα ενός ατόμου, τόσο πιο εύκολα αποκτάται γνώση, τόσο στην επίσημη εκπαίδευση όσο και στην εργασία και κατά συνέπεια η γενική νοητική ικανότητα επηρεάζει την απόκτηση γνώσεων και δεξιοτήτων (Kaufman, 1990; Neisser κ.ά., 1996; Spector κ.ά., 2000; Kuncel κ.ά., 2004; Schmidt & Hunter, 2004; Trusty & Niles, 2004; Jin κ.ά., 2019). Η διαδικασία μάθησης με την οποία το άτομο προσπαθεί να αποκτήσει γνώσεις, τεχνικές, δεξιότητες και να αναπτύξει στάσεις και συμπεριφορές που θα το κάνουν πιο αποτελεσματικό στη δουλειά του, αφορά στην έννοια της εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση και ανάπτυξη του προσωπικού είναι πολύ σημαντική, επομένως οι επιχειρήσεις αποκτώντας προσωπικό υψηλής εκπαίδευσης επιδιώκουν την ανάπτυξη του ανταγωνιστικού τους πλεονεκτήματος (Zalman, 1991, Pfeffer, 1998; Anderson κ.ά., 2005; Marks, 2014; Ones κ.ά., 2018). Επιπλέον, η εκπαίδευση, η απόκτηση γνώσεων και δεξιοτήτων κατά τη διάρκεια της επίσημης εκπαίδευσης, της δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης, του κολεγίου και της επαγγελματικής κατάρτισης, αποτελεί δείκτη της αντιληπτικής ικανότητας και ως εκ τούτου δείκτη πρόβλεψης της απόδοσης (Jensen, 1998; Ones κ.ά., 2018). Τέλος, η εκπαίδευση των εργαζομένων έχει θετική επίδραση στην οργανωσιακή απόδοση (Delaney & Huselid, 1996) και σε συνδυασμό με την επαγγελματική κατάρτιση, είναι πιο πιθανό να οδηγήσει τα πιο ευφυή άτομα σε επιτυχή σταδιοδρομία (Judge κ.ά., 2010).

Σύμφωνα με τους Emre κ.ά. (2011), κατά την επιλογή υποψηφίων για έναν οργανισμό, αξιολογούνται παράγοντες όπως η εμπειρία, η προσωπικότητα, η ηγεσία, οι δεξιότητες επικοινωνίας, η γενική ικανότητα, η αυτοπεποίθηση και η «πρώτη εντύπωση». Σε άλλη έρευνα, για την επιλογή του καλύτερου υποψηφίου για τη θέση του διοικητικού στελέχους σε μία ναυτιλιακή εταιρεία, το κριτήριο με την υψηλότερη βαθμολογία ήταν η ειλικρίνεια, ακολουθούμενη από υπευθυνότητα, δεξιότητες λήψης αποφάσεων, ομαδικό πνεύμα, επικοινωνιακές δεξιότητες, ικανότητα διαχείρισης χρόνου, γνώση ξένων γλωσσών και δεξιότητες ηλεκτρονικών υπολογιστών (Koutra κ.ά., 2017). Στην έρευνα των Hutu και Avasilcai (2011) ως προς τα κριτήρια αξιολόγησης της απόδοσης των ανθρώπινων πόρων, διαπιστώθηκε ότι τα σημαντικότερα είναι: (α) τα διαδικαστικά

κριτήρια, που σχετίζονται με την εκτέλεση των εργασιών σύμφωνα με τα πρότυπα ποιότητας, ακολουθώντας σαφείς διαδικασίες, αποφυγή σφαλμάτων, συμμόρφωση με τα πρωτόκολλα, τήρηση προδιαγραφών ποιότητας και επίλυση προβλημάτων στο χώρο εργασίας, (β) τα κριτήρια αναπαράστασης, που σχετίζονται με τον προσανατολισμό προς τα θετικά αποτελέσματα, τη σοβαρότητα κατά την εκτέλεση εργασιών, τον προσανατολισμό προς την ποιότητα, την αποτελεσματική επικοινωνία, την εξωστρέφεια και τον σεβασμό στην προσέγγιση των σχέσεων σε όλη την εταιρεία και (γ) τα κριτήρια του προφίλ των εργαζομένων, που σχετίζονται με την ικανότητα αποτελεσματικής επικοινωνίας, την ικανότητα κατανόησης των εργασιών, την ικανότητα ανάπτυξης καλών εργασιακών σχέσεων, την ικανότητα αποτελεσματικής κρίσης, την ικανότητα επίλυσης οργανωτικών προβλημάτων και την προσοχή στην εκτέλεση εργασιών (Rusu κ.ά., 2016).

Σύμφωνα με την UTPB (2002), οι παράγοντες με τους οποίους αξιολογείται η απόδοση, είναι η γνώση του φυσικού αντικειμένου της εργασίας (γνώση των υποχρεώσεων της εργασίας), η ποιότητα εργασίας (ακρίβεια, πληρότητα και ακρίβεια στην απόδοση), η ποσότητα της εργασίας (όγκος εργασίας μιας εργάσιμης ημέρας), η ευθύνη και εγκυρότητα κατά την εκτέλεση του έργου (προθυμία ανάληψης καθηκόντων και υπευθυνότητα κατά την εκτέλεση των καθηκόντων), η ακρίβεια (συμμόρφωση στους χρόνους εργασίας και έγκαιρη παρακολούθηση), οι διαπροσωπικές σχέσεις (επικοινωνία και συνεργασία με συναδέλφους), η αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου (ικανότητα οργάνωσης, ιεράρχησης και προγραμματισμού), η ανάληψη πρωτοβουλιών (ανάπτυξη ζωτικών διαδικασιών εργασίας) και η δέσμευση στις οργανωσιακές αρχές.

Στο δημόσιο τομέα στην Ελλάδα τα κριτήρια με βάση τα οποία αξιολογείται η απόδοση των εργαζομένων σύμφωνα με τον νόμο 4369/2016 όπως ισχύει, είναι τα εξής:

(α) η γνώση του αντικειμένου, το ενδιαφέρον και η δημιουργικότητα του υπαλλήλου, που σχετίζονται με τη διοικητική ικανότητα, την επαγγελματική επάρκεια, τη δυνατότητα εφαρμογής των γνώσεων και της εμπειρίας κατά την εκτέλεση των καθηκόντων, την ολοκληρωμένη γνώση του διοικητικού έργου του φορέα (Υπουργείου, αυτοτελούς δημόσιας υπηρεσίας, ή Ν.Π.Δ.Δ.), την επίδειξη ενδιαφέροντος, την ανάπτυξη δεξιοτήτων, την αφοσίωση κατά την εκτέλεση των υπηρεσιακών καθηκόντων, την πρωτοβουλία, τις καινοτομίες, την ιεράρχηση των προτεραιοτήτων, το συντονισμό και προγραμματισμό του έργου, την εκπόνηση σχετικών μελετών, άρθρων ή προτάσεων και τη βράβευση τέτοιων εργασιών, την ανάληψη ευθυνών και την ικανότητα άσκησης πολλαπλών καθηκόντων συναφών προς τη φύση της υπηρεσίας.

(β) οι υπηρεσιακές σχέσεις και η συμπεριφορά, που σχετίζονται με την επικοινωνία και άριστη συνεργασία με συνυπηρετούντες υπαλλήλους στην ίδια ή άλλη υπηρεσιακή μονάδα και τη συμπεριφορά προς τους πολίτες, καθώς και η άμεση εξυπηρέτηση των αναγκών τους.

(γ) η αποτελεσματικότητα, που σχετίζεται με την ποσοτική και ποιοτική εργασιακή απόδοση (ιδίως: διαχείριση κρίσεων, αναβάθμιση εργασιακού περιβάλλοντος, προστιθέμενη αξία διοικητικού έργου) και τον βαθμό επίτευξης των στόχων της ατομικής στοχοθεσίας και συμμετοχής στη στοχοθεσία του Τμήματος.

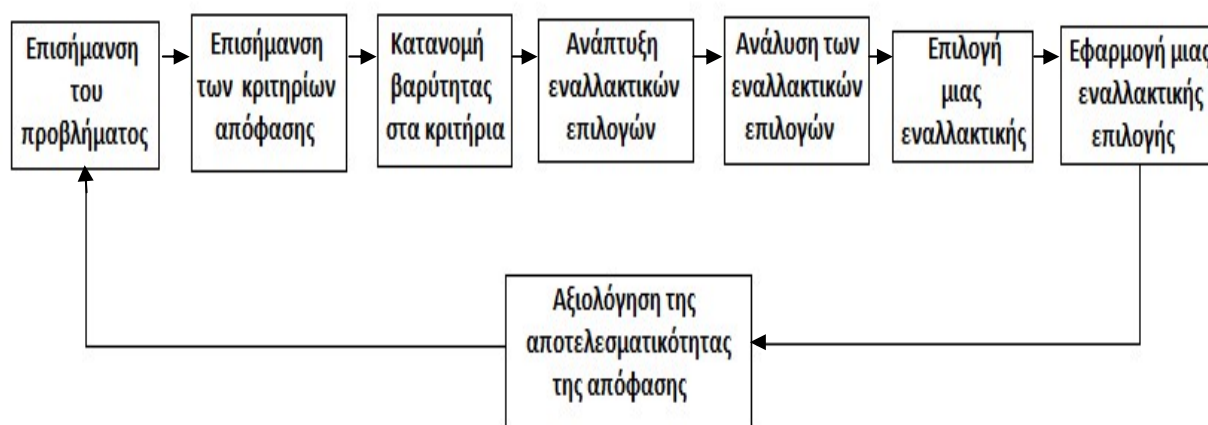
Όταν η αξιολόγηση αφορά προϊσταμένους προστίθεται ακόμη ένα κριτήριο που αναφέρεται στις διοικητικές ικανότητες που σχετίζονται με την ικανότητα να προγραμματίζει, οργανώνει, συντονίζει και ελέγχει τις εργασίες της μονάδας του, οπότε αξιολογείται η ηγετική ικανότητα, ιδίως ως προς την προετοιμασία μελλοντικών στελεχών και την κατανομή έργου στο προσωπικό ευθύνης τους, με την ικανότητα να καθοδηγεί, να ενημερώνει, να παρακινεί τους υπαλλήλους, να αναπτύσσει τις επαγγελματικές και προσωπικές ικανότητες και δεξιότητες τους, να παρέχει κίνητρα συνεχούς επιμόρφωσης, να δίνει παραδείγματα εξωστρεφούς παρουσίας σε συνέδρια, ημερίδες και διεθνείς διοργανώσεις και τέλος με την ικανότητα αντικειμενικής και αμερόληπτης αξιολόγησης, την ικανότητα λήψης αποτελεσματικών αποφάσεων, ιδίως σε συνθήκες κρίσης. Για την εγκυρότητα της διαδικασίας απαιτείται υποχρεωτική συνέντευξη του κάθε αξιολογούμενου από τον άμεσο προϊστάμενό του. Ωστόσο, παρά την προσπάθεια που γίνεται για την εφαρμογή της διαδικασίας με συνεχείς διευκρινιστικές εγκυκλίους οδηγίες από το υπουργείο, η διαδικασία της αξιολόγησης δεν γίνεται αποδεκτή από το σύνολο των δημοσίων υπαλλήλων, κυρίως λόγω των αξιολογητών οι οποίοι δεν έχουν προκύψει από διαδικασίες κρίσεων αλλά από τοποθετήσεις, σύμφωνα με την κρίση του εκάστοτε φορέα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, κάθε χρόνο να προκηρύσσεται αποχή των δημοσίων υπαλλήλων από την αξιολόγηση και η όλη διαδικασία να μην έχει εφαρμοστεί ποτέ συνολικά.

Γίνεται αντιληπτό πως τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση ενός υποψηφίου για επιλογή για πρόσληψη, καθώς και τα κριτήρια που σχετίζονται με την αξιολόγηση της απόδοσής του, συνδέονται με τις γνώσεις, τις ικανότητες, την εκπαίδευση, την εμπειρία, τον χαρακτήρα και την προσωπικότητα των εργαζομένων. Δεν είναι τυχαίο ότι πολλά κριτήρια που χρησιμοποιούνται για επιλογή υποψηφίων για κάποια θέση χρησιμοποιούνται και για την αξιολόγηση της απόδοσής τους. Τέλος, τόσο τα συστήματα αξιολόγησης των υποψηφίων για επιλογή για μία θέση εργασίας όσο και

τα συστήματα αξιολόγησης της απόδοσης, εξετάζουν στην ουσία εάν ένας εργαζόμενος είναι κατάλληλος για τη συγκεκριμένη θέση.

2.6 Διαδικασία Λήψης Αποφάσεων

Στη σημερινή εποχή, λόγω της αστάθειας του περιβάλλοντος εξαιτίας της παγκοσμιοποίησης, οι περισσότερες αποφάσεις λαμβάνονται υπό συνθήκες αβεβαιότητας από τις επιχειρήσεις και τους οργανισμούς. Σύμφωνα με το υπόδειγμα περιορισμένου ορθολογισμού ή αλλιώς διοικητικό υπόδειγμα λήψης απόφασης, το πρόβλημα δεν είναι ξεκάθαρο και σαφές και υπάρχει αδυναμία εντοπισμού όλων των εναλλακτικών λύσεων και όλων των πληροφοριών που σχετίζονται με αυτές, με αποτέλεσμα να επιλέγονται λύσεις που δεν έχουν πάντα το μέγιστο επιθυμητό αποτέλεσμα (Simon, 1997; Rubinstein, 1998; Todd & Gigerenzer, 2003). Για να επιλεγθούν οι καλύτερες δυνατές λύσεις, πρέπει να είναι γνωστά, το πρόβλημα, ο στόχος, οι εναλλακτικές λύσεις καθώς και οι επιπτώσεις τους (Baron, 2001; De Meyer κ.ά., 2002; Bonableau, 2003; Schoenberger, 2003; Robbins κ.ά., 2020). Διαγραμματικά η διαδικασία λήψης αποφάσεων παρουσιάζεται στο σχήμα 4.

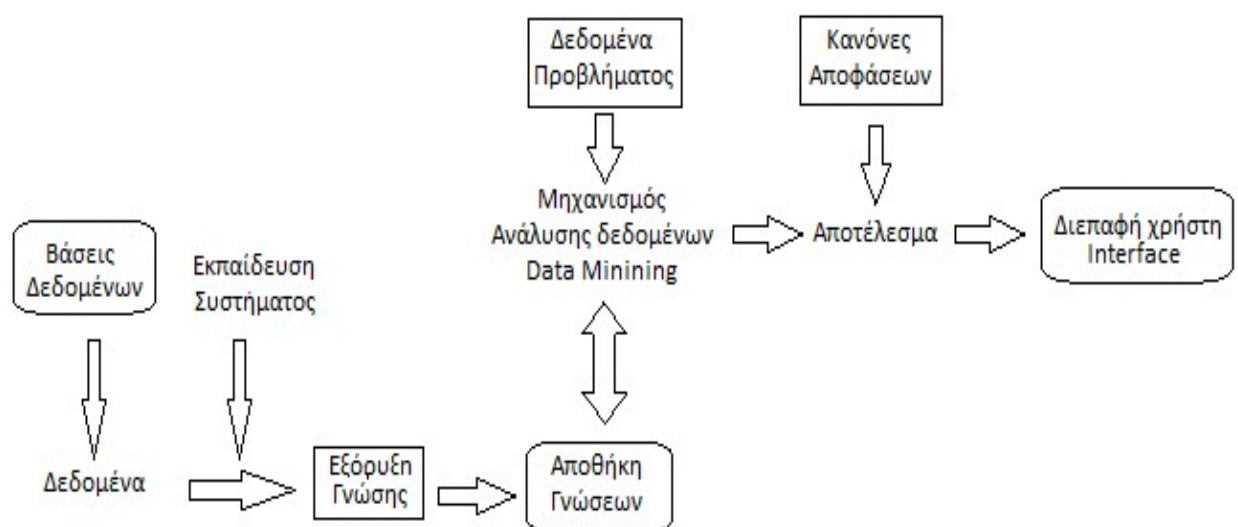


Σχήμα 4: Η διαδικασία λήψης αποφάσεων (προσαρμοσμένο από Robbins κ.ά., 2020)

Η δυσκολία και η πολυπλοκότητα ενός προβλήματος απόφασης, συνδέεται με τη βεβαιότητα ή αβεβαιότητα που διέπει τα δεδομένα του προβλήματος και τις πολυδιάστατες επιπτώσεις που μπορεί να επέλθουν. Κατά τη λήψη αποφάσεων μπορεί να εμφανιστούν κάποια εμπόδια, λόγω της μονοδιάστατης σκέψης που αναφέρεται στο γεγονός ότι οι άνθρωποι σκέφτονται με ένα συγκεκριμένο τρόπο, των τεχνητών αυτοπεριορισμών που αφορούν σε περιορισμούς στις εναλλακτικές λύσεις που τίθενται

από τους αποφασίζοντες και των στερεοτύπων που σχετίζονται με αντιλήψεις, «πιστεύω» ή ιδέες αυτών που καλούνται να λάβουν τις αποφάσεις και περιορίζουν τη σκέψη (Μπουραντάς, 2015). Αυτά τα προβλήματα, μπορούν να ξεπεραστούν με τη χρήση μαθηματικών υποδειγμάτων και αλγορίθμων κατά τη διαδικασία λήψης αποφάσεων, που δίνουν τη δυνατότητα στους αποφασίζοντες, με βάση πληροφορίες από το παρελθόν και το παρόν, να λαμβάνουν την καλύτερη δυνατή απόφαση. Για την επιλογή της καλύτερης δυνατής λύσης από τις εναλλακτικές που υπάρχουν για την επίλυση ενός προβλήματος, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες μέθοδοι, τεχνικές, καθώς και μαθηματικά μοντέλα, που οδηγούν στην απόφαση, που μεγιστοποιεί το αποτέλεσμα. Τέτοιες μέθοδοι, είναι η συγκριτική ανάλυση, η ανάλυση SWOT, η ανάλυση του νεκρού σημείου, η θεωρία των παιγνίων, η προσομοίωση, τα δέντρα αποφάσεων, η ανάλυση της παλινδρόμησης, η ανάλυση Pareto κ.ά.

Ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων (Decision Support System-DSS), είναι ένα πληροφοριακό σύστημα που συνδυάζει δεδομένα και μοντέλα για την επίλυση μη δομημένων ή ημι-δομημένων προβλημάτων με εκτεταμένη συμμετοχή των χρηστών του συστήματος μέσω μιας διεπαφής (interface) χρήστη. Τα DSS υποστηρίζουν τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων, χρησιμοποιώντας μεθόδους επεξεργασίας δεδομένων, μαθηματικά μοντέλα ανάλυσης δεδομένων και ενσωματώνουν μεθόδους από το πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης και υπολογιστικών συστημάτων για την αποθήκευση και διαχείριση της γνώσης (Sprague & Watson, 1996; Μητάκος, 2015). Στο σχήμα 5, παρουσιάζεται ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων.



Σχήμα 5: Σύστημα υποστήριξης απόφασης (προσαρμοσμένο από Hamad & Qader, 2014)

Τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων που είναι προσανατολισμένα στη γνώση (knowledge driven DSS), υποστηρίζουν τη λήψη αποφάσεων και δημιουργούν πρότυπα, χρησιμοποιώντας κανόνες που οδηγούν επαγωγικά στην εξαγωγή συμπερασμάτων με βάση γεγονότα που είναι αποθηκευμένα από πριν. Τα συστήματα αυτά μπορεί να χρησιμοποιούν διαδικασίες κατά περίπτωση (ad hoc procedures), οι οποίες εξομοιώνουν τη συμπεριφορά του συστήματος με αυτή ενός ειδικού (expert) (Μητάκος, 2015). Αποσκοπούν στη δημιουργία διαμόρφωσης βάσεων δεδομένων και μιας αποθήκης γνώσεων (Hamad & Qader, 2014).

Τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων προσανατολισμένα στο μοντέλο (model driven DSS), χρησιμοποιούνται με στόχο τη βελτιστοποίηση της λήψης αποφάσεων ή την ανάλυση ήδη ληφθέντων αποφάσεων, με βάση ένα μοντέλο προσομοίωσης. Δεν απαιτούνται μεγάλα σύνολα δεδομένων και οι χρήστες μπορούν μέσω των επιλογών που έχουν, να αλληλεπιδράσουν με το σύστημα δημιουργώντας διάφορα σενάρια, που στηρίζονται στο συγκεκριμένο μοντέλο που έχει επιλεγεί (Μητάκος, 2015).

Τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων που είναι προσανατολισμένα στα δεδομένα (data driven DSS), στοχεύουν στην παροχή πληροφοριών για λήψη απόφασης από την επεξεργασία δεδομένων εισόδου. Οι πληροφορίες αυτές εξάγονται με την αποστολή ερωτημάτων σε μια βάση δεδομένων και με την επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων με τεχνικές όπως είναι η εξόρυξη δεδομένων (data mining) και η άμεση αναλυτική επεξεργασία (Online Analytical Processing, OLAP). Τα ανωτέρω μπορεί να συνδυάζονται ανάλογα με την προσέγγιση του προβλήματος (Μητάκος, 2015).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ

3.1 Πληροφοριακά Συστήματα Ανθρώπινου Δυναμικού

Η γρήγορη ανάπτυξη των τεχνολογιών πληροφορικής (Information Technology-IT), έχει συμβάλλει στην ηλεκτρονική διαχείριση του ανθρώπινου δυναμικού (electronic-Human Resources Management/e-HRM), η οποία απαιτεί ειδικά συστήματα πληροφορικής που υποστηρίζουν τους διαχειριστές στη λήψη αποφάσεων. Το e-HRM βασίζεται σε συνδυασμό λογισμικού, υλικού και πόρων δικτύωσης ηλεκτρονικών υπολογιστών, που οδηγεί στην υλοποίηση πολιτικών, πρακτικών και υπηρεσιών ανθρώπινου δυναμικού, μέσω συντονισμού και ελέγχου συλλογής δεδομένων σε ατομικό και ομαδικό επίπεδο, δημιουργίας πληροφοριών και επικοινωνίας εντός και εκτός των ορίων του εκάστοτε οργανισμού (Marler & Parry, 2016). Οι Ruël κ.ά. (2004) έχουν ορίσει την ηλεκτρονική διαχείριση ανθρώπινων πόρων ως «έναν τρόπο εφαρμογής στρατηγικών, πολιτικών και πρακτικών HRM σε οργανισμούς μέσω της συνειδητής και άμεσης υποστήριξης ή και πλήρους χρήσης καναλιών που βασίζονται σε διαδικτυακές τεχνολογίες». Οι στόχοι του e-HRM είναι η βελτίωση των υπηρεσιών ανθρώπινου δυναμικού, η μείωση του κόστους και η ανάπτυξη στρατηγικού προσανατολισμού (Brockbank, 1997; Lepak & Snell, 1998; Ruël κ.ά., 2004). Η σύγχρονη διοίκηση ανθρώπινων πόρων επικεντρώνεται σε μεγάλο βαθμό στις τεχνολογίες πληροφορικής και στις εφαρμογές των πληροφοριακών συστημάτων ανθρώπινου δυναμικού (Human Resource Information Systems-HRIS). Οι εφαρμογές που αφορούν στα πληροφοριακά συστήματα διοίκησης ανθρώπινων πόρων, αποτελούν μέρος των τεχνολογιών πληροφορικής και βοηθούν σημαντικά στον προγραμματισμό των ανθρώπινων πόρων. Ένα «πληροφοριακό σύστημα ανθρώπινων πόρων (HRIS), είναι μια σουίτα λογισμικών, βάσεων δεδομένων και *cloud computing* (επεξεργασίας νέφους) που παρέχουν μια ολοκληρωμένη λύση για τη διαχείριση κάθε πτυχής του εργατικού δυναμικού» (Rietsema, 2016). Μέσω των πληροφοριακών συστημάτων είναι δυνατή η καταγραφή, η αποθήκευση και η επεξεργασία μεγάλου όγκου πληροφοριών που σχετίζονται με το προσωπικό, καθώς και στοιχείων που αφορούν στην αξιολόγηση του προσωπικού, την εξέλιξή του μέσα στον οργανισμό και την προοπτική προαγωγής του, έτσι ώστε να είναι εφικτή η εκτίμηση της ζήτησης και της προσφοράς ανθρώπινου δυναμικού. Οι Parry και Tyson (2011) σε μία μελέτη τους που πραγματοποιήθηκε σε 12 χώρες συμπεράναν, ότι οργανισμοί που δεν εφαρμόζουν ηλεκτρονικό HRM, δεν θα επιτύχουν το επιθυμητό αποτέλεσμα. Οι δραστηριότητες του ηλεκτρονικού HRM περιέχουν μεμονωμένες

λειτουργίες HR, όπως πρόσληψη και επιλογή, εκπαίδευση, ανάπτυξη, αποζημίωση και παροχές (Strohmeier, 2007). Η μελέτη των Tansley κ.ά. (2014) στο δημόσιο τομέα στο Ηνωμένο Βασίλειο, συμπέρανε ότι το ηλεκτρονικό HRM, επιτρέπει τους υπεύθυνους ανθρώπινου δυναμικού, να επιτύχουν πιο αποτελεσματική διοίκηση. Η ανάλυση μεγάλων δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού, με τα κατάλληλα εργαλεία θα μπορούσε να βοηθήσει στην ανακάλυψη ταλέντων, που διαθέτουν εξαιρετικές γνώσεις και δεξιότητες και προσφέρουν καινοτόμες ιδέες στον οργανισμό (Aguinis & O'Boyle, 2014; Call κ.ά., 2015a,b; Hamilton & Davison, 2018; Kehoe κ.ά., 2018). Μερικοί ερευνητές έχουν επισημάνει ότι πολλά διευθυντικά στελέχη δεν είναι ικανά να αναλύσουν μεγάλα δεδομένα (Angrave κ.ά., 2016; McIver κ.ά., 2018). Η χρήση μεγάλων δεδομένων από τα τμήματα ανθρώπινου δυναμικού θα έπρεπε να στοχεύει στην αποτύπωση του στρατηγικού δεσμού μεταξύ ανθρώπινου κεφαλαίου και κερδοφορίας, ενισχύοντας τις δεξιότητες και τη γνώση των εργαζομένων για την ανάπτυξη ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος και τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του οργανισμού (Jackson κ.ά., 2014). Εκπαίδευση, εκπαιδευτικά υπόβαθρα, αλληλεπιδράσεις με επόπτες και άλλες εξειδικευμένες εμπειρίες σταδιοδρομίας, θα μπορούσαν να αξιολογηθούν για να προσδιοριστεί, ποιες από αυτές είναι πιο πιθανό να οδηγήσουν σε ανάπτυξη του ανθρώπινου δυναμικού και υψηλότερη συνολική απόδοση (Teece, 2014; Minbaeva, 2018). Με την επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων, δίνεται η δυνατότητα για προγνωστικές αναλύσεις (Predictive Analytics) που μπορούν να βοηθήσουν τα τμήματα ανθρώπινου δυναμικού, να καθορίσουν ποιες ενέργειες είναι κατάλληλες, ώστε να κατανεμηθούν καλύτερα οι πόροι. Προγνωστική ανάλυση είναι το πεδίο μελέτης που χρησιμοποιεί στατιστική ανάλυση, τεχνικές εξόρυξης δεδομένων και μηχανική μάθηση, για την πρόβλεψη μελλοντικών γεγονότων με ακρίβεια με βάση την προηγούμενη και την τρέχουσα κατάσταση (Watson, 2014; Lipkin, 2015; Wang & Hajli, 2017).

Η χρήση προηγμένων συστημάτων πληροφορικής θα μπορούσε να συμβάλλει και να υποβοηθήσει το έργο των διαχειριστών ανθρώπινων πόρων, ώστε να εξάγονται γρήγορα και αξιόπιστα αποτελέσματα, σχετικά με την πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, προκειμένου να προσλαμβάνονται ή να αναλαμβάνουν θέσεις ευθύνης, οι πλέον κατάλληλοι. Ο σκοπός των εργαλείων πρόβλεψης, είναι να υπολογίσουν τη μελλοντική συμπεριφορά σημαντικών μεταβλητών, οι οποίες εξαρτώνται από τη συμπεριφορά άλλων μεταβλητών. Οι εξελίξεις στην τεχνολογία των πληροφοριών (IT) επηρεάζουν τη διαχείριση ανθρώπινων πόρων, καθώς και την επιλογή προσωπικού (Kovach & Cathcart, 1999; Beckers & Bsat, 2002; Chien & Chen, 2008). Οι εφαρμογές

ειδικών συστημάτων ή συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων για την επιλογή προσωπικού για προσλήψεις αυξάνονται συνεχώς (Hooper κ.ά., 1998; Nussbaum κ.ά., 1999; Chien & Chen, 2008).

Για το ζήτημα της επιλογής διοικητικών στελεχών για πρόσληψη σε σύγχρονους οργανισμούς των υποψηφίων με υψηλές αποδόσεις μελλοντικά, αναπτύχθηκε μία εφαρμογή μέσω της πολυκριτήριας μεθόδου της ασαφούς TOPSIS, ενσωματώνοντας την έννοια της «ελάχιστης απαίτησης» (Κελεμένης, 2011). Το πρώτο κριτήριο για τη λήψη της απόφασης επιλογής ενός υποψηφίου δεν ήταν η απόσταση από τις ιδεατές, θετικές ή αρνητικές λύσεις, αλλά η απόσταση από ένα συγκεκριμένο σημείο αναφοράς, που βρίσκεται ανάμεσα στο εύρος των λύσεων. Ένα άλλο κριτήριο ήταν η σημαντικότητα της κρίσης των αποφασιζόντων που λαμβάνουν μέρος στη διαδικασία, η οποία δεν είναι ίση σε σχέση με την κρίση των υπολοίπων σε κάθε κριτήριο. Η προτεινόμενη μεθοδολογία εφαρμόστηκε στην εταιρεία INTRACOM TELECOM, χρησιμοποιώντας ως κριτήρια αξιολόγησης των υποψηφίων, τη γνώση του τεχνικού αντικειμένου, την ικανότητα επικοινωνίας, την ικανότητα παρουσιάσεων, την επιχειρηματική και στρατηγική σκέψη, τον προσανατολισμό στον πελάτη, τη διαχείριση επαφών, την πρωτοβουλία, τον προσανατολισμό στο αποτέλεσμα και τη δημιουργικότητα-καινοτομία. Μέσω της μεθόδου αυτής, επιλέχθηκαν οι καταλληλότεροι υπάλληλοι και στη συνέχεια με τη χρήση της προγραμματιστικής πλατφόρμας ανάπτυξης .NET της Microsoft, δημιουργήθηκε η συγκεκριμένη εφαρμογή. Η παραπάνω πλατφόρμα, διαθέτει πολλά εργαλεία και βιβλιοθήκες κατασκευής λογισμικού, επικοινωνεί με όλα τα είδη βάσεων δεδομένων, εκτελείται τόσο σε Windows όσο και σε Unix/Linux, υποστηρίζει 4 διαφορετικές γλώσσες προγραμματισμού (C#, C++, Visual Basic, J#) και δίνει τη δυνατότητα συγγραφής του κώδικα των εφαρμογών σε οποιαδήποτε από αυτές τις γλώσσες ή και συνδυασμό αυτών ανά τμήματα. Λόγω της ανάγκης αποθήκευσης και επεξεργασίας μεγάλου όγκου δεδομένων, απαιτήθηκε ένα διαχειριστικό σύστημα βάσεων δεδομένων (Database Management System-DBMS) που να έχει τη δυνατότητα να ανταποκριθεί στις καθημερινές απαιτήσεις μεσαίων και μεγάλων εταιρειών και παράλληλα να αποδείξει την αξιοπιστία του με την πάροδο των χρόνων. Έτσι επιλέχθηκε ο SQL Server 2005 ως υποδομή αποθήκευσης και διαχείρισης των δεδομένων της εφαρμογής, που δίνει και το πρόσθετο πλεονέκτημα, της εγγυημένης συμβατότητας χωρίς να απαιτείται καμία επιπλέον προετοιμασία, δεδομένου ότι όχι μόνο η πλατφόρμα ανάπτυξης .NET αλλά και ο SQL Server αποτελούν ιδιοκτησία της Microsoft. Χρησιμοποιώντας την εν θέματι εφαρμογή επιλέχθηκαν οι καταλληλότεροι

υπάλληλοι, οι οποίοι ταυτίζονται με τους υπαλλήλους που επιλέχθηκαν μέσω της πολυκριτήριας μεθόδου TOPSIS, επαληθεύοντας την αρχική τοποθέτηση και ενισχύοντας με τον τρόπο αυτό την εγκυρότητα της μεθόδου και του εργαλείου υποστήριξης (Κελεμένης, 2011).

Σε μια άλλη μελέτη (Najafi, 2012) με δεδομένο ότι η βελτίωση της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού είναι το πιο σημαντικό καθήκον του τρέχοντος αιώνα, χρησιμοποιώντας συντελεστές βαρύτητας που διαμορφώθηκαν μέσω ενός ερωτηματολογίου, πραγματοποιήθηκε μία ανάλυση για την πρόβλεψη και τη μέτρηση της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού μέσω μιας υβριδικής μεθόδου με την ανάπτυξη ειδικού λογισμικού. Η συγκεκριμένη μέθοδος δημιουργήθηκε με την εφαρμογή ενός αλγόριθμου δύο φάσεων, ως κονσόλα επιδόσεων ανθρώπινου δυναμικού (HRPC). Ήταν δύσκολο να προσδιοριστεί το πρότυπο που πρέπει να ακολουθεί ο κάθε εργαζόμενος, επειδή τα συστήματα και οι διαδικασίες συχνά θεωρούνται περιοριστικά για την ενθάρρυνση της δημιουργικότητας. Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μελέτη, οι αποτελεσματικοί παράγοντες για την απόδοση του ανθρώπινου δυναμικού οργανώθηκαν σε δύο τμήματα, τα εισερχόμενα και τα εξερχόμενα. Οι παράγοντες εισαγωγής ήταν το ανθρώπινο κεφάλαιο, οι καινοτομίες, οι πρότυπες διαδικασίες, τα κίνητρα, η εργασιακή ικανοποίηση, η συμβατότητα θέσης εργασίας, η εκπαίδευση, η ικανότητα επίλυσης προβλημάτων, η αφοσίωση, η οργανωσιακή κουλτούρα, η ευελιξία και το περιβάλλον εργασίας. Οι παράγοντες αποτελέσματος ήταν η καινοτομία (ιδέες), η δημιουργικότητα, η ικανοποίηση πελάτη, η ποιότητα, η χρήση της καινοτομίας και η απόδοση χρόνου. Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο πρόβλεψης χρονοσειρών με βάση μία γραμμική συσχέτιση και ακολούθησε σύγκριση του παραπάνω μοντέλου και του μοντέλου μετρήσεων, υπολογίστηκαν οι αποκλίσεις και το σφάλμα εκτίμησης. Τέλος πραγματοποιήθηκε σύγκριση των αποκλίσεων της μεθόδου με προηγούμενες μεθόδους και προσδιορίστηκε η καλύτερη (Najafi, 2012).

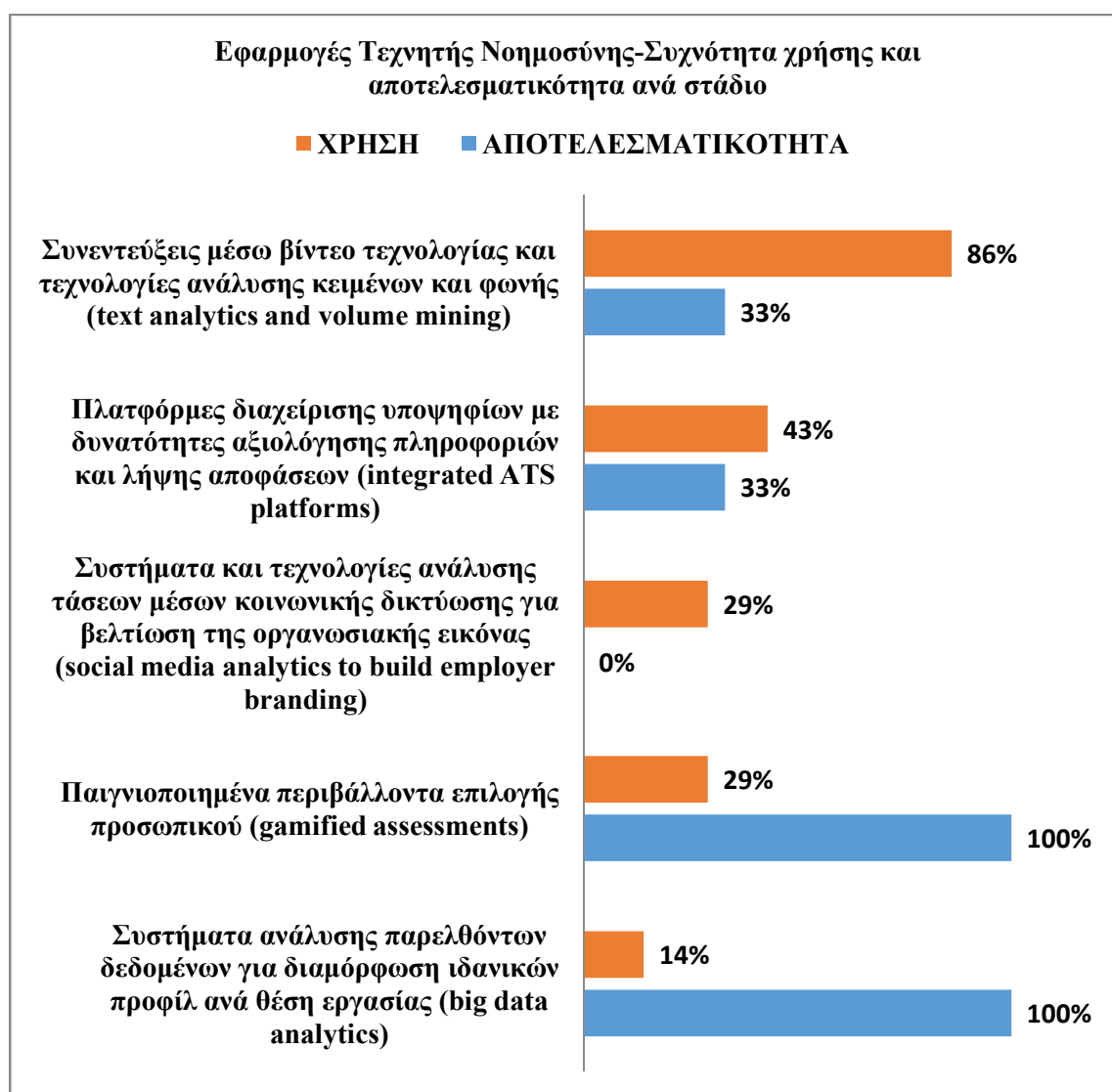
3.2 Η Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) στο Ανθρώπινο Δυναμικό

Στον προγραμματισμό εταιρικών πόρων (Enterprise Resource Planning-ERP), η τεχνική εξόρυξης δεδομένων, μπορεί να συμβάλλει σημαντικά και να επιλύσει προβλήματα κατόπιν επεξεργασίας ενός μεγάλου όγκου δεδομένων (Witten et al., 2017). Η εξόρυξη δεδομένων που ορίζεται ως η διαδικασία ανίχνευσης προτύπων σε διάφορα ανεξερευνήτα δεδομένα, είναι η στατιστική ανάλυση εκτεταμένων συνόλων δεδομένων για τον εντοπισμό επαναλαμβανόμενων προτύπων ή τάσεων και μπορεί να υποστηρίξει

τις επιχειρήσεις και τους οργανισμούς ώστε να αποκτήσουν και να διατηρήσουν ένα σημαντικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα (Ahmed, 2004). Αναφορικά με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence-AI) σε αποφάσεις για το ανθρώπινο δυναμικό, διαπιστώθηκε από μία έρευνα ότι το 78% των διευθυντών θα εμπιστευόταν συμβουλές βασισμένες στη λογική της τεχνητής νοημοσύνης στη διαδικασία λήψης αποφάσεων (Kolbjørnsrud κ.ά., 2016). Με την έλευση του AI, οι επιτυχημένες καινοτομίες συνδυάζονται με τις υπάρχουσες μεθόδους για να σχηματίσουν νέες τεχνικές (Mathis, 2018). Ωστόσο οι Cappeli κ.ά. (2019) θεωρούν ότι υπάρχει χάσμα ανάμεσα στην υπόσχεση και τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην ηλεκτρονική διαχείριση των ανθρώπινων πόρων (HRM), λόγω της πολυπλοκότητας του ανθρώπινου δυναμικού, πιθανών αντιδράσεων των εργαζομένων σε διοικητικές αποφάσεις που καθοδηγούνται από αλγόριθμους, περιορισμών εξαιτίας μικρών συνόλων δεδομένων, ζητημάτων που αφορούν στη δικαιοσύνη και άλλων ηθικών και νομικών περιορισμών. Πρότειναν ότι τα ανωτέρω ζητήματα, θα μπορούσαν να ξεπεραστούν με την αιτιολογική λογική, πειράματα τυχαιοποίησης και ενίσχυση της συμβολής των εργαζομένων, προκειμένου να επεκταθεί η χρήση της επιστήμης δεδομένων στη διαχείριση του ανθρώπινου δυναμικού. Ωστόσο τα διάφορα ηθικά ζητήματα που τίθενται σχετικά με τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης για την επιλογή προσωπικού, περιορίζουν την επέκταση των προοπτικών της χρήσης της. Πιο συγκεκριμένα σε μελέτη των Fernández και Romero-Fernández (2019), αναφέρθηκε ότι ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης εκπαιδεύτηκε σε δεδομένα από λευκούς ανθρώπους, με αποτέλεσμα τη διαπίστωση μεροληψίας αναφορικά με τα δεδομένα και κατ' επέκταση των σχετικών αποφάσεων που θα λαμβάνονταν για ένα τυχαίο δείγμα ανθρώπων. Ένα άλλο μειονέκτημα χρήσης της τεχνητής νοημοσύνης όπως αναφέρουν οι Van Esch κ.ά. (2019), είναι ότι οι πιθανοί υποψήφιοι για πρόσληψη δεν επιθυμούν να χρησιμοποιείται τεχνητή νοημοσύνη στη λήψη απόφασης σχετικά με την επιλογή τους, επειδή θεωρούν ότι η σημαντική αυτή απόφαση δεν πρέπει να στηρίζεται σε ένα σύστημα εφαρμογών που βασίζεται σε τεχνητή νοημοσύνη.

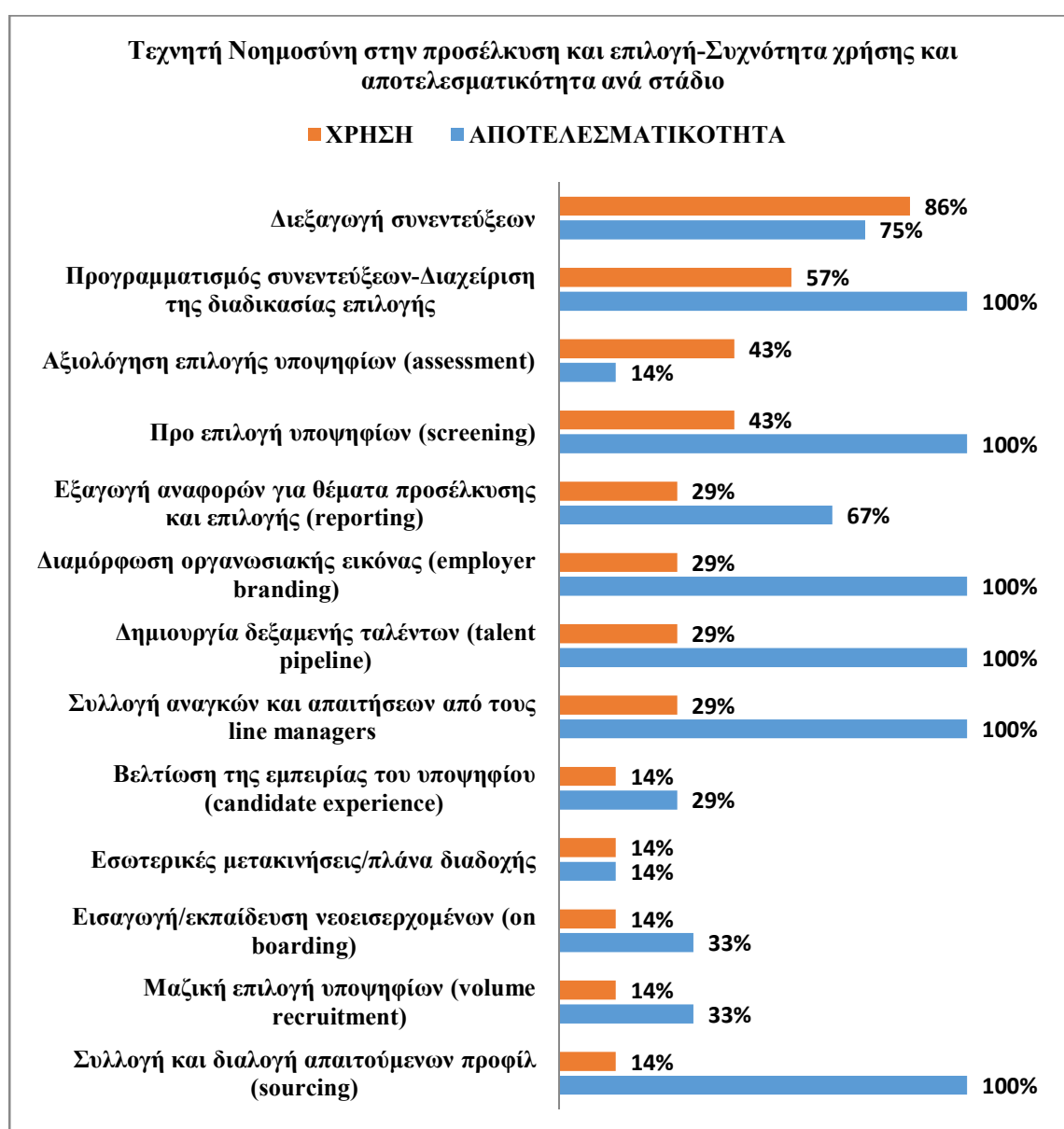
Σύμφωνα με έρευνα της Adecco (που αποτελεί τη μεγαλύτερη εταιρεία παροχής υπηρεσιών ανθρώπινου δυναμικού στην Ελλάδα, στον τομέα επιλογής προσωπικού) που πραγματοποιήθηκε το 2019 σε δείγμα εκατόν τριάντα τριών επιχειρήσεων, η χρήση τεχνητής νοημοσύνης στην προσέλκυση και επιλογή προσωπικού, γενικά δεν είναι διαδεδομένη και οι υπάρχουσες λύσεις στην αγορά δεν έχουν ακόμη δοκιμαστεί αρκετά. Η έρευνα κατέληξε στο συμπέρασμα ότι μόλις το 6% υλοποιεί ή εφαρμόζει πρακτικές

τεχνητής νοημοσύνης στην προσέλκυση και επιλογή προσωπικού στην εταιρεία τους και από όσους δεν εφαρμόζουν τεχνητή νοημοσύνη, το 28% σκοπεύουν να εφαρμόσουν σε πέντε χρόνια, το 4% σε ένα έτος, το 21% δε θα εφαρμόσουν και το 47% απάντησαν «δε γνωρίζω-δεν απαντώ». Η εφαρμογή πρακτικών τεχνητής νοημοσύνης στην προσέλκυση και επιλογή προσωπικού εμποδίζεται από το υψηλό κόστος εφαρμογής, την ασυμβατότητα με την κουλτούρα, διάφορα διαχειριστικά ζητήματα, ασυμβατότητα των υπάρχοντων συστημάτων, χαμηλή προβλεπτικότητα σε σχέση με παραδοσιακές πρακτικές και διάφορα ηθικά ή νομικά ζητήματα. Ένα επιπλέον μειονέκτημα χρήσης τεχνητής νοημοσύνης στην επιλογή προσωπικού, θεωρείται επίσης η εν μέρει εξαφάνιση της ανθρώπινης πτυχής.



Σχήμα 6: Συχνότητα χρήσης και αποτελεσματικότητα εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης (προσαρμοσμένο από Adecco, 2019)

Στο σχήμα 6 αναφορικά με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην επιλογή προσωπικού, διαπιστώθηκε ότι η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται κυρίως σε συνεντεύξεις μέσω βίντεο τεχνολογίας και τεχνολογίες ανάλυσης κειμένων και φωνής (86%) και πλατφόρμες διαχείρισης υποψηφίων με δυνατότητες αξιολόγησης πληροφοριών και λήψης αποφάσεων (43%), με αποτελεσματικότητα μόλις 33%, λόγω μη αποτελεσματικής διείσδυσης της τεχνολογίας τη συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Τα συστήματα ανάλυσης παρελθόντων δεδομένων για διαμόρφωση ιδανικών προφίλ ανά θέση εργασίας, έχουν πολύ υψηλή αποτελεσματικότητα 100%, αλλά περιορισμένη χρήση, μόλις 14%.



Σχήμα 7: Συχνότητα χρήσης και αποτελεσματικότητα τεχνητής νοημοσύνης στην προσέλκυση και επιλογή προσωπικού (προσαρμοσμένο από Adecco, 2019)

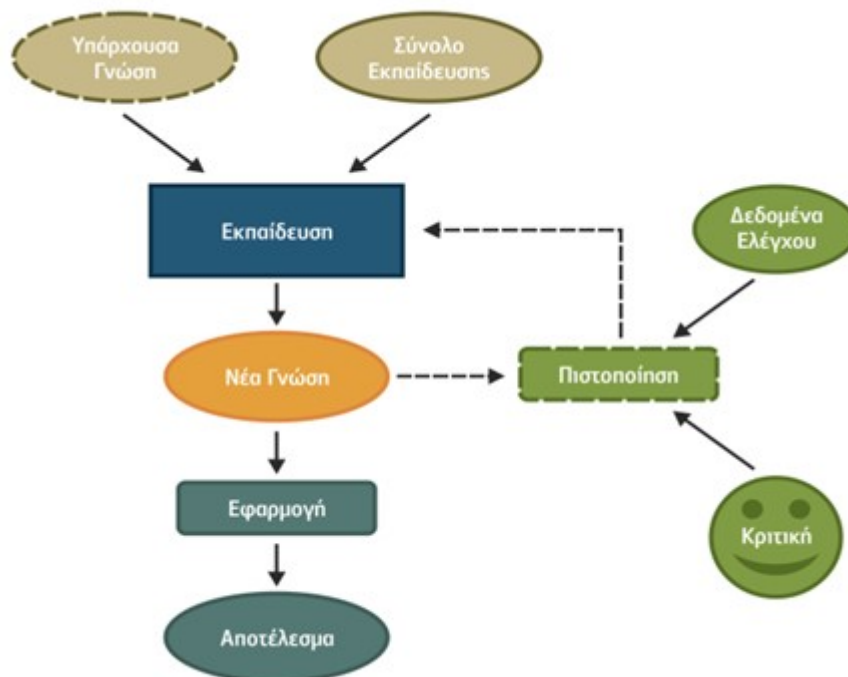
Στο σχήμα 7, παρατηρείται ότι η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης είναι περισσότερο εκτεταμένη στις διαδικασίες διεξαγωγής συνεντεύξεων (86%) και προγραμματισμού συνεντεύξεων (57%), με αποτελεσματικότητα 75% και 100%, αντίστοιχα. Σε στάδια με χαμηλή συχνότητα χρήσης τεχνητής νοημοσύνης, όπως βελτίωση της εμπειρίας των υποψηφίων (14% χρήση, 29%, αποτελεσματικότητα), εσωτερικές μετακινήσεις- πλάνα διαδοχής (14% χρήση, 14%, αποτελεσματικότητα), εισαγωγή και εκπαίδευση νεοεισερχομένων, (14% χρήση, 33%, αποτελεσματικότητα), μαζική επιλογή υποψηφίων (14% χρήση, 33%, αποτελεσματικότητα), παρατηρείται χαμηλή αποτελεσματικότητα. Όπως προκύπτει από τα στοιχεία της παραπάνω έρευνας, όσον αφορά τη δημιουργία δεξαμενής ταλέντων και τη συλλογή και διαλογή των απαιτούμενων προφίλ των υποψηφίων, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης είναι αρκετά περιορισμένη, μόλις 29% και 14% αντίστοιχα, όμως η αποτελεσματικότητά της είναι πολύ υψηλή 100%. Επομένως αξίζει να γίνουν έρευνες προκειμένου η ενισχυθεί η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στα παραπάνω στάδια επιλογής προσωπικού.

3.3 Η Μηχανική Μάθηση ως εργαλείο προβλέψεων

Οι Kulkarni και Che (2019) ανέφεραν τη μεγάλη σημασία της τεχνητής νοημοσύνης για την πρόσληψη ταλέντων, τονίζοντας ότι η εφαρμογή των κατάλληλων τεχνικών μηχανικής μάθησης, μπορεί να υποστηρίξει αποτελεσματικά τη διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού. Στη μηχανική μάθηση, έχουμε ένα σύνολο μεταβλητών εισόδου (x) που χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό μιας μεταβλητής εξόδου (y). Υπάρχει σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και της μεταβλητής εξόδου και σκοπός της μηχανικής μάθησης, είναι η ποσοτικοποίηση αυτής της σχέσης. Η μηχανική μάθηση στοχεύει στην πρόβλεψη μιας μεταβλητής στόχου σε προηγούμενως αόρατα δεδομένα. Η ταξινόμηση βασίζεται στην εξέταση ενός μη κατηγοριοποιημένου αντικειμένου, το οποίο αντιστοιχεί σε ένα προκαθορισμένο σύνολο τάξεων. Τα στοιχεία που ταξινομούνται, αντιπροσωπεύονται από τις καταχωρήσεις στη βάση δεδομένων και μέσω της ταξινόμησης κάθε καταχώρηση εντάσσεται στις προκαθορισμένες κατηγορίες. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται για τη δημιουργία μοντέλων που μπορούν να ταξινομήσουν νέα δεδομένα, των οποίων η κατηγοριοποίηση είναι άγνωστη. Για να γίνει αυτό, όλα τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίζονται σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και σε ένα σύνολο επικυρωτικών δεδομένων. Στο πρώτο στάδιο, ένας αλγόριθμος ταξινόμησης χρησιμοποιείται για την ανάλυση των δεδομένων προκειμένου να κατασκευαστεί ένα μοντέλο. Στο δεύτερο στάδιο, το μοντέλο χρησιμοποιεί τα δεδομένα ελέγχου για να

υπολογίσει την ακρίβειά του. Με αυτήν τη διαδικασία δίνεται η δυνατότητα προβλέψεων ενός πεδίου κλάσης με τη βοήθεια άλλων πεδίων, που αναφέρονται στις παραμέτρους υπολογισμού (Dunham, 2004). Ο στόχος της ταξινόμησης είναι η δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης, που βασίζεται σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας αυτό το μοντέλο, να προβλέψει την κατηγορία των δεδομένων δοκιμής (Witten κ.ά., 2017).

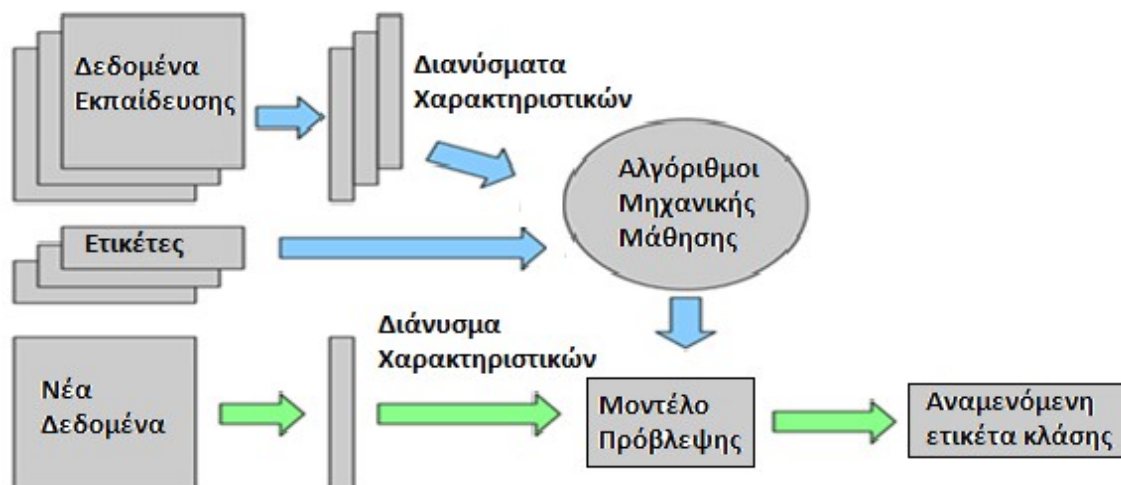
Η μηχανική μάθηση αποτελεί μία από τις πιο έξυπνες μεθοδολογίες με πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα στους τομείς της ταξινόμησης και της πρόβλεψης και θα μπορούσε να θεωρηθεί ως μια τεχνική που συνδυάζει την κλασική έννοια της στατιστικής και της τεχνητής νοημοσύνης. Υπάρχουν πολλά εξειδικευμένα πακέτα λογισμικού σχετικά με τις τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως το Rapid Miner (Σταλίδης και Καρδαράς, 2015) και το Weka, που περιλαμβάνουν εργαλεία για προετοιμασία δεδομένων, ταξινόμηση, παλινδρόμηση, ομαδοποίηση, εξόρυξη κανόνων συσχέτισης και οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων (Witten κ.ά., 2002; Frank κ.ά., 2005). Στο σχήμα 8, αποτυπώνεται ο γενικός τρόπος λειτουργίας των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Η βασικότερη φάση κάθε αλγόριθμου είναι η εκπαίδευση, όπου ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ως είσοδο ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training dataset) προς επίτευξη του σκοπού του, τη δημιουργία νέας γνώσης.



Σχήμα 8: Φάσεις Μηχανικής Μάθησης (Γεωργούλη, 2015)

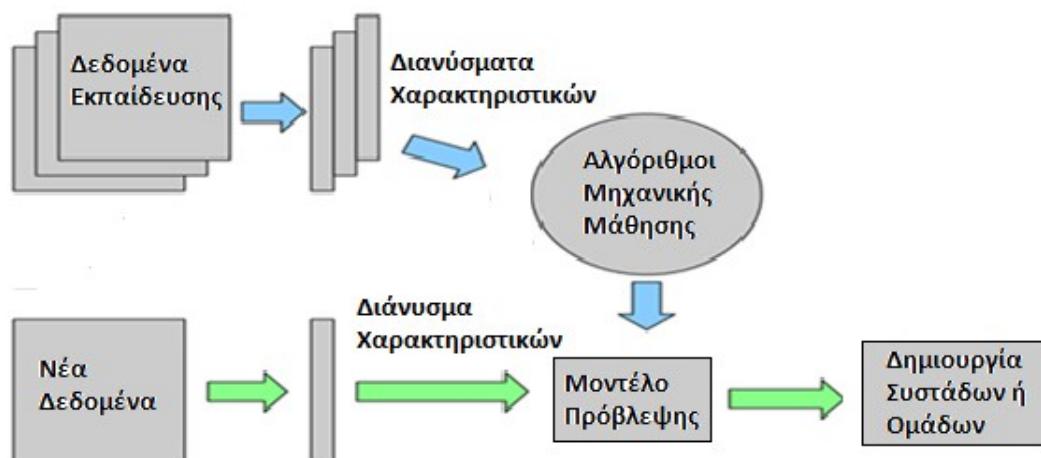
Υπάρχουν δύο είδη μηχανικής μάθησης: η επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning) και η μη-επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning).

Στην επιβλεπόμενη μάθηση όπως φαίνεται στο σχήμα 9, το υπολογιστικό πρόγραμμα δέχεται τις παραδειγματικές εισόδους και τα επιθυμητά αποτελέσματα από έναν «δάσκαλο» με στόχο την εκμάθηση ενός γενικού κανόνα, προκειμένου να αντιστοιχίσει τις εισόδους με τα αποτελέσματα.



Σχήμα 9: Μοντέλο επιβλεπόμενης μάθησης (προσαρμοσμένο από Kumar, 2018)

Στη μη επιβλεπόμενη μάθηση όπως φαίνεται στο σχήμα 10, ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης χωρίς εμπειρία, ανακαλύπτει κρυμμένα μοτίβα σε δεδομένα εισόδου (Γεωργούλη, 2015).



Σχήμα 10: Μοντέλο μη επιβλεπόμενης μάθησης (προσαρμοσμένο από Kumar, 2018)

Για να υπάρξει καλή εκτίμηση της ικανότητας γενίκευσης μιας μηχανής μάθησης, είναι σημαντικό να αναλυθεί όχι μόνο το μέσο σφάλμα δοκιμής, αλλά και η διακύμανσή του, που μπορεί να θεωρηθεί ως μέτρο σταθερότητας. Εάν υπάρχουν αρκετά μοντέλα παρόμοιας ακρίβειας, θα πρέπει να προτιμώνται τα απλούστερα μοντέλα π.χ. γραμμικά έναντι μη γραμμικών, εκείνα με το μικρότερο αριθμό παραμέτρων κ.λπ. Ακόμα κι αν τα πιο περίπλοκα μοντέλα παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy), αξίζει συχνά κανείς να επιλέξει τα απλούστερα μοντέλα. Όταν υπάρχουν εξαιρετικά ακριβή μοντέλα για τα δεδομένα εκπαίδευσης, συχνά παρέχεται κακή γενίκευση. Επιπλέον, τα μοντέλα με βελτιστοποιημένα περιθώρια μπορεί να φτάσουν σε υψηλό επίπεδο γενίκευσης παρά την πολυπλοκότητα των αποφάσεών τους. Στην περίπτωση χαρακτηριστικών με πολλαπλές εκδοχές (high dimensional feature spaces), σχετικά με τη λειτουργία που μοντελοποιείται, συχνά περιέχονται πληροφορίες με λιγότερες εκδοχές (small dimensional subspace) και τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά παίζουν ρόλο θορύβου, κάνοντας τη διαδικασία της μάθησης δύσκολη. Ως εκ τούτου, οι μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών θεωρούνται πολύ χρήσιμες για την επίτευξη υψηλής ακρίβειας και καλής γενίκευσης (Jankowski & Grabczewski, 2008).

3.4 Η Χρήση της Μηχανικής Μάθησης στη Διαχείριση του Ανθρώπινου Δυναμικού

Έχει διαπιστωθεί ότι η χρήση μεγάλων δεδομένων (όπου βασίζεται η μηχανική μάθηση), μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την αξιολόγηση και την ανάπτυξη του προσωπικού, καθώς και τη σχέση μεταξύ των τμημάτων ανθρώπινου δυναμικού και άλλων τμημάτων, όμως ενδέχεται να απαιτείται επανεξέταση και επανεκπαίδευση των ανώτερων στελεχών ανθρώπινων πόρων (Hamilton & Sodeman, 2019). Υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα που αφορούν στο ανθρώπινο δυναμικό σε μορφή αρχείων CSV στον ιστότοπο της Kaggle που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εκπαιδευτικούς σκοπούς, έτσι ώστε οι επαγγελματίες ανθρώπινου δυναμικού να εκπαιδευτούν στην ανάλυση σχετικών δεδομένων. Π.χ. ένα από τα αρχεία που συμπεριλαμβάνονται στον εν θέματι ιστότοπο περιέχει στοιχεία προσωπικού που αναφέρονται στο επίπεδο εργασιακής ικανοποίησης, στην τελευταία αξιολόγηση, στον αριθμό των έργων (project) που επιτεύχθηκαν, στο μέσο όρο των μηνιαίων ωρών εργασίας, στα χρόνια εργασίας στην εταιρεία, στον αριθμό των ατυχημάτων του υπαλλήλου στην εργασία, καθώς και πληροφορίες σχετικές με το εάν ο υπάλληλος αποχώρησε από την εταιρεία, εάν είχε προαγωγή την τελευταία πενταετία, τις πωλήσεις που πέτυχε και τον μισθό του. Άλλα αρχεία περιλαμβάνουν δεδομένα αναφορικά με τα στοιχεία του υπαλλήλου, τον κωδικό

του υπαλλήλου, την οικογενειακή κατάσταση, το φύλο, την κατάσταση εργασίας, το τμήμα εργασίας, τη βαθμολογία αξιολόγησης, τα καθήκοντα του υπαλλήλου, το μισθό, την ημερομηνία πρόσληψης, την ημερομηνία τερματισμού της εργασίας, το καθεστώς εργασίας, τα στοιχεία του προϊσταμένου, τον κωδικό του προϊσταμένου, το κανάλι πρόσληψης, τα ιδιαίτερα έργα που έχουν επιτευχθεί, την αξιολόγηση της απόδοσης, τις απουσίες του υπαλλήλου (Kaggle, 2022). Ωστόσο τα συγκεκριμένα δεδομένα δεν δύνανται να αξιοποιηθούν για έρευνες σχετικά με το προσωπικό του δημοσίου τομέα, δεδομένου ότι αφενός δεν συμβαδίζουν με τα χαρακτηριστικά του προσωπικού που τίθενται προς αξιολόγηση σύμφωνα με το ισχύον νομικό καθεστώς και αφετέρου δεν καλύπτουν τις ανάγκες της παρούσας έρευνας.

Πρακτικές τεχνητής νοημοσύνης έχουν χρησιμοποιηθεί στη διαχείριση του ανθρώπινου δυναμικού και την πρόσληψη προσωπικού με στόχο υψηλές αποδόσεις, οι οποίες έχουν αναλυθεί σε διάφορες ερευνητικές εργασίες. Η τεχνητή νοημοσύνη αναφορικά με τις προσλήψεις, δύναται να κάνει τη διαδικασία ελέγχου πολύ αποτελεσματική και δίκαιη, να προσφέρει καλύτερη αντιστοίχιση (matching) μεταξύ υποψηφίων και θέσεων εργασίας, να συμβάλλει στη διατήρηση και την ανάπτυξη των εργαζομένων και να βοηθήσει στη δημιουργία μελλοντικών δεξαμενών ταλέντων (Strohmeier & Piazza, 2015). Στις διαδικασίες πρόσληψης στον ιδιωτικό τομέα χρησιμοποιούνται μοντέρνα εργαλεία, όπως οπτικοποίηση αξιολόγησης (appraisal visualization), πλαίσια συνομιλίας (chat boxes), συλλογή στοιχείων για τη διαμόρφωση γνώμης για την προσωπικότητα των υποψηφίων μέσω κοινωνικών δικτύων (Linkedin, Facebook, Twitter κλπ), δεξαμενές εξωτερικών καναλιών και άλλα (Faliagka κ.ά., 2012; Kulkarni & Che, 2019). Χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης αναπτύχθηκε ένα μοντέλο πρόβλεψης με στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους απόκτησης ταλέντων και τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας και της ποιότητας των προσλήψεων. Μέσω του μοντέλου δίνεται η δυνατότητα ανακάλυψης νέων μοτίβων και γνώσεων σε προηγούμενα δεδομένα απόκτησης ταλέντων, που σχετίζονταν με απαιτήσεις εργασίας, αλληλεπιδράσεις ανίχνευσης ταλέντων, σχολιασμούς, ομάδες συνέντευξης, χρονοδιαγράμματα, συμμετοχή, τοποθέτηση και επιλογή. Το μοντέλο οδήγησε σε ένα πλαίσιο απόκτησης ταλέντων με βάση ένα δείκτη απόδοσης για τη μέτρηση και την εξέλιξη των ταλέντων διαχρονικά. Για τη δημιουργία του μοντέλου επιπλέον λήφθηκαν υπόψη το προφίλ των υποψηφίων που αρνήθηκαν μια προσφορά εργασίας και οι αιτίες άρνησης (οι οποίες σχετίζονταν με το μισθό που προσφέρονταν, τον τόπο εργασίας, τη θέση εργασίας, την προσφορά καλύτερης θέσης εργασίας από τους ανταγωνιστές), θέματα εγγράφων,

προσωπικά χαρακτηριστικά και άλλα. Με τη χρήση δενδρικών αλγορίθμων, μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines-SVM) και του αλγόριθμου Naïve Bayes και γνωρίζοντας τα προσόντα των υποψηφίων, τον προσφερόμενο μισθό και τη βαθμολογία κάθε υποψηφίου, δημιουργήθηκε δυνατότητα πρόβλεψης της πιθανότητας αποδοχής ή απόρριψης της προσφοράς εργασίας από τον επιλεγμένο υποψήφιο καθώς και της αιτίας απόρριψης της εργασίας, στην περίπτωση που η εργασία απορρίφθηκε (Deshpande κ.ά., 2007).

Για την πρόσληψη νέων υπαλλήλων για εξασφάλιση υψηλών αποδόσεων, σε μια βιομηχανία λογισμικού, εφαρμόστηκαν τεχνικές μηχανικής μάθησης με την εφαρμογή του αλγόριθμου Random Forest. Χρησιμοποιώντας ως εισόδους, παραμέτρους σχετικές με τις δεξιότητες των υποψηφίων, πραγματοποιήθηκε ταξινόμηση για τον καθορισμό των αποτελεσμάτων απόδοσης ως έξοδο, καταλήγοντας σε τρεις κλάσεις (Καλό, Μέσο, Κακό). Το συμπέρασμα ήταν ότι χαρακτηριστικά, όπως δεξιότητες προγραμματισμού, γνώσεις και αναλυτικές δεξιότητες, έχουν σημαντική προγνωστική δύναμη για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός υπαλλήλου (Thakur κ.ά., 2015).

Δεδομένης της αναγκαιότητας για πρόβλεψη της εκούσιας αποχώρησης των υπαλλήλων σε έναν οργανισμό λόγω τεράστιου κόστους που προκύπτει εξαιτίας αντικατάστασης του ταλέντου, μελετήθηκε η αποχώρηση ταλέντων λόγω παραίτησης. Δημιουργήθηκε ένα μοντέλο πρόβλεψης, χρησιμοποιώντας μεταβλητές σχετικές με ιστορικά δεδομένα χαρακτηριστικών των υπαλλήλων και της εργασίας, το οποίο ανακάλυπτε τους λόγους της φθοράς των εργαζομένων και τον κίνδυνο εκούσιας αποχώρησης τους. Για τη συγκεκριμένη ανάλυση χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι αλγόριθμοι δέντρων αποφάσεων (C4.5, C5, REPTree, CART) και τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν από το δέντρο αποφάσεων του αλγόριθμου C5. Επίσης δοκιμάστηκαν διαφορετικοί τύποι αλγορίθμων: Bayesian, Support Vector Machines, Logistic Regression, Decision Trees and Random Forests, προτείνοντας τελικά τα Support Vectors για το εν θέματι σετ δεδομένων (Srivastava & Nair, 2017). Η έρευνα έδειξε, ότι η ηλικία, το φύλο, τα χρόνια εργασίας, η αποζημίωση, η οικογενειακή κατάσταση, ο τόπος, η τοποθεσία εργασίας, η εκπαίδευση και η συνολική εργασιακή εμπειρία, ήταν μερικοί από τους ισχυρότερους προγνωστικούς παράγοντες της φθοράς των υπαλλήλων. Σχέσεις και αποτελέσματα κάποιων ειδικών παραγόντων, όπως αργοπορημένη προσέλευση στο χώρο εργασίας, αδικαιολόγητες απουσίες από την εργασία, δημογραφικά στοιχεία, φόρτος εργασίας σε σχέση με τον κύκλο εργασιών του οργανισμού, επεξεργάστηκαν με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δέντρα ταξινόμησης, ανάλυση διακριτότητας. Ακόμη διαπιστώθηκε, ότι ένας συνδυασμός αιτιών, όπως κακή

αποζημίωση, αναξιόπιστες διαδικασίες πρόσληψης, τοξικό περιβάλλον εργασίας, εργασιακή εξουθένωση, περιορισμένη ευκαιρία ανάπτυξης, είναι πιθανό να οδηγούν σε παραίτηση των ταλέντων. Μέσω στατιστικών αναλύσεων, κάθε παράγοντας υπολογίστηκε με ένα σκορ και ακολούθησε αξιολόγηση των βαθμολογιών με αύξουσα σειρά. Οι κορυφαίες βαθμολογίες των παραγόντων, ανέδειξαν τους πιο πιθανούς λόγους για τους οποίους ένας υπάλληλος αποχωρεί από μια εργασία (Srivastava & Nair, 2017). Με τη βοήθεια του αλγόριθμου Naïve Bayes, που απαιτεί μια μικρή ποσότητα δεδομένων εκπαίδευσης για εκτίμηση παραμέτρων για ταξινόμηση, δημιουργήθηκε ένα πλαίσιο επιλογής και τοποθέτησης εργαζομένων, σύμφωνα με συγκεκριμένα πρότυπα ποιότητας, αξιολογώντας κριτήρια σχετικά με την εκπαίδευση, τη συνέντευξη, την ηλικία και την εμπειρία των υποψηφίων (Khaierina κ.ά., 2017).

Οι Zhao κ.ά. (2019) για την πρόβλεψη του κύκλου εργασιών των εργαζομένων εντός ενός οργανισμού, χρησιμοποίησαν μεθόδους μηχανικής μάθησης, δέντρα αποφάσεων, νευρωνικά δίκτυα, support vector machines, Naïve Bayes και k-nearest αλγόριθμους. Σύνολα δεδομένων διαφορετικού μεγέθους που περιείχαν κοινά χαρακτηριστικά ανθρώπινου δυναμικού, όπως η ηλικία, οι αμοιβές, το φύλο και η εκπαίδευση, χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα ταξινόμησης. Ωστόσο λόγω της πολυπλοκότητας της πρόβλεψης του κύκλου εργασιών των εργαζομένων, προτάθηκε να γίνουν περισσότερες δοκιμές στα πλαίσια της προσπάθειας εύρεσης του ταξινομητή που ταιριάζει καλύτερα στα μοντέλα εκπαίδευσης, καταλήγοντας παράλληλα στο συμπέρασμα ότι το μέγεθος του οργανισμού είναι ένας παράγοντας που επηρεάζει την αποτελεσματικότητα των μοντέλων μηχανικής μάθησης.

3.5 Μελέτες πρόβλεψης της εργασιακής απόδοσης μέσω μηχανικής μάθησης

Στις περισσότερες μελέτες, η εργασιακή απόδοση συνδέεται με χαρακτηριστικά και δεξιότητες των εργαζομένων που δύνανται να εκτιμώνται ήδη από το στάδιο επιλογής προσωπικού για πρόσληψη. Στην έρευνα των Azar κ.ά. (2013) που πραγματοποιήθηκε με στοιχεία μιας εμπορικής τράπεζας στο Ιράν, θεωρώντας ότι η επιτυχία ενός οργανισμού σχετίζεται με τον τρόπο που απασχολείται το ανθρώπινο δυναμικό, έγινε προσπάθεια ανακάλυψης των μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση των εργαζομένων. Πιο συγκεκριμένα οι ερευνητές χρησιμοποιώντας τέσσερις διαφορετικούς αλγόριθμους (QUEST, CHAID, CART, C4.5), κατέληξαν στη δημιουργία ενός μοντέλου για επιλογή προσωπικού, που βασίζεται σε κανόνες, εξετάζοντας είκοσι έξι μεταβλητές και διαπιστώνοντας ότι πέντε μεταβλητές που αφορούν, στο επίπεδο

εκπαίδευσης, στη βαθμολογία των εξετάσεων, στη βαθμολογία της συνέντευξης, στην εργασιακή εμπειρία και στην περιοχή απασχόλησης, συνδέονται με την απόδοση και την προαγωγή των υπαλλήλων, ενώ η μεταβλητή "αξιολόγηση της απόδοσης" δεν θεωρήθηκε κατάλληλη για συσχέτιση με άλλες μεταβλητές. Κατέληξαν σε κανόνες σύμφωνα με τους οποίους, τα τεστ πολλαπλών επιλογών δεν είναι κατάλληλα κατά το στάδιο της συνέντευξης των υποψηφίων, οι διαγωνιστικές διαδικασίες σχετικές με μαθηματικά και γενικές γνώσεις δεν έχουν επίδραση στην απόδοση και την προαγωγή, η απόκτηση τίτλων σπουδών από τους εργαζόμενους επιδρά στην εργασιακή τους αναβάθμιση, το πανεπιστημιακό ίδρυμα που έχουν αποφοιτήσει οι υποψήφιοι έχει επίδραση στην επιτυχία της συνέντευξης, οι καλύτεροι υποψήφιοι διαθέτουν υψηλότερο μορφωτικό επίπεδο και τέλος, το φύλο, η ηλικία και η οικογενειακή κατάσταση των υπαλλήλων δεν έχουν επίδραση στην αναβάθμισή τους.

Σε μία άλλη ερευνητική προσπάθεια, προκειμένου να εξαχθούν οι κανόνες για την ενίσχυση των αποφάσεων επιλογής προσωπικού για την πρόσληψη των κατάλληλων εργαζομένων (που θα παρουσιάσουν τις υψηλότερες επιδόσεις μελλοντικά), διεξάχθηκε μία εμπειρική μελέτη σε μία βιομηχανία υψηλής τεχνολογίας (εταιρεία ημιαγωγών) στην Ταϊβάν. Οι απαιτήσεις για προσωπικό σε εταιρείες υψηλής τεχνολογίας γίνονταν όλο και πιο αυστηρές και δεδομένου ότι οι διαδικασίες σε αυτές τις εταιρείες γίνονταν ολοένα και πιο περίπλοκες, οι συμβατικές προσεγγίσεις επιλογής προσωπικού με βάση στατικά χαρακτηριστικά της εργασίας, δεν αρκούσαν πλέον (Lievens κ.ά., 2002; Chien & Chen, 2008). Η υψηλή απόδοση του ανθρώπινου κεφαλαίου και η παραμονή στην εργασία για μεγάλα χρονικά διαστήματα, κρίθηκε πολύ σημαντική για τις συγκεκριμένες εταιρείες. Στόχος της έρευνας ήταν να γίνουν προβλέψεις για την εργασιακή συμπεριφορά, την απόδοση και την παραμονή στην εταιρεία, χρησιμοποιώντας ως εισόδους, διαθέσιμα στοιχεία κατά τα στάδια της επιλογής, όπως δημογραφικά χαρακτηριστικά, ηλικία, φύλο, οικογενειακή κατάσταση, εκπαιδευτικό υπόβαθρο, εργασιακή εμπειρία και κανάλια πρόσληψης (εσωτερικά ή εξωτερικά). Με τη βοήθεια του δένδρικού αλγόριθμου CHAID, για τη δημιουργία ενός πλαισίου εξόρυξης δεδομένων, διερευνήθηκαν οι κανόνες σύνδεσης μεταξύ των χαρακτηριστικών του προσωπικού και της εργασιακής συμπεριφοράς. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, οι μεταβλητές που αφορούσαν στα κανάλια πρόσληψης (εσωτερικά ή εξωτερικά), τους τίτλους σπουδών και την εμπειρία, ήταν τα κύρια χαρακτηριστικά που σχετίζονταν με τους προβλεπόμενους στόχους. Πιο συγκεκριμένα, οι εργαζόμενοι που προσλήφθηκαν από εσωτερικά κανάλια ακόμη και αν διέθεταν χαμηλότερη μόρφωση, ήταν πιο πιθανό

να παρουσιάσουν καλύτερες εργασιακές επιδόσεις από εκείνους που προσλήφθηκαν από εξωτερικά κανάλια. Επιπλέον, οι εργαζόμενοι που είχαν υψηλότερους τίτλους σπουδών και υψηλότερο μορφωτικό επίπεδο (μεταπτυχιακό ή διδακτορικό), επέδειξαν καλύτερες επιδόσεις που ενισχύθηκαν από την ύπαρξη εργασιακής εμπειρίας, όμως το ποσοστό παραίτησής τους εντός ενός έτους ήταν υψηλότερο σε σχέση με τους υπόλοιπους εργαζόμενους. Εργαζόμενοι με ένα ή περισσότερα έτη εργασιακής εμπειρίας, παρουσίασαν υψηλότερη απόδοση σε σύγκριση με εκείνους που δεν είχαν εμπειρία, όμως το ποσοστό παραίτησής τους εντός τριών μηνών, ήταν μεγαλύτερο σε σύγκριση με αυτούς που δεν είχαν εμπειρία. Όσοι διέθεταν προηγούμενη εργασιακή εμπειρία έτειναν να συγκρίνουν τις νέες θέσεις εργασίας τους με τις προηγούμενες και ορισμένοι από αυτούς ήταν ενδεχόμενο να παραιτηθούν τους πρώτους τρεις μήνες και να επιστρέψουν στην προηγούμενη εταιρεία. Ως εκ τούτων, δημιουργήθηκε ένα πλαίσιο για τη διερεύνηση των σχέσεων μεταξύ προφίλ προσωπικού και εργασιακών συμπεριφορών, εξάγοντας κρυφές πληροφορίες από μεγάλους όγκους δεδομένων (big data) και δημιουργώντας κανόνες για εντοπισμό ταλέντων (Chien & Chen, 2008).

Σε μία άλλη μελέτη, που πραγματοποιήθηκε στην εταιρεία IBM με στόχο τις υψηλές εργασιακές επιδόσεις, οι ερευνητές εφάρμοσαν τεχνικές ταξινόμησης για να προβλέψουν τους ρόλους εργασίας των εργαζομένων. Η μελέτη αυτή χρησιμοποίησε στοιχεία που αφορούσαν στον τίτλο εργασίας που προέκυψε από την περιγραφή της εργασίας από τους ίδιους τους εργαζόμενους, τυπικές πληροφορίες των εργαζομένων (διεύθυνση εργασίας, κατηγορία εργασίας, εμπειρία, αμοιβή), πληροφορίες από δημόσιες κοινωνικές ετικέτες-hashtags (ενημέρωση κατάστασης, ιστολόγια, κοινότητες, κοινωνικά fora, σελιδοδείκτες, ημερολόγια) καθώς και πληροφορίες για τις πωλήσεις κάθε πωλητή. Κάθε εργασία-ρόλος παρουσιάστηκε ως ένα σύνολο προκαθορισμένων δεξιοτήτων εμπειρογνωμοσύνης που σχετίζονται με αυτή. Ακολούθησε σύγκριση κάποιων αλγορίθμων ταξινόμησης πολλαπλών κατηγοριών (γραμμική λογιστική παλινδρόμηση-regression με δύο είδη κανονικοποίησης, Support Vector Machine και Naïve Bayes), χρησιμοποιώντας πενταπλή διασταυρούμενη επικύρωση (5-fold cross validation). Συνοπτικά, χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι ταξινόμησης και αλγόριθμοι μετα-επεξεργασίας, για την επικύρωση των αρχείων των ρόλων εργασίας των εργαζομένων και την πρόβλεψη της εμπειρογνωμοσύνης τους που σχετίζεται με την αξιολόγηση της τεχνογνωσίας που διαθέτουν. Βέβαια με την πάροδο του χρόνου, ο αριθμός των ειδικοτήτων αυξάνεται συνεχώς και οι κανόνες καθορισμού των ρόλων των εργαζομένων γίνονται πολύ πολύπλοκοι, με αποτέλεσμα να είναι απαραίτητη η συνεχής

επικαιροποίηση του προτεινόμενου πλαισίου για την επικύρωση των ρόλων εργασίας (Varshney κ.ά., 2014).

Στην έρευνα των Shah κ.ά. (2020) θεωρώντας ότι η απόδοση σχετίζεται με τη συνέπεια ως προς την παρουσία των υπαλλήλων στην εργασία, εφαρμόστηκαν νευρωνικά δίκτυα, δένδρα αποφάσεων, ο αλγόριθμος Random Forest και μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), για την πρόβλεψη της συμπεριφοράς των υπαλλήλων που πρόκειται να προσληφθούν, προκειμένου να γίνουν προσλήψεις υπαλλήλων που θα έχουν υψηλές αποδόσεις μελλοντικά. Αναλύθηκαν διάφορες παράμετροι, χρησιμοποιώντας στοιχεία από μια εταιρεία courier στη Βραζιλία και διαπιστώθηκε ότι παράγοντες, όπως οι λόγοι (αιτίες) απουσίας, οι εποχές, τα έξοδα μετάβασης στην εργασία, η αδυναμία πειθαρχίας, το κάπνισμα, ο δείκτης μάζας σώματος και η απόσταση της κατοικίας από την εργασία, επηρεάζουν την απουσία των εργαζομένων και πρέπει να λαμβάνονται υπόψη, στο στάδιο επιλογής υποψηφίων για πρόσληψη. Το μοντέλο με την υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης, ώστε να γίνονται προβλέψεις για να εντοπιστούν οι μη συνεπείς υποψήφιοι ως προς την παρουσία τους στην εργασία, βασίστηκε στα νευρωνικά δίκτυα.

Εφαρμόζοντας μη επιτηρούμενη μηχανική μάθηση αναπτύχθηκε ένα μοντέλο για την πρόβλεψη της απόδοσης των υποψηφίων σε μία συγκεκριμένη εργασία, είτε για αρχική επιλογή των υποψηφίων είτε για αξιολόγηση της εργασιακής τους απόδοσης, μοντελοποιώντας τη σχέση μεταξύ των δεξιοτήτων των εργαζομένων και των δεξιοτήτων που απαιτούνται για μία εργασία, προκειμένου να υπάρχει καλή αντιστοίχιση μεταξύ αυτών. Με βάση τα αρχεία καταγραφής δραστηριοτήτων των εργαζομένων δημιουργήθηκε ένα πλαίσιο για την εκτίμηση της απόδοσης ενός υπαλλήλου, σε σύγκριση με το χρόνο που χρειάζονται άλλοι εργαζόμενοι για το ίδιο σύνολο δραστηριοτήτων (Luo κ.ά., 2019).

Όλες οι παραπάνω έρευνες για την αξιολόγηση του ανθρώπινου δυναμικού είτε για επιλογή (για πρόσληψη), είτε για την πρόβλεψη της εργασιακής απόδοσης, έχουν διεξαχθεί χρησιμοποιώντας εξειδικευμένα κριτήρια που αφορούν στις συγκεκριμένες εταιρείες και τους υποψήφιους υπαλλήλους. Επιπλέον έχουν διεξαχθεί στον ιδιωτικό τομέα και όχι στο δημόσιο, όπου οι διαδικασίες της αξιολόγησης προσωπικού είτε για πρόσληψη, είτε για έλεγχο της εργασιακής απόδοσης, απαιτείται να στηρίζονται στην ισχύουσα νομοθεσία και σε αδιαμφισβήτητα και κοινά για όλους κριτήρια, έτσι ώστε να διασφαλίζεται η αξιοπιστία, η αξιοκρατία, η ισότητα, η διαφάνεια και παράλληλα η προστασία της ιδιωτικότητας.

Η παρούσα ερευνητική προσπάθεια πραγματοποιείται στο δημόσιο τομέα με τη χρήση κριτηρίων αξιολόγησης προσωπικού που χρησιμοποιούνται στο δημόσιο τομέα και έχει ως στόχο την πρόβλεψη της εργασιακής απόδοσης, με την τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις, μέσω της επιλογής προσωπικού, της προαγωγής σε θέσεις ευθύνης και πιθανές ανακατανομές προσωπικού, με βάση τα προσόντα των υποψηφίων και τις αναλύσεις θέσεων εργασίας. Στόχος είναι η εισαγωγή μιας πρότασης για ένα νέο πλαίσιο υποστήριξης αποφάσεων αξιολόγησης προσωπικού βασισμένη σε σύγχρονες υπολογιστικές τεχνικές και μοντέλα αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΕΡΕΥΝΑΣ

Η μεθοδολογία έρευνας της παρούσας διατριβής βασίστηκε σε μια σειρά από εργαλεία, που συνέβαλαν σημαντικά στην εξαγωγή των τελικών συμπερασμάτων. Αρχικά μέσω ενός πειράματος με την εφαρμογή γραμμικού προγραμματισμού, εκτιμήθηκε η αξιολόγηση των υπαλλήλων με βάση τα προσόντα που διαθέτουν αναφορικά με τη θέση που κατέχουν και προτάθηκε μια ανακατανομή των θέσεων εργασίας μεταξύ των υπαλλήλων. Μέσω ενός δομημένου ερωτηματολογίου Α, που απεστάλη σε εργαζόμενους του δημόσιου τομέα στην Ελλάδα, προκειμένου να εκφράσουν την άποψή τους για τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της απόδοσής τους, τα κριτήρια επιλογής προσωπικού και προαγωγής σε θέση ευθύνης, διαμορφώθηκαν οι βαρύτητες αυτών των κριτηρίων για κάθε θέση εργασίας. Παράλληλα μέσω ενός δεύτερου ερωτηματολογίου Β, πραγματοποιήθηκε έρευνα σχετικά με τα προσόντα και τη θέση κάθε συμμετέχοντα και συγκεντρώθηκαν δεδομένα για τα πειράματα μηχανικής μάθησης που ακολούθησαν. Αναλυτικά τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα της διατριβής παρουσιάζονται παρακάτω.

4.1 Συλλογή Δεδομένων

Η συλλογή των δεδομένων της παρούσας διατριβής πραγματοποιήθηκε μέσω δύο δομημένων ερωτηματολογίων. Τα ερωτηματολόγια διαμορφώθηκαν με βάση την κείμενη νομοθεσία (Ν.2190/1994 όπως τροποποιήθηκε και ισχύει; Ν.3528/2007 όπως τροποποιήθηκε και ισχύει; Ν.4369/2016 όπως τροποποιήθηκε και ισχύει; οδηγός ΥΔΜΕΔ 2013) και σχετική βιβλιογραφία αναφορικά με θέματα ανάλυσης θέσεων εργασίας, αξιολόγησης της απόδοσης των εργαζομένων, επιλογής και προαγωγής προσωπικού σε θέσεις ευθύνης. Η στρατηγική σχεδιασμού των ερωτηματολογίων βασίστηκε στις αρχές της απλότητας, της ακρίβειας, της σαφήνειας, της σκοπιμότητας και κατασκευής συνοχής (García κ.ά., 2009). Τα ερωτηματολόγια ήταν κοινά για όλους τους ερωτηθέντες, ήταν ανώνυμα και διανεμήθηκαν μέσω διαδικτύου στα επίσημα προσωπικά ηλεκτρονικά ταχυδρομεία των δημοσίων υπαλλήλων των Περιφερειών Αττικής, Κρήτης, Ανατολικής Μακεδονίας και Θράκης, Κεντρικής Μακεδονίας, Ιονίων Νήσων και Νοτίου Αιγαίου. Η ποσοτική κοινωνική έρευνα που διεξήχθη μέσω των ερωτηματολογίων, αποτελούνταν από τα στάδια σχεδιασμού και υλοποίησης, επεξεργασίας και ανάλυσης των δεδομένων που προέκυψαν, τη σύνθεση και τη διατύπωση των σχετικών συμπερασμάτων. Κατά το πρώτο στάδιο, προσδιορίστηκαν τα ερωτήματα, οι ανάλογες παραδοχές και σχηματίστηκαν οι υποθέσεις εργασίας, η ισχύς

των οποίων τέθηκε υπό διερεύνηση. Μετά την κατάρτιση των ερωτηματολογίων, έγινε πιλοτική έρευνα για να προσδιοριστεί η λειτουργικότητά τους και να διαμορφωθεί οριστικά η δομή τους. Στη συνέχεια μετά τη συλλογή των τελικών δεδομένων, έλαβε χώρα το στάδιο της επεξεργασίας τους. Η φάση της επεξεργασίας περιλάμβανε έλεγχο, κωδικογράφηση και μηχανογραφική επεξεργασία. Ο έλεγχος ως συνεχής και δυναμική διαδικασία, έγινε σε όλα τα στάδια των ερευνών για τη διατήρηση της εγκυρότητας και της αξιοπιστίας.

Αναφορικά με το ερωτηματολόγιο Α, οι απαντήσεις συλλέχθηκαν από τον Δεκέμβριο του 2019 έως τον Ιούλιο 2020, σύμφωνα με τους διεθνείς κανόνες δεοντολογίας περί έρευνας, με στόχο οι ερωτηθέντες να εκφράσουν την άποψή τους για θέματα αξιολόγησης, επιλογής, προαγωγής σε θέσεις ευθύνης και απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού. Κομβικό σημείο της έρευνας ήταν το στάδιο της αντικειμενικοποίησης, της μετατροπής αφηρημένων εννοιών σε μετρήσιμες. Πρόκειται για μία διαδικασία με περιγραφική στατιστική επεξεργασία, κατάρτιση πινάκων συχνοτήτων, διαγραμμάτων, πινάκων διασταύρωσης και τέλος παραγοντική ανάλυση. Οι ερωτήσεις βασίστηκαν κυρίως στις θεωρίες απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, ανάλυσης θέσεων εργασίας και στις παραμέτρους και κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση ενός υπαλλήλου προκειμένου να επιλεγεί για πρόσληψη, για κατάληψη θέσης ευθύνης ή για εκτίμηση της απόδοσής του, σύμφωνα με την κείμενη νομοθεσία. Το ερωτηματολόγιο Α αποτελείται από σαράντα εννέα ερωτήσεις που, εκτός από τις τρεις δημογραφικές ερωτήσεις, βαθμολογήθηκαν σύμφωνα με κλίμακες Likert πέντε και δέκα βαθμών. Οι ερωτήσεις διαμορφώθηκαν ως "κλειστού τύπου", με συγκεκριμένο περιεχόμενο, στο οποίο οι ερωτηθέντες κλήθηκαν να εκφράσουν το βαθμό συμφωνίας ή διαφωνίας τους, προκειμένου να καθορίσουν τα πιο σημαντικά κριτήρια για την επιλογή των υπαλλήλων για πρόσληψη, τοποθέτηση και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης. Ακολούθησε η φάση της δειγματοληψίας ευκολίας, που αφορούσε στη λήψη πληροφοριών από τα πιο εύκαιρα και πλησιέστερα άτομα. Δημιουργήθηκε ένα είδος εθελοντικού δείγματος, καθώς συμμετείχαν σε αυτό όσοι ήταν άμεσα προσβάσιμοι και πρόθυμοι να συμμετέχουν. Συνήθως η αντιπροσωπευτικότητα του δείγματος και η γενικευσιμότητα των αποτελεσμάτων, εξαρτάται από τη δυνατότητα γενίκευσης σε πληθυσμούς που έχουν χαρακτηριστικά παρόμοια με αυτά του δείγματος. Στην παρούσα έρευνα, το δείγμα που χρησιμοποιήθηκε, συμπεριελάμβανε υπαλλήλους διαφόρων ειδικοτήτων και κλάδων που εργάζονται σε παρόμοιους δημόσιους φορείς, με διαφορετικό μορφωτικό επίπεδο, διαφορετικές θέσεις στην ιεραρχία, διαφορετικούς χρόνους προϋπηρεσίας, έτσι ώστε να

εξεταστεί η διαφορετική οπτική, αναφορικά με τις απόψεις τους σε σχέση με το υπάρχον και ένα μελλοντικό σύστημα αξιολόγησης των υπαλλήλων για επιλογή, προαγωγή σε θέσεις ευθύνης και πρόβλεψη της απόδοσής τους, με βάση τις αναλύσεις θέσεων εργασίας. Συνολικά συγκεντρώθηκαν εκατόν ενενήντα έξι απαντήσεις (196) από υπαλλήλους στο δημόσιο τομέα στην Ελλάδα, δείγμα στατιστικά ασφαλές και αξιόπιστο, που εκ παραδοχής θεωρείται υψηλό και αντιπροσωπευτικό. Για την ανάλυση των απαντήσεων χρησιμοποιήθηκαν τα λογισμικά της IBM SPSS ver. 26 και AMOS ver. 20 για την επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων και την ανάλυση δομικών εξισώσεων, με όλες οι απαιτούμενες άδειες. Οι μέσοι όροι των απαντήσεων των συμμετεχόντων εφόσον ανήχθησαν στη μονάδα, χρησιμοποιήθηκαν για τη διαμόρφωση των συντελεστών βαρύτητας του διανύσματος γραμμικού προγραμματισμού, που οδηγεί στο συνολικό σκορ κάθε υπαλλήλου, με βάση τα προσόντα της θέσης που κατέχει.

Το ερωτηματολόγιο Β, είχε ως στόχο τη συγκέντρωση ποιοτικών στοιχείων αναφορικά με το προσωπικό, προκειμένου να δημιουργηθεί μία βάση δεδομένων για τα πειράματα με εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Ήταν ανεξάρτητο από το ερωτηματολόγιο Α και αποτελούνταν από δεκαεπτά ερωτήσεις μικτού τύπου. Μέσω των απαντήσεων, που συγκεντρώθηκαν μεταξύ Δεκεμβρίου του 2019 και Δεκεμβρίου του 2020, συλλέχθηκαν στοιχεία για τα τυπικά προσόντα των υπαλλήλων, που αποτέλεσαν τα δεδομένα για την ανάπτυξη των μοντέλων πρόβλεψης της απόδοσης των υπαλλήλων. Το ερωτηματολόγιο απεστάλη μέσω email σε χιλίους οκτακόσιους υπαλλήλους και συγκεντρώθηκαν συνολικά απαντήσεις από περίπου χιλίους δέκα υπαλλήλους διαφόρων κατηγοριών, επιπέδων μόρφωσης, εργασιακής εμπειρίας και ειδικοτήτων, δείγμα αρκετά ικανοποιητικό για την εφαρμογή πειραμάτων με αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Όλα τα δεδομένα, εισήχθησαν σε ένα υπολογιστικό φύλλο Microsoft Excel και στη συνέχεια σε ένα αρχείο τύπου CSV (Comma-Separated Values/τιμές διαχωρισμένες με κόμμα) για περαιτέρω επεξεργασία.

4.2 Καθορισμός Παραμέτρων

Ο καθορισμός των παραμέτρων αποτελεί μια κρίσιμη φάση της διαδικασίας διαμόρφωσης ενός μοντέλου, όπου πρέπει να γίνει μία αξιολόγηση των παραμέτρων, προκειμένου να εντοπιστούν εκείνες που επηρεάζουν πραγματικά το κριτήριο απόδοσης του συστήματος. Οι τιμές των παραμέτρων πρέπει να προσδιορίζονται με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια, έτσι ώστε τα μοντέλα που θα διαμορφωθούν να αναπαριστούν όσο το δυνατόν πιο πιστά την πραγματικότητα. Οι παράμετροι-κριτήρια

που χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη διατριβή, σχετίζονται με τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται στις διαδικασίες αξιολόγησης προσωπικού στο δημόσιο τομέα για πρόσληψη ή για επιλογή θέσεων ευθύνης. Για να είναι αξιόπιστο ένα ερευνητικό εργαλείο (ερωτηματολόγιο), απαιτείται έλεγχος αξιοπιστίας και εσωτερικής συνοχής, που πραγματοποιείται, με τον δείκτη Cronbach's Alpha, τη διερευνητική παραγοντική ανάλυση (Exploratory Factor Analysis-EFA) και την επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση (Confirmatory Factor Analysis-CFA) (Avdimiotis, 2019). Κατόπιν στατιστικής ανάλυσης του ερωτηματολογίου Α, προσδιορίστηκαν οι συντελεστές βαρύτητας των κριτηρίων για κάθε θέση (που ήταν ο σχετικός μέσος όρος όλων των απαντήσεων στο ερωτηματολόγιο). Σύμφωνα με τις αναλύσεις των θέσεων εργασίας, τα απαιτούμενα και προαιρετικά (επιθυμητά) προσόντα κάθε θέσης, παρουσιάζονται στον πίνακα 1.

Πίνακας 1 : Προσόντα θέσεων (απαραίτητα και επιθυμητά)

Προσόντα κάθε θέσης	Θέση 1 Προϊστάμενος Διεύθυνσης	Θέση 2 Προϊστάμενος Τμήματος	Θέση 3 Υπάλληλος Α	Θέση 4 Υπάλληλος Β
Επίπεδο Πτυχίου	ΠΕ/ΤΕ	ΠΕ/ΤΕ	ΠΕ/ΤΕ/ΔΕ	ΠΕ/ΤΕ/ΔΕ
Βαθμός πτυχίου	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Απαραίτητο
Μεταπτυχιακό	Απαραίτητο	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό
Διδακτορικό	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό
Εθνική σχολή δημόσιας διοίκησης	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό
Σεμινάρια	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Επιθυμητό	Απαραίτητο
Ξένες ευρωπαϊκές γλώσσες (ως 4)	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Επιθυμητό	Απαραίτητο
Πιστοποιημένη γνώση Η/Υ	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Απαραίτητο
Μ.Ο.Αξιολόγησης	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Όχι	Όχι
Σύνολο ετών προϋπηρεσίας	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Επιθυμητό	Επιθυμητό
Προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης	Απαραίτητο	Επιθυμητό	Όχι	Όχι
Βαθμολογία Συνέντευξης	Απαραίτητο	Απαραίτητο	Όχι	Όχι
Συμμετοχή σε ομάδες εργασίας & Επιτροπές	Απαραίτητο	Επιθυμητό	Όχι	Όχι
Ερευνητικό έργο σχετικό με την υπηρεσία	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό	Επιθυμητό

Το επίπεδο πτυχίου αναφέρεται σε τρεις κατηγορίες, ως εξής:

- ΠΕ, απόφοιτος πανεπιστημιακής εκπαίδευσης,
- ΤΕ, απόφοιτος ανώτατης τεχνολογικής εκπαίδευσης,
- ΔΕ, απόφοιτος δευτεροβάθμιας εκπαίδευσης.

Ο όρος «απαραίτητο», δηλώνει ότι το συγκεκριμένο κριτήριο (προσόν) είναι απαραίτητο να το διαθέτει ο υποψήφιος υπάλληλος για την κατάληψη της θέσης και ο όρος «επιθυμητό» δηλώνει ότι το κριτήριο (προσόν) δεν είναι απαραίτητο να το κατέχει ο κάθε υποψήφιος υπάλληλος. Για κάθε θέση υπολογίστηκαν δύο σκορ, το ελάχιστο και το μέγιστο, που καθορίζουν τα όρια κάθε θέσης. Το ελάχιστο σκορ κάθε θέσης περιλαμβάνει μόνο τα απαραίτητα προσόντα και το μέγιστο σκορ περιλαμβάνει τα απαραίτητα και τα επιθυμητά προσόντα. Για τη διαμόρφωση του συνολικού σκορ του κάθε υποψηφίου για κάθε θέση, λαμβάνονται υπόψη τόσο τα απαραίτητα όσο και τα επιθυμητά προσόντα που διαθέτει για τη συγκεκριμένη θέση. Έτσι εάν το συνολικό σκορ ενός υποψηφίου είναι μεταξύ του ελάχιστου και του μέγιστου σκορ κάθε θέσης, ο υπάλληλος κρίνεται κατάλληλος για τη θέση αυτή, ενώ στην αντίθετη περίπτωση κρίνεται ακατάλληλος. Τα σκορ, υπολογίζονται με το μοντέλο γραμμικού προγραμματισμού που θα αναφερθεί στη συνέχεια.

Επιπλέον, αναφορικά με τα κριτήρια, έγιναν οι εξής παραδοχές. Πιο συγκεκριμένα:

- Όσο αφορά στα πτυχία:

- η κατοχή ενός συναφούς πτυχίου πανεπιστημιακής εκπαίδευσης ισοδυναμεί με 1,
- η κατοχή ενός μη συναφούς πτυχίου πανεπιστημιακής εκπαίδευσης, ισοδυναμεί με 0,5,
- η κατοχή ενός συναφούς πτυχίου τεχνολογικής εκπαίδευσης ισοδυναμεί με 0,8,
- η κατοχή ενός μη συναφούς πτυχίου τεχνολογικής εκπαίδευσης ισοδυναμεί με 0,4.

- Όσο αφορά στα μεταπτυχιακά διπλώματα:

- η κατοχή ενός μεταπτυχιακού διπλώματος Integrated Master ισοδυναμεί με 0,5,
- η κατοχή ενός συναφούς μεταπτυχιακού ή διδακτορικού διπλώματος ισοδυναμεί με 1,
- η κατοχή ενός μη συναφούς μεταπτυχιακού ή διδακτορικού διπλώματος ισοδυναμεί με 0,5.

- Λαμβάνονται υπόψη έως τέσσερις (4) ευρωπαϊκές γλώσσες ως εξής:

- η γνώση μιας ξένης γλώσσας επιπέδου C2, ισοδυναμεί με 1,
- η γνώση μιας ξένης γλώσσας επιπέδου C1 ισοδυναμεί με 0,7,
- η γνώση μιας ξένης γλώσσας επιπέδου B2 ισοδυναμεί με 0,5
- η γνώση μιας ξένης γλώσσας επιπέδου B1 ισοδυναμεί με 0,1.

- Ο βαθμός πτυχίου υπολογίζεται με άριστα το 10.

- Η βαθμολογία της αξιολόγησης υπολογίζεται με άριστα το 100.

- Η βαθμολογία της συνέντευξης υπολογίζεται με άριστα το 100.

- Λαμβάνονται υπόψη έως είκοσι (20) σεμινάρια της τελευταίας 10 ετίας, με επιθυμητά 10.

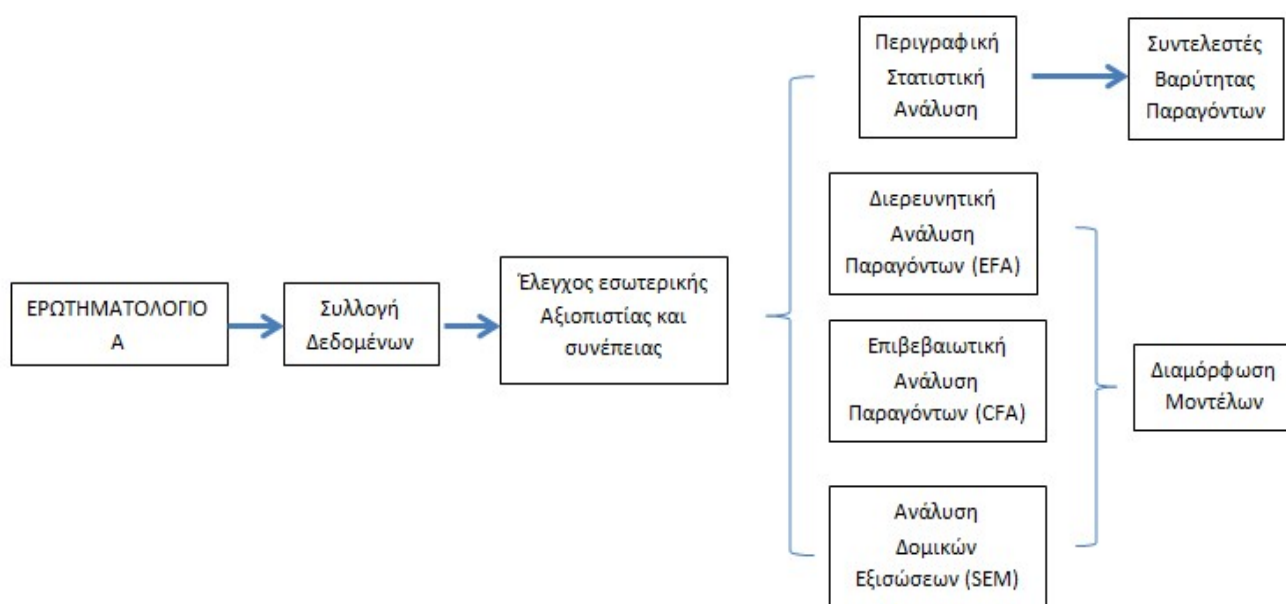
- Λαμβάνεται υπόψη προϋπηρεσία έως σαράντα (40) έτη.
- Λαμβάνεται υπόψη προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης έως δέκα (10) έτη, με επιθυμητά τα 5.
- Λαμβάνεται υπόψη η συμμετοχή σε έως δέκα (10) επιτροπές ή ομάδες εργασίας.
- Λαμβάνεται υπόψη η συγγραφή έως είκοσι (20) ερευνητικών εργασιών, σχετικών με την υπηρεσία, με επιθυμητές 10.

4.3 Στατιστική και Παραγοντική ανάλυση

Για τη στατιστική ανάλυση του ερωτηματολογίου Α, (που πραγματοποιήθηκε με το στατιστικό πακέτο IBM SPSS ver. 26.), η διαδικασία επικύρωσης μέσω στατιστικών εργαλείων και τεχνικών που απαιτήθηκαν, βασίστηκε σε ένα σχήμα που περιλαμβάνει:

- 1) Έλεγχο εσωτερικής αξιοπιστίας και συνέπειας, με τον Δείκτη Cronbach's Alpha,
- 2) Διερευνητική ανάλυση παραγόντων (Exploratory Factor Analysis, EFA),
- 3) Επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων (Confirmatory Factor Analysis, CFA)/Μοντέλα δομικών εξισώσεων (Structural Equation Models, SEM).

Διαγραμματικά η μεθοδολογία της ποσοτικής έρευνας παρουσιάζεται στο Σχήμα 11.



Σχήμα 11: Μεθοδολογία στατιστικής ανάλυσης παραγόντων.

Η αξιοπιστία του ερωτηματολογίου μετρήθηκε με τον δείκτη Cronbach's Alpha, που μετράει την εσωτερική συνέπεια, δηλαδή την εσωτερική ομοιογένεια των ερωτήσεων. Έτσι όσο πιο ομοιογενείς ή ανομοιογενείς είναι οι απαντήσεις στις ερωτήσεις, τόσο πιο υψηλός ή χαμηλός αντίστοιχα είναι ο δείκτης της αντίστοιχης συσχέτισης. Για να χαρακτηριστεί ένα ερωτηματολόγιο αξιόπιστο θα πρέπει ο δείκτης αξιοπιστίας Cronbach's Alpha να είναι μεγαλύτερος του 0,70 (Iseris, 2016). Στην ανάλυση του εν

θέματι ερωτηματολογίου ο δείκτης Cronbach's Alpha έφτασε στην τιμή 0,891. Ακολούθησε διερευνητική ανάλυση παραγόντων (EFA), προκειμένου να διερευνηθούν οι μεταβλητές που συνθέτουν κάθε παράγοντα. Η Διερευνητική Ανάλυση Παραγόντων είναι μια στατιστική μέθοδος μείωσης ενός μεγάλου αριθμού μεταβλητών σε ένα μικρότερο αριθμό υποκείμενων μεταβλητών, που συνθέτουν τους παράγοντες. Είναι η πιο συνηθισμένη μέθοδος ανάλυσης παραγόντων που διερευνά τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών, χωρίς να προκαθορίζεται ο βαθμός στον οποίο τα δεδομένα προσαρμόζονται σε κάποιο συγκεκριμένο μοντέλο (Ζαφειρόπουλος και Μυλωνάς, 2017). Ο γενικός κανόνας που ακολουθείται ως προς τον αριθμό των μεταβλητών ανά παράγοντα, είναι ότι οι μεταβλητές θα πρέπει να είναι τουλάχιστον τρεις ανά παράγοντα (έως πέντε) (Hair Jr κ.ά., 2010). Η επάρκεια του μεγέθους της δειγματοληψίας εξετάστηκε με το στατιστικό δείκτη καταλληλότητας του δείγματος για ανάλυση παραγόντων, το δείκτη Kaiser Meyer Olkin (KMO), ο οποίος λαμβάνει τιμές από 0 έως 1 με αποδεκτές τιμές αξιοπιστίας άνω το 0.6 (Beavers κ.ά., 2013; Iseris, 2016). Επίσης διενεργήθηκε σταθμισμένη παλινδρόμηση, επιτρέποντας την απόδοση του Composite Reliability (CR) και του Average Variance Extracted (AVE), που σύμφωνα με τους Aluram κ.ά. (2014) αξιολογούν την αξιοπιστία και την εγκυρότητα των μετρήσεων των μοντέλων που διαμορφώθηκαν, οι οποίοι σε όλα τα μοντέλα που διαμορφώθηκαν ξεπερνούν τα κατώτερα όρια ($CR > 0,7$ και $AVE > 0,5$). Στην περίπτωση της παρούσας μελέτης για την εξαγωγή παραγόντων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Principal Component Analysis με Varimax rotation, η οποία αποσκοπεί στο να εξηγήσει το μεγαλύτερο ποσοστό της μεταβλητότητας (παραλλακτικότητας), σε έναν περιορισμένο αριθμό παραγόντων. Πιο συγκεκριμένα λαμβάνοντας υπόψη τη συνολική διακύμανση των μεταβλητών, δημιουργεί ασυσχέτιστους γραμμικούς συνδυασμούς μεταξύ τους, με στόχο την εξήγηση όσο το δυνατόν μεγαλύτερου ποσοστού διακύμανσης. Η ιδανική λύση στην ανάλυση των παραγόντων είναι εκείνη στην οποία κάθε μεταβλητή έχει υψηλό loading ($> 0,5$) σε ένα παράγοντα και πολύ χαμηλό ή μηδέν στους άλλους παράγοντες (Hair Jr κ.ά., 2010). Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων (Confirmatory Factor Analysis, CFA), για να εξεταστεί η ασυμβατότητα και η συνέπεια των εξαγόμενων παραγόντων, αξιολογώντας τη μέγιστη εκτίμηση πιθανότητας μεταξύ των παραγόντων που προέκυψαν από την EFA. Μέσω της παραγοντικής ανάλυσης, επαληθεύτηκε η συνοχή των μεταβλητών και προσδιορίστηκε ο αριθμός των παραγόντων που “φορτώνονται” επιτυχώς, εξηγώντας επαρκώς τη μεταβλητή. Στην επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, οι παράγοντες είναι οι μη παρατηρούμενες

μεταβλητές (οι οποίες ονομάζονται και λανθάνουσες μεταβλητές, latent variables) και καθεμία από αυτές, εκτιμάται με έναν αριθμό παρατηρούμενων μεταβλητών (Hair Jr κ.ά., 2010). Σε κάθε παρατηρούμενη μεταβλητή αντιστοιχεί και μια μη παρατηρούμενη μεταβλητή. Το σφάλμα μεταξύ αυτών, αναφέρεται στην ικανότητα της παρατηρούμενης μεταβλητής να μετρά τον αντίστοιχο παράγοντα και διακρίνεται σε τυχαίο σφάλμα μέτρησης και μοναδιαίο σφάλμα. Αυτό αποτελεί έναν όρο που χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη διασπορά του σφάλματος που απορρέει από κάποιο χαρακτηριστικό στοιχείο, που θεωρείται μοναδικό για την παρατηρούμενη μεταβλητή. Στην επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων, οι παρατηρούμενες μεταβλητές πρέπει να αντιστοιχούν σε έναν και μόνο λανθάνοντα παράγοντα, οι οποίοι θα πρέπει να περιγράφονται με ιδανικά τέσσερις ή παραπάνω παρατηρούμενες μεταβλητές, αλλά τουλάχιστον τρεις. Οι σχέσεις μεταξύ των σφαλμάτων θα πρέπει να ορίζονται κάτω από το δύο τοις εκατό (0,02). Στην ουσία με την Επιβεβαιωτική Παραγοντική Ανάλυση ελέγχεται το στατιστικό φαινόμενο της συγγραμμικότητας κατά το οποίο οι παράγοντες που απαρτίζουν τη μεταβλητή δεν είναι ξεκάθαροι (Byrne, 2013). Περαιτέρω για να ελέγξουμε την ένταση της συσχέτισης των παραγόντων, ακολούθησε ανάλυση δομικών εξισώσεων. Τα μοντέλα δομικών εξισώσεων είναι μια στατιστική μεθοδολογία που υιοθετεί μια επικυρωτική μέθοδο στην πολυμεταβλητή ανάλυση ενός μοντέλου, που με στατιστικές τεχνικές και αναλύσεις αναδεικνύουν τις σχέσεις ανάμεσα στις μεταβλητές, ως επιπλέον επικυρωτική διαδικασία των θεωρητικών υποθέσεων. Τα μοντέλα δομικών εξισώσεων, δημιουργήθηκαν επειδή τα στατιστικά μοντέλα, δεν επιτρέπουν την επίλυση σύνθετων προβλημάτων και δεν μπορούν να δώσουν ικανοποιητικά αποτελέσματα στην ανάλυση ποιοτικών μεταβλητών (Weston & Gore Jr, 2006). Δεν υπολογίζουν μόνο τις εκτιμήσεις για τους παράγοντες του μοντέλου (όπως διακυμάνσεις και συνδιακυμάνσεις των παραγόντων, τον υπολογισμό της διακύμανσης και των λαθών), αλλά επιπλέον περιλαμβάνουν τις άμεσα παρατηρήσιμες ή και λανθάνουσες μεταβλητές, εξετάζουν τις σχέσεις μεταξύ μίας ή και πολλαπλών εξαρτημένων και ανεξάρτητων μεταβλητών συγχρόνως, δίνουν τη δυνατότητα υπολογισμού και διόρθωσης του σφάλματος μέτρησης και εξετάζουν το βαθμό προσαρμογής του θεωρητικού μοντέλου στα εμπειρικά δεδομένα (Ζαφειρόπουλος και Μυλωνάς, 2017).

Η εγκυρότητα των παραγόμενων μοντέλων που προέκυψαν από την ποσοτική έρευνα της παρούσας διατριβής καθορίστηκε, χρησιμοποιώντας πολλούς διαφορετικούς δείκτες απόλυτης προσαρμογής, που ελέγχουν την προσαρμογή των εκτιμώμενων μοντέλων στα δεδομένα, αλλά και τον προσδιορισμό των σχέσεων ανάμεσα στις μεταβλητές. Ο

σκοπός της εκτίμησης της συνολικής προσαρμογής ενός μοντέλου, είναι ο προσδιορισμός του βαθμού στον οποίο το μοντέλο είναι συμβατό με τα εμπειρικά δεδομένα. Επίσης χρησιμοποιήθηκαν οι δείκτες της επαυξητικής προσαρμογής, που συγκρίνουν το προτεινόμενο μοντέλο με κάποιο μοντέλο βάσης, το οποίο συχνά αναφέρεται και ως μηδενικό ή κενό (null) ή ανεξάρτητο μοντέλο. Ένα από τα προβλήματα που υπάρχει αναφορικά με τη χρήση των δεικτών προσαρμογής, είναι ότι η ύπαρξη πολλών δεικτών και η έλλειψη συγκεκριμένων οδηγιών για την εφαρμογή τους, έχει ως αποτέλεσμα οι ερευνητές να επιλέγουν τους δείκτες που επιθυμούν και που τους δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με το βαθμό προσαρμογής (Hair Jr κ.ά., 2010). Η γενική μεθοδολογία επικύρωσης που ακολούθησαν διάφοροι ερευνητές όπως οι Yu και Hsu (2013) και Moreno κ.ά., (2014), εφαρμόστηκε και στη συγκεκριμένη διατριβή. Ανάμεσα στους δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή συμπεριλαμβάνονται, ο δείκτης του βαθμού ελευθερίας Chi-square (X^2/df) που αναφέρεται στην προσαρμογή του δείκτη X^2 για τους βαθμούς ελευθερίας (επιθυμητές τιμές <3 ή $<2-5$), το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της προσέγγισης (RMSEA) που συγκρίνει το υποθετικό με το ιδανικό μοντέλο (επιθυμητές τιμές $<0,08$), ο συγκριτικός δείκτης προσαρμογής CFI (Comparative Fit Index) που συγκρίνει την τιμή X^2 του υποθετικού και του μηδενικού μοντέλου (επιθυμητές τιμές $\geq 0,9$), ο δείκτης επαυξητικής προσαρμογής IFI (Incremental Fit Index) (επιθυμητές τιμές $> 0,9$), ο δείκτης GFI (Goodness of Fit Index) που συγκρίνει το υποθετικό με το μηδενικό μοντέλο (επιθυμητές τιμές $\geq 0,8$), ο δείκτης Tucker-Lewis (TLI) (επιθυμητές τιμές $> 0,9$) και για σύγκριση των μοντέλων με χαμηλότερες τιμές που δείχνουν καλύτερη εφαρμογή στα μοντέλα, χρησιμοποιήθηκαν οι δείκτες AIC και BCC (Kline, 2005; Hair Jr κ.ά., 2010).

4.4 Γραμμικός Προγραμματισμός- Εργαλείο Solver

Η επιχειρησιακή έρευνα ασχολείται με την εύρεση του καλύτερου δυνατού τρόπου επίλυσης προβλημάτων για την άριστη λήψη αποφάσεων, η οποία βασίζεται σε μαθηματικά μοντέλα απόφασης (decision models). Παράλληλα ικανοποιεί την προσπάθεια επιστημονικής προσέγγισης στη διοίκηση των οργανισμών, μέσω μαθηματικής περιγραφής ενός συστήματος, του οποίου επιδιώκεται η βελτιστοποίηση. Η διαδικασία επίλυσης ενός προβλήματος συνήθως περιλαμβάνει τη μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος, την αξιοποίηση της δομής του μαθηματικού μοντέλου και την αριθμητική λύση με τη χρήση υπολογιστή. Ένα μοντέλο είναι ένα περίγραμμα, το οποίο για ένα πεδίο ερωτηματικών αποτελεί μια αναπαράσταση ενός

συνόλου φαινομένων και προορίζεται για να χρησιμεύσει ως εργαλείο στη λήψη αποφάσεων. Η διαδικασία μέσω της οποίας κατασκευάζεται ένα μοντέλο για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα ονομάζεται μοντελοποίηση του προβλήματος (problem modeling) (Δούμπος, 2005). Ο γραμμικός προγραμματισμός στοχεύει στη βελτιστοποίηση της απόδοσης όσον αφορά τους συνδυασμούς πόρων (Lucey, 1996). Τα μοντέλα γραμμικού προγραμματισμού αποτελούνται από ορισμένους διαρθρωτικούς περιορισμούς που αφορούν σε σύνολα συνθηκών, τα οποία η βέλτιστη λύση πρέπει να ικανοποιεί. Μια βέλτιστη λύση πληροί τόσο τους περιορισμούς του προβλήματος όσο και τον καθορισμένο στόχο που πρέπει να επιτευχθεί (Yahya κ.ά., 2012).

Στην παρούσα έρευνα, με βάση τους συντελεστές βαρύτητας που προέκυψαν από την επεξεργασία της ποσοτικής έρευνας (ερωτηματολόγιο Α) και τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των υπαλλήλων που συγκεντρώθηκαν από το ερωτηματολόγιο Β, χρησιμοποιήθηκε το παρακάτω γραμμικό μοντέλο (τύπος 1) για τον υπολογισμό του διανύσματος που δίνει το συνολικό σκορ, δηλαδή τη συνολική βαθμολογία των προσόντων κάθε υποψηφίου.

$$Y_n = \sum_{i=0}^n C_i P_i \quad (\text{τύπος 1})$$

Όπου:

Y_n = συνολική βαθμολογία όλων των κριτηρίων (προσόντων)

C = το ειδικό βάρος κάθε κριτηρίου

P = βαθμολογία κάθε κριτηρίου

n = συνολικός αριθμός κριτηρίων που χρησιμοποιήθηκαν.

Το βασικό εργαλείο γραμμικού προγραμματισμού και συγκεκριμένα το add-in εργαλείο Solver (solver function-MSExcel), χρησιμοποιήθηκε σε ένα αρχικό πείραμα που πραγματοποιήθηκε για να προσδιοριστεί εάν κάποιοι υπάλληλοι ήταν τοποθετημένοι στις κατάλληλες θέσεις, για τον υπολογισμό των σκορ των υπαλλήλων ώστε να επιτευχθεί το μέγιστο αθροιστικό, με χρήση θετικών αριθμών, όπου τα ελάχιστα σκορ βασίζονταν στις ελάχιστες απαιτήσεις, σύμφωνα με τα περιγράμματα της θέσης εργασίας (κατώφλι θέσης). Για το πείραμα αυτό, λήφθηκαν υπόψη οι συντελεστές βαρύτητας που διαμορφώθηκαν με βάση τα πρόδρομα στοιχεία που συγκεντρώθηκαν από ενενήντα πέντε απαντήσεις στο ερωτηματολόγιο Α, καθώς και τα ποιοτικά στοιχεία που συγκεντρώθηκαν μέσω της ποιοτικής έρευνας που πραγματοποιήθηκε μέσω του ερωτηματολογίου Β για πέντε υπαλλήλους, προκειμένου να προσδιοριστεί εάν οι συγκεκριμένοι υπάλληλοι κατείχαν τις κατάλληλες θέσεις, σύμφωνα με τα προσόντα

που διαθέτουν. Έτσι, εφόσον πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των θέσεων εργασίας που δήλωσε ότι κατέχει ο κάθε υπάλληλος και προσδιορίστηκαν τα ελάχιστα απαιτούμενα προσόντα για κάθε θέση, υπολογίστηκε το σκορ κάθε θέσης που αφορούσε στις ελάχιστες απαιτήσεις, σύμφωνα με το περίγραμμα της θέσης εργασίας (κατώφλι θέσης). Στη συνέχεια με βάση το παραπάνω γραμμικό μοντέλο υπολογίστηκε το συνολικό σκορ των προσόντων κάθε υποψηφίου (απαραίτητα και επιθυμητά), έτσι ώστε να ελεγχθεί εάν οι υπάλληλοι κατείχαν τις κατάλληλες θέσεις. Ακολουθώντας με το εργαλείο Solver του Excel, προσδιορίστηκε η καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση υπαλλήλου-θέσης (matching), χρησιμοποιώντας το παρακάτω μοντέλο (τύπος 2):

$$\text{maximize } y = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 Y_{ij} X_{ij} \quad (\text{τύπος 2})$$

Όπου:

- η μεταβλητή Y_{ij} , είναι το άθροισμα των προσόντων κάθε υπαλλήλου i για μια θέση j και υπολογίζεται, μόνο εάν ο i υπάλληλος επιλέγεται για τη θέση j και στην περίπτωση αυτή $X_{ij}=1$.

- η μεταβλητή X_{ij} , ορίζεται για κάθε συνδυασμό i -υπαλλήλου και j -θέσης.

Με περιορισμούς:

$$x_{i1} + x_{i2} + x_{i3} + x_{i4} + x_{i5} = 1$$

$$x_{1j} + x_{2j} + x_{3j} + x_{4j} + x_{5j} = 1$$

$$X_{ij} = 0 \text{ or } 1, \forall i, j$$

Όταν δηλαδή ένας υπάλληλος i επιλέγεται για μια θέση j , τότε $x_{ij}=1$. Αν δεν επιλέγεται, τότε $x_{ij}=0$ και ο υπάλληλος δοκιμάζεται ως υποψήφιος για διαφορετική θέση. Δηλαδή ο κάθε υπάλληλος θα επιλεγεί για μία θέση, δεδομένου ότι μία θέση αντιστοιχεί σε κάθε υπάλληλο.

Η διαφορετικά:

$$\sum_{i=1}^5 x_{ij} = 1, \sum_{j=1}^5 x_{ij} = 1$$

Με το εργαλείο Solver, εάν κάποιο κελί αντιπροσωπεύει το μέγιστο σκορ, τότε μηδενίζονται τα σκορ στα υπόλοιπα κελιά που αντιστοιχούν στις θέσεις για αυτόν τον υποψήφιο. Αυτό γίνονταν μέχρις ότου βρεθεί η βέλτιστη θέση (optimum), όπου στο σύνολο των κελιών (θέσεων) που αντιστοιχούσαν στον κάθε υποψήφιο, το σκορ στο συγκεκριμένο κελί μεγιστοποιούνταν, που παρουσιάζεται στο παρακάτω μοντέλο:

$$y_{\max} = (y_1x_1 + y_2x_2 + \dots + y_5x_5) \quad (\text{τύπος 3})$$

Με άλλα λόγια πραγματοποιήθηκε μία μαθηματική μοντελοποίηση του προβλήματος και προσδιορίστηκαν οι παράμετροι του προβλήματος (προσόντα), οι μεταβλητές απόφασης (X_{ij} , Y_{ij}) καθώς και η αντικειμενική συνάρτηση (τύπος 3), δηλαδή η συνάρτηση της οποίας αναζητείται το μέγιστο, η οποία περιγράφει το κριτήριο απόδοσης του συστήματος (Κολέτσος και Στογιάννης, 2021).

4.5 Μηχανική Μάθηση-Ταξινόμηση

Η τεχνολογία υπολογιστών μπορεί να αποτελέσει παράγοντα στρατηγικής σημασίας για αποτελεσματική διαχείριση του ανθρώπινου δυναμικού, οδηγώντας στη μεγιστοποίηση της απόδοσής του. Η μηχανική μάθηση δύναται να βοηθήσει στη βελτίωση του συστήματος υποστήριξης των αποφάσεων των επιχειρήσεων ή των οργανισμών, συμβάλλοντας στην επίτευξη των στόχων τους. Η ταξινόμηση αποτελεί μια εποπτευόμενη μέθοδο μηχανικής μάθησης που επιτρέπει στο σύστημα να εκπαιδευτεί σε παραδείγματα και δημιουργεί μοντέλα με την αντιστοίχιση ενός συνόλου δεδομένων σε συγκεκριμένες ετικέτες κλάσης. Στόχος της ταξινόμησης είναι η πρόβλεψη μελλοντικών αποτελεσμάτων με βάση τα διαθέσιμα τρέχοντα δεδομένα (Witten κ.ά., 2017). Στη μηχανική μάθηση, ένα χαρακτηριστικό (feature) είναι ένα ατομικό μετρήσιμο χαρακτηριστικό, ενώ ένα σύνολο χαρακτηριστικών δύναται να περιγραφεί με ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών (feature vector). Ένας τρόπος ταξινόμησης, είναι η χρήση μιας γραμμικής συνάρτησης πρόβλεψης, με ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών ως είσοδο. Η μέθοδος υπολογίζει διαδοχικά το γινόμενο μεταξύ του διανύσματος χαρακτηριστικών και του διανύσματος συντελεστών βαρύτητας (σταθμισμένο διάνυσμα χαρακτηριστικών), συγκρίνοντας το αποτέλεσμα με ένα κατώφλι εισόδου (όριο κλάσης), οδηγώντας σε μια κλάση βασισμένη στη συγκεκριμένη σύγκριση (Bishop, 2006). Σε ένα πρόβλημα εξόρυξης δεδομένων, έχουμε k χαρακτηριστικά και ένα σύνολο περιστατικών εκπαίδευσης $w = \{(E_t, c) \mid t = 1, \dots, T\}$, όπου T είναι ο συνολικός αριθμός περιστατικών, κάθε περιστατικό E_t είναι ένα διάνυσμα k τιμών χαρακτηριστικών δηλ. $E_t = [et_1, et_2, \dots, et_k]$, και το c είναι η αξία ταξινόμησης (Pirumuthu & Sikora, 2009).

Η ταξινόμηση βασίζεται σε τέσσερα στοιχεία, που είναι τα εξής (Gorunescu, 2011):

- (i) η κλάση (the class), δηλαδή η εξαρτημένη μεταβλητή που αντιπροσωπεύει την "ετικέτα" που υπάρχει σε κάθε περιστατικό,
- (ii) ο προγνωστικός παράγοντας (the predictor), δηλαδή η ανεξάρτητη μεταβλητή που αντιπροσωπεύεται από τα χαρακτηριστικά (features) των δεδομένων,

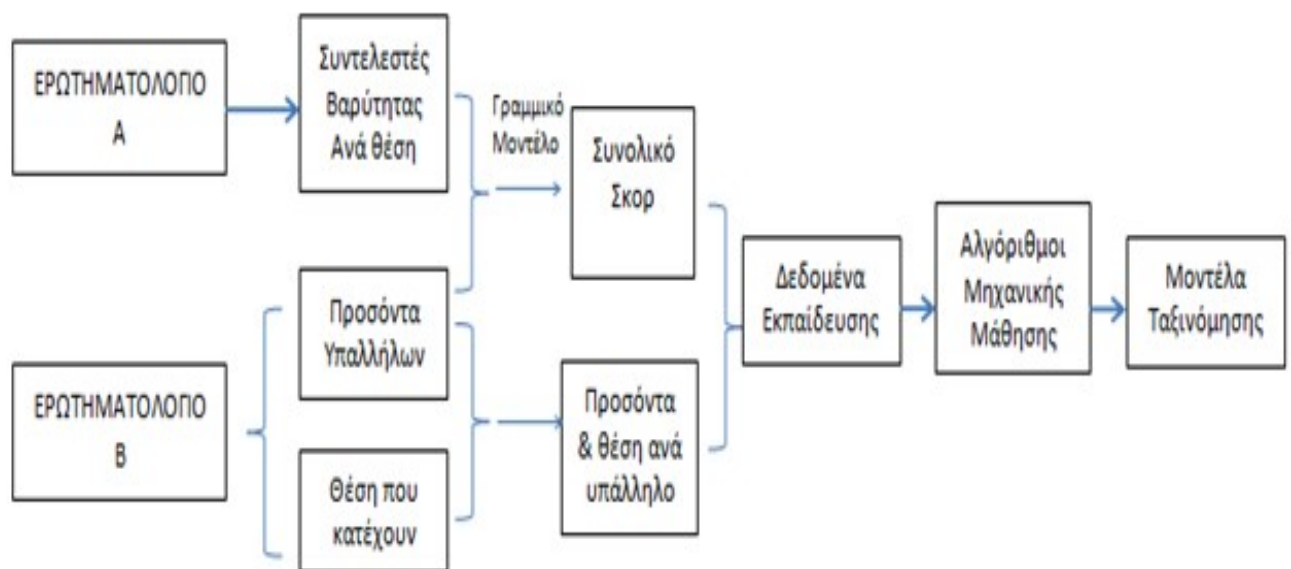
(iii) το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (training dataset), δηλαδή ένα σύνολο δεδομένων που περιέχει τις τιμές των κλάσεων και των προγνωστικών, όπως προαναφέρθηκε, που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της κατάλληλης κλάσης και (iv) το σύνολο δεδομένων δοκιμών (testing dataset), δηλαδή ένα σύνολο που περιέχει νέα δεδομένα που πρέπει να ταξινομηθούν με βάση το μοντέλο που έχει κατασκευαστεί, αξιολογώντας έτσι την ακρίβεια ταξινόμησης.

Στην έρευνά μας, τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα ταξινόμησης, αφορούν στα προσόντα των βασικών θέσεων ή ρόλων εργασίας κάθε οργανικής μονάδας (Διευθυντής, Προϊστάμενος Τμήματος, Υπάλληλος, νεοεισερχόμενος υπάλληλος). Το καλύτερο δυνατό ταίριασμα (matching) κάθε υποψηφίου με τη θέση που κατέχει, σύμφωνα με τις προδιαγραφές εργασίας της αντίστοιχης θέσης, αποτελεί αποτέλεσμα δύο επιπέδων αξιολόγησης. Πιο συγκεκριμένα:

- Αρχικά πραγματοποιήθηκε μία σύγκριση μεταξύ των προσόντων που διαθέτει κάθε υποψήφιος, με τα απαιτούμενα προσόντα για τη θέση που κατέχει με βάση τις προδιαγραφές των θέσεων εργασίας (job specification). Στην περίπτωση που ένας υπάλληλος δεν διαθέτει τα ελάχιστα απαιτούμενα προσόντα της θέσης που κατέχει, εξαιρείται από το δείγμα των δεδομένων εκπαίδευσης, προκειμένου τα δεδομένα εφόσον εκπαιδευτούν, να οδηγούν σε αντικειμενικά μοντέλα πρόβλεψης.
- Στη συνέχεια ακολούθησε μία σύγκριση μεταξύ του μέγιστου συνολικού σκορ κάθε υποψηφίου της θέσης που κατέχει, που υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη τα απαιτούμενα και τα επιθυμητά προσόντα, με το σκορ που υπολογίζεται από τα ελάχιστα απαιτούμενα προσόντα κάθε θέσης, σύμφωνα με την αντίστοιχη προδιαγραφή της θέσης εργασίας (τύπος 1).

Εάν ένας υπάλληλος διαθέτει τα απαιτούμενα προσόντα και συγκεντρώνει τουλάχιστον το ελάχιστο σκορ που απαιτείται για κάθε θέση, σύμφωνα με την προδιαγραφή της θέσης, τότε ο υπάλληλος θεωρείται κατάλληλος να επιλεγεί για τη συγκεκριμένη θέση. Όσο μεγαλύτερη είναι η θετική διαφορά ανάμεσα στο συνολικό σκορ που συγκεντρώνει κάθε υπάλληλος με το ελάχιστο σκορ που προσδιορίζεται από την ανάλυση της θέσης εργασίας, τόσο πιο κατάλληλος είναι ο υπάλληλος. Ακολούθησε ταξινόμηση των επιλεγμένων δεδομένων εφαρμόζοντας εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, με στόχο να γίνουν μελλοντικές προβλέψεις για την καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση μεταξύ ενός υπαλλήλου του δημόσιου τομέα και του προφίλ της θέσης (ρόλου) εργασίας. Τόσο οι εργαζόμενοι όσο και το προφίλ θέσης εκφράστηκαν ως ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών και πιο συγκεκριμένα, το προφίλ των εργαζομένων εκφράστηκε μέσω ενός διανύσματος

που αφορά στα τυπικά και ουσιαστικά προσόντα τους, ενώ το προφίλ κάθε θέσης εκφράστηκε με βάση τα αντίστοιχα απαιτούμενα και προαιρετικά προσόντα που περιλαμβάνονται στην προδιαγραφή της αντίστοιχης θέσης σχετικά με τα εξής: επίπεδο πτυχίου, βαθμός πτυχίου, μεταπτυχιακό δίπλωμα, διδακτορικό δίπλωμα, τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης, σεμινάρια, γνώση ευρωπαϊκών γλωσσών, δεξιότητες Η/Υ, έτη προϋπηρεσίας, προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης, βαθμολογία συνέντευξης, συμμετοχή σε ομάδες εργασίας/επιτροπές, ερευνητικές εργασίες, βαθμολογία αξιολόγησης. Χρησιμοποιήθηκαν τα τυπικά προσόντα ως δείκτες, δεδομένου ότι δύνανται να ποσοτικοποιηθούν με διαφάνεια, οδηγώντας σε αντικειμενικά συμπεράσματα και δημιουργήθηκαν πίνακες δεδομένων για κάθε ειδικότητα, κλάδο, επίπεδο σπουδών, εμπειρία κ.ο.κ.. Σε όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης (training dataset) εφαρμόστηκαν αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης προκειμένου να ανακαλυφθεί η χαρτογράφηση μεταξύ των εισόδων και της ετικέτας εξόδου (κλάσης), που ελαχιστοποιεί το σφάλμα πρόβλεψης.



Σχήμα 12: Μεθοδολογία διαμόρφωσης μοντέλων ταξινόμησης

Με άλλα λόγια, έχοντας μια σειρά περιστατικών (instances δηλ. υπαλλήλων) και εξετάζοντας τα προσόντα τους (χαρακτηριστικά-features), έγινε ταξινόμηση για προβλέψεις πιθανών νέων περιστατικών, δηλ. για νέες αντιστοιχίσεις υπαλλήλων και θέσεων. Διαγραμματικά η μεθοδολογία διαμόρφωσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης (ταξινόμησης) της παρούσας διατριβής παρουσιάζεται στο σχήμα 12.

4.6 Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Μεταξύ πολλών αλγορίθμων ταξινόμησης βασισμένων σε διάφορα θεωρητικά θεμέλια, στην παρούσα προσέγγιση, δοκιμάστηκαν κάποιοι αλγόριθμοι που είναι ευρέως γνωστοί στην κοινότητα μηχανικής μάθησης. Για τα πειράματα ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα μηχανικής μάθησης WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) (Witten κ.ά., 2017), επιλέγοντας συνήθως τις προεπιλεγμένες τιμές για τις παραμέτρους.

Οι αλγόριθμοι που εφαρμόστηκαν, επιλέχθηκαν με βάση τα ακόλουθα κριτήρια:

- την πρόβλεψη απόδοσης, δηλαδή την ικανότητα να προσδιορίζουν σωστά την κλάση με δεδομένα τα χαρακτηριστικά εισόδου,
- την ευκολία επεξήγησης των μοντέλων που διαμορφώνονται, δηλαδή τη δυνατότητα που δίνουν τα μοντέλα για κατανόηση των δεικτών που οδηγούν το σύστημα στη διαμόρφωση των προβλέψεων,
- την ακαδημαϊκή αναγνώριση, δεδομένου ότι η ύπαρξη αλγορίθμων για τουλάχιστον δέκα χρόνια, θεωρείται δείκτης αξιοπιστίας και ευρείας αποδοχής.

Εν κατακλείδι, τα προτεινόμενα μοντέλα επιλέχθηκαν με βάση την ικανότητά τους, να διαχειρίζονται ικανοποιητικά το πρόβλημα επιλογής και τοποθέτησης των κατάλληλων ανθρώπων για την κατάλληλη θέση.

- **Δενδρικοί Αλγόριθμοι**

Τα δέντρα αποφάσεων είναι λογικές μέθοδοι ταξινόμησης μηχανικής μάθησης που έχουν δομή δένδρου ή ιεραρχική δομή και χρησιμοποιούνται κυρίως για περιπτώσεις ταξινόμησης και πρόβλεψης. Τα χαρακτηριστικά (features/attributes) που χρησιμοποιούνται διαμορφώνουν τους κόμβους των δέντρων. Οι ισχυρές τιμές των χαρακτηριστικών περιλαμβάνονται στα άκρα, ενώ οι πιθανές κατηγορίες του προβλήματος βρίσκονται στα φύλλα (Murthy, 1998). Τα δέντρα αποφάσεων ταξινομούν τα περιστατικά (instances), με βάση το χαρακτηριστικό διάνυσμα (feature vector). Το χαρακτηριστικό που διαιρεί καλύτερα τα δεδομένα εκπαίδευσης, αποτελεί το ριζικό κόμβο του δέντρου. Τα αριθμητικά χαρακτηριστικά δεν έχουν κανένα πλεονέκτημα στην ακρίβεια πρόβλεψης έναντι του δυαδικού διαχωρισμού (binary splitting) (Elomaa & Rousu, 1999). Κάθε κόμβος στο δένδρο ορίζει μια συνθήκη ελέγχου της τιμής κάποιου χαρακτηριστικού των περιστατικών και κάθε κλαδί που φεύγει από αυτόν τον κόμβο, αντιστοιχεί σε μια διαφορετική διακριτή τιμή αυτού του χαρακτηριστικού. Κάθε περιστατικό ταξινομείται αρχίζοντας από τη ρίζα και ακολουθώντας τα κλαδιά του δένδρου προς κάποιο φύλλο, το οποίο περιέχει μια διακριτή τιμή της κατηγορίας. Σε κάθε κόμβο ελέγχεται η τιμή του περιστατικού για το χαρακτηριστικό του κόμβου, που

οδηγεί στο αντίστοιχο κλαδί. Τα δέντρα ταξινόμησης προβλέπουν με κάποιο βαθμό ακρίβειας την τιμή της μεταβλητής που μοντελοποιούν με βάση τις τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών (χαρακτηριστικών) (Βλαχάβας κ.ά., 2020). Τα δέντρα αποφάσεων διαμορφώνουν μια ιεραρχία δοκιμών, όπου μια άγνωστη τιμή χαρακτηριστικού περνάει από όλους τους κλάδους του κόμβου έτσι ώστε να κατηγοριοποιηθεί σε μια κλάση. Τα περιστατικά που ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις έχουν διαφορετικές τιμές σε τουλάχιστον ένα από τα χαρακτηριστικά τους. Τα δέντρα αποφάσεων τείνουν να αποδίδουν καλύτερα όταν ασχολούνται με διακριτά κατηγορικά χαρακτηριστικά (Kotsiantis, 2007). Τα δένδρα αποφάσεων μπορούν να προσδιορίσουν χωρίς περίπλοκους υπολογισμούς τις μεταβλητές που έχουν μεγαλύτερη επίδραση στην πρόβλεψη. Είναι χρήσιμα για την εξερεύνηση δεδομένων ενός μεγάλου αριθμού μεταβλητών εισόδου σε μία μεταβλητή στόχο. Συνδυάζουν την εξερεύνηση δεδομένων και τη μοντελοποίηση και οδηγούν σε μοντέλα προβλέψεων με τη μορφή κανόνων που είναι εύκολα επεξηγήσιμοι (Azar κ.ά., 2013). Το κύριο πλεονέκτημα των δέντρων αποφάσεων, δεδομένου ότι είναι εύκολα κατανοητά, σχετίζεται με την ικανότητά τους να διασπούν τις πολύπλοκες διαδικασίες λήψης αποφάσεων σε απλούστερες, έτσι ώστε η λύση του εκάστοτε προβλήματος να ερμηνεύεται ευκολότερα (Rizky & Mahdiana, 2019). Ο πιο γνωστός αλγόριθμος στη βιβλιογραφία για την κατασκευή δέντρων αποφάσεων είναι ο C4.5 (Quinlan, 1996), ο οποίος διαπιστώθηκε ότι έχει πολύ καλό συνδυασμό ποσοστού σφάλματος και ταχύτητας (Tjen-Sien κ.ά. 2000).

1) Ο J48 είναι ένας αλγόριθμος επαγωγής δέντρου αποφάσεων που αναπτύχθηκε αρχικά ως C4.5 (Quinlan, 1996). Ο C4.5 δημιουργεί ένα δέντρο αποφάσεων με βάση το κέρδος πληροφορίας (information gain), σχετικά με την αξιολόγηση των χαρακτηριστικών στο διαθέσιμο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Το κέρδος πληροφορίας αναπαριστά τη μείωση της εντροπίας του συνόλου εκπαίδευσης. Όταν μειώνεται η εντροπία (ανομοιογένεια αναφορικά με την υπό εξέταση εξαρτημένη μεταβλητή), αυξάνεται η πυκνότητα πληροφορίας και δημιουργείται ένα πιο συμπαγές δέντρο (Βλαχάβας κ.ά., 2020). Με τον αλγόριθμο J48, το χαρακτηριστικό ή τα χαρακτηριστικά των οποίων οι τιμές διακρίνουν σαφέστερα τα παραδείγματα κατάρτισης, σύμφωνα με την ετικέτα της κλάσης τους, προσδιορίζονται σε κάθε επανάληψη στον κύκλο εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος σταματά όταν δεν υπάρχουν άλλα χαρακτηριστικά για εξερεύνηση ή όταν όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης διαχωριστούν ικανοποιητικά (Rombaut & Guerri, 2015). Επιπλέον, ο αλγόριθμος J48 ενσωματώνει δύο μεθοδολογίες κλαδέματος δένδρων: α) Αντικατάσταση υποδέντρου, που αντικαθιστά έναν κόμβο σε ένα δέντρο

απόφασης με το αντίστοιχο φύλλο, εάν το συγκεκριμένο υποδέντρο δεν βοηθά στην ακρίβεια ταξινόμησης. Αυτή η διαδικασία κλαδέματος ξεκινά από τα ψηλότερα φύλλα του σχηματισμένου δέντρου και κινείται από κάτω προς τα πάνω, δηλαδή προς τη ρίζα.

β) Ανύψωση υποδέντρου όπου ένας κόμβος μπορεί να αντικαταστήσει άλλους κόμβους ενώ κινείται προς τη ρίζα. Αυτός ο τύπος κλαδέματος τις περισσότερες φορές έχει ασήμαντη επίδραση στα μοντέλα δέντρων αποφάσεων (Witten κ.ά., 2017).

2) Ο Random Forest, είναι ένας αλγόριθμος ταξινόμησης μεταμάθησης (meta learning) που εκτελείται επαναληπτικά και σε κάθε επανάληψη δημιουργείται ένα δέντρο αποφάσεων από ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο χαρακτηριστικών. Ο αριθμός των επαναλήψεων είναι προκαθορισμένος και το τελικό σφάλμα ταξινόμησης, αποτελεί το μέσο σφάλμα από όλες τις επαναλήψεις. Ο αλγόριθμος Random Forest συνήθως μπορεί να επιτύχει υψηλή απόδοση, οδηγεί σε μια συλλογή από δέντρα παλινδρόμησης και ταξινόμησης και δημιουργεί απλά μοντέλα, χρησιμοποιώντας δυαδικούς διαχωρισμούς στις μεταβλητές πρόβλεψης (Speiser et al., 2019). Επιπλέον αν και το τελικό μοντέλο εκπαίδευσης μπορεί να μάθει πολύπλοκες σχέσεις, τα όρια των αποφάσεων που δημιουργούνται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης είναι εύκολα κατανοητά. Τα μη συσχετισμένα μοντέλα μπορούν να παράγουν πιο ακριβείς προβλέψεις, επειδή τα δέντρα προστατεύουν το ένα το άλλο από τα λάθη τους (Breiman, 2001). Ο αλγόριθμος Random Forest είναι μια επέκταση του απλού δενδρικού ταξινομητή απόφασης, καθώς αναπτύσσονται πολλά δέντρα ταξινόμησης για να ταξινομήσουν ένα νέο χαρακτηριστικό από ένα διάνυσμα εισόδου. Κάθε δέντρο στο τυχαίο δάσος οδηγεί σε μια πρόβλεψη ταξινόμησης σε κάποια πιθανή κλάση και τελικά ο αλγόριθμος επιλέγει την κλάση με το μεγαλύτερο αριθμό ψήφων, διαμορφώνοντας το μοντέλο πρόβλεψης (Kumar, 2018).

3) Ο Random Tree είναι ένας αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιεί τεχνική bagging, η οποία δημιουργεί μια τελική πρόβλεψη που βασίζεται σε μεμονωμένες προβλέψεις των βασικών ταξινομητών σε τυχαία υποσύνολα του αρχικού συνόλου δεδομένων, με σκοπό τη μείωση της διακύμανσης, εισάγοντας την έννοια της τυχαιοποίησης, κατά τη διαδικασία κατασκευής. Στα απλά δέντρα, κάθε κόμβος διαχωρίζεται χρησιμοποιώντας την καλύτερη διαίρεση μεταξύ όλων των μεταβλητών. Ο αλγόριθμος Random Tree χρησιμοποιείται για προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης και οδηγεί σε μια συλλογή προγνωστικών δέντρων, που δημιουργούν ένα δάσος. Ταξινομεί το διάνυσμα χαρακτηριστικών εισόδου, σε κάθε δέντρο του δάσους και εξάγει ως αποτέλεσμα την ετικέτα της κλάσης που έλαβε την πλειοψηφία των "ψήφων". Σε περίπτωση παλινδρόμησης, το αποτέλεσμα της ταξινόμησης είναι ο μέσος όρος των επιμέρους

ταξινομήσεων σε όλα τα δέντρα του δάσους. Ο αλγόριθμος Random Tree, είναι ένας συνδυασμός αλγορίθμων μεμονωμένων δένδρων και αλγορίθμων τυχαίων δασών, που δημιουργεί λογικά ισορροπημένα δέντρα, στα οποία ένας ενιαίος κανόνας για τη ρύθμιση των ακραίων τιμών, λειτουργεί σε όλα τα φύλλα, απλοποιώντας τη διαδικασία βελτιστοποίησης (Kalmegh, 2015).

4) Ο REPTree δημιουργεί ένα δέντρο αποφάσεων/παλινδρόμησης, χρησιμοποιώντας ως κριτήριο διαχωρισμού το κέρδος πληροφορίας (information gain) (που αναπαριστά τη μείωση της εντροπίας, δηλ της ανομοιογένειας σε μια ομάδα παρατηρήσεων) και κλαδεύει το δέντρο με βάση τη μείωση του σφάλματος ή της διακύμανσης. Χρησιμοποιεί τη βασική λογική του δέντρου παλινδρόμησης και δημιουργεί πολλά δέντρα σε διαφορετικές επαναλήψεις. Μετά από αυτό επιλέγει το καλύτερο από όλα τα δέντρα που δημιουργήθηκαν. Κατά το κλάδεμα του δέντρου, το μέτρο που χρησιμοποιείται είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα στις προβλέψεις του δέντρου. Ο REPTree ταξινομεί μόνο τιμές για αριθμητικά χαρακτηριστικά μια φορά (Srinivasan & Mekala, 2014; Kalmegh, 2015).

5) Τα δέντρα Logistics Model, όπως τα δέντρα παλινδρόμησης, προβλέπουν μια αριθμητική τιμή για κάθε περιστατικό, το οποίο ορίζεται με ένα σταθερό σύνολο αριθμητικών ή ονομαστικών χαρακτηριστικών. Σε αντίθεση με τα συνηθισμένα δέντρα παλινδρόμησης, κατασκευάζει μια τμηματική γραμμική (αντί για σταθερή) προσέγγιση της συνάρτησης στόχου. Το τελικό μοντέλο αποτελείται από ένα δέντρο αποφάσεων με γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης στα φύλλα του. Η πρόβλεψη για ένα περιστατικό επιτυγχάνεται με τη κατηγοριοποίησή του σε ένα φύλλο, χρησιμοποιώντας την πρόβλεψη του γραμμικού μοντέλου που σχετίζεται με αυτό το φύλλο. Σε κάθε επανάληψη του αλγόριθμου, δημιουργείται ένα μοντέλο παλινδρόμησης εξετάζοντας όλα τα χαρακτηριστικά, εντοπίζοντας το χαρακτηριστικό με το μικρότερο σφάλμα, το οποίο προστίθεται στο τελικό μοντέλο. Τα Logistic Model Trees βασίζονται στην ανάπτυξη ενός τυπικού δέντρου ταξινόμησης, δημιουργώντας μοντέλα παλινδρόμησης για όλους τους κόμβους, κλαδεύοντας μερικά από τα υποδέντρα με κάποιο κριτήριο κλάδευσης και συνδυάζοντας τα μοντέλα κατά μήκος μιας πορείας ώστε να καταλήγουν σε ένα μόνο μοντέλο (Landwehr κ.ά., 2005; Balogun κ.ά., 2021).

6) Ο αλγόριθμος Hoeffding Trees, που αναπτύχθηκε από τους Domingos και Hulten (2000), είναι ένας αλγόριθμος επαγωγής δέντρου αποφάσεων, ο οποίος μπορεί να μάθει από μαζικές ροές δεδομένων. Ένα μικρό δείγμα δεδομένων συχνά μπορεί να είναι αρκετό για να επιλεγεί το βέλτιστο χαρακτηριστικό διαχωρισμού. Ο αλγόριθμος

υποστηρίζει μαθηματικά αυτήν την ιδέα, ποσοτικοποιώντας τον αριθμό των παρατηρήσεων που απαιτούνται για την εκτίμηση ορισμένων στατιστικών, εντός μιας καθορισμένης απόφασης για την καταλληλότητα ενός χαρακτηριστικού. Ο αλγόριθμος παρέχει αξιόπιστες εγγυήσεις για την απόδοση, που δεν παρέχουν άλλοι δενδρικοί ταξινομητές σταδιακής λήψης αποφάσεων, διότι οδηγεί σε μοντέλα, ταξινομώντας δεδομένα με βάση τα χαρακτηριστικά που δίνουν τη μικρότερη απόκλιση. Σε πολλές περιπτώσεις αυτά τα μοντέλα συνδυάζονται με άλλες τεχνικές για να παρέχουν βελτιωμένη ακρίβεια και απόδοση (Muallem κ.ά., 2017).

- **Bayesian Algorithms**

Η ταξινόμηση Bayes είναι μια παραδοσιακή και ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική μηχανικής μάθησης, βασισμένη στην εφαρμογή του θεωρήματος του Bayes. Υπολογίζει την πιθανότητα να συμβεί ένα γεγονός, μέσω της πιθανότητας ενός άλλου γεγονότος που έχει ήδη συμβεί. Σε έναν ταξινομητή Bayes, ο στόχος είναι να επιλεγεί η πιο πιθανή κατηγορία από ένα σύνολο πιθανών ετικετών και όχι να καθοριστεί η πραγματική πιθανότητα μιας ετικέτας κλάσης (Province, 2015).

Ο αλγόριθμος Naïve Bayes είναι ένας πιθανολογικός ταξινομητής, βασισμένος στην υπόθεση της ανεξαρτησίας υπό όρους, ο οποίος υποθέτει ότι η εμφάνιση ενός συγκεκριμένου χαρακτηριστικού, δεδομένης της τιμής της κλάσης, δεν σχετίζεται με την εμφάνιση άλλων χαρακτηριστικών από το σύνολο δεδομένων. Αν και αυτή η υπόθεση δεν ισχύει στην πραγματικότητα, έχει αποδειχθεί ότι αντιμετωπίζει ικανοποιητικά διάφορα προβλήματα ταξινόμησης. Οι λόγοι που ο Naïve Bayes συχνά λειτουργεί τόσο ικανοποιητικά είναι, ότι απλοποιεί τα προβλήματα μοντελοποίησης, μπορεί να κωδικοποιηθεί εύκολα και κάνει γρήγορες προβλέψεις. Αυτός ο αλγόριθμος χρειάζεται μια μικρή ποσότητα δεδομένων εκπαίδευσης για να καθορίσει τις απαραίτητες παραμέτρους για την ταξινόμηση. Χάρη στην υπόθεση των ανεξάρτητων μεταβλητών, δεν απαιτείται η εκτίμηση ολόκληρου του πίνακα συνδιακύμανσης, αλλά μόνο οι διαφορές των μεταβλητών για κάθε κλάση (Russell & Norvig, 2009). Το μειονέκτημα του αλγόριθμου, είναι ότι λόγω της υπόθεσης των ανεξάρτητων μεταβλητών, δεν μπορεί να εντοπίσει μοντέλα που βασίζονται σε αλληλεπίδραση δύο ή περισσότερων χαρακτηριστικών (Βλαχάβας κ.ά, 2020).

- **Support Vector Machines**

Οι αλγόριθμοι διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines-SVM) εισήχθησαν από τους Boser κ.ά. (1992), για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης και παλινδρόμησης και έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε αρκετούς τομείς, όπως ανίχνευση

καινοτομίας, ομαδοποίηση, επιλογή χαρακτηριστικών. Σε προβλήματα ταξινόμησης, σύμφωνα με τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται, μπορούν να παραχθούν μοντέλα με διαφορετικούς τύπους περιθωρίων αποφάσεων. Συνήθως ο αλγόριθμος προσπαθεί να δημιουργήσει μία διαχωριστική γραμμή μεταξύ των κλάσεων, έτσι ώστε τα διανύσματα υποστήριξης να βρίσκονται όσο το δυνατόν πιο μακριά από αυτή τη γραμμή. Ένας γραμμικός αλγόριθμος SVM, δημιουργεί ένα υπερπλάνο (υπερεπιφάνεια) που χωρίζει ένα σύνολο θετικών παραδειγμάτων από ένα σύνολο αρνητικών, μεγιστοποιώντας το περιθώριο στην περιοχή των χαρακτηριστικών, δηλαδή την απόσταση του υπερπλάνου από τα πλησιέστερα θετικά ή αρνητικά παραδείγματα (Scholkopf κ.ά., 1998). Η πολυπλοκότητα των περιθωρίων δεν οδηγεί σε κακή γενίκευση, επειδή η βελτιστοποίηση των περιθωρίων, φροντίζει για τη σωστή τοποθέτηση των περιθωρίων. Οι μηχανές διανύσματος υποστήριξης ελαχιστοποιούν τον εμπειρικό κίνδυνο, τόσο για προβλήματα ταξινόμησης όσο και παλινδρόμησης (Jankowski & Grabczewski, 2008). Ο αλγόριθμος διαδοχικής ελάχιστης βελτιστοποίησης/Sequential Minimal Optimization (SMO), είναι ένας βελτιωμένος αλγόριθμος για την εκπαίδευση μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης. Τμηματοποιεί ένα μεγάλο πρόβλημα βελτιστοποίησης τετραγωνικού προγραμματισμού (QP) σε μικρότερα προβλήματα. Ο αλγόριθμος λύνει το μικρότερο πρόβλημα βελτιστοποίησης σε κάθε βήμα. Ο εσωτερικός βρόγχος (loop) του αλγορίθμου εκφράζεται σε μια μικρή ποσότητα κώδικα C, αντί να επικαλείται μια ολόκληρη προγραμματιστική ρουτίνα QP βιβλιοθήκης. Παρόλο που επιλύονται περισσότερα επιμέρους προβλήματα βελτιστοποίησης, κάθε επιμέρους πρόβλημα επιλύεται τόσο γρήγορα, ώστε το συνολικό πρόβλημα QP να λύνεται πολύ γρήγορα (Platt, 1998). Ο SMO είναι ένας αλγόριθμος διαδοχικής ελάχιστης βελτιστοποίησης που δημιουργεί ένα ταξινομητή διανύσματος υποστήριξης, χρησιμοποιώντας πολυωνμικούς ή Gaussian πυρήνες (Keerthi κ.ά., 2001).

- **Αλγόριθμοι Κανόνων (Rules Algorithms)**

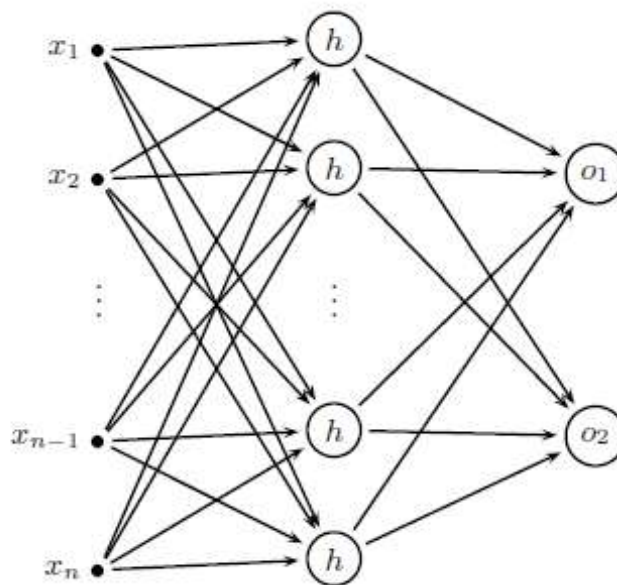
Οι αλγόριθμοι κανόνων/Rules Algorithms, ταξινομούν γενικεύοντας κανόνες και χρησιμοποιούνται σε προβλήματα όπου οι υποθέσεις που πρέπει να αναπαρασταθούν αφορούν συσχετισμούς που μπορούν εύκολα να εκφραστούν (Βλαχάβας κ.ά., 2020). Ο αλγόριθμος PART, δημιουργεί ένα μερικό δέντρο αποφάσεων σε κάθε επανάληψη και μετατρέπει το καλύτερο φύλλο σε κανόνα. Δηλαδή δημιουργεί κανόνες κατασκευάζοντας διαδοχικά μερικά δέντρα αποφάσεων. Μόλις χτιστεί ένα μερικό δέντρο, ένας κανόνας εξάγεται από αυτό και με αυτό τον τρόπο ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αποφεύγει τη μεταεπεξεργασία (Witten κ.ά., 2017).

- **Αλγόριθμοι Μεταμάθησης (Meta-learning Algorithms)**

Οι αλγόριθμοι μεταμάθησης μαθαίνουν τον τρόπο εκμάθησης και καλύτερου συνδυασμού των προβλέψεων από τις εξόδους (output) άλλων αλγορίθμων, μέσα από μια σειρά εργασιών πρόβλεψης, που αναφέρεται ως μάθηση πολλαπλών εργασιών. Ο αλγόριθμος Random Committee, χρησιμοποιεί ένα σύνολο βασικών ταξινομητών, μετατρέποντας τους σε πιο ισχυρούς. Οι ταξινομητές στο βασικό επίπεδο που μπορούν που χρησιμοποιούνται για αυτόν τον μετα-αλγόριθμο είναι οι: Random Forest (RF), Random Tree (RT), REPTree (REptree), Stochastic Gradient Descent (SGD) και Multilayer Perceptron (MLP). Είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι οι ταξινομητές στο σύνολο διαφέρουν ως προς τη δομή των μοντέλων τους, όμως όλοι οι ταξινομητές εφαρμόζονται χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα (Cooper κ.ά., 2021). Ο Random Committee περιλαμβάνει την εφαρμογή ενός αριθμού βασικών ταξινομητών, χρησιμοποιώντας μοναδικές τυχαίες τιμές εισαγωγής και το τελικό αποτέλεσμα ταξινόμησης δημιουργείται με τον υπολογισμό του μέσου όρου των προβλέψεων των επιμέρους βασικών ταξινομητών (Witten κ.ά., 2017).

- **Αλγόριθμοι Νευρωνικών δικτύων (Neural Network Algorithms)**

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν σχεδιαστεί για να προσομοιώνουν τις λειτουργίες του ανθρώπινου νευρικού συστήματος και χρησιμοποιούν κόμβους, όπως το ανθρώπινο μυαλό χρησιμοποιεί νευρώνες. Οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους σε ένα δίκτυο που αναγνωρίζει τα πρότυπα όταν παρουσιάζονται σε ένα σύνολο δεδομένων. Στο νευρωνικό δίκτυο, που παρουσιάζεται στο σχήμα 13, με x_i παρουσιάζονται οι εισόδοι (μεταβλητές εισόδου), με h τα κρυμμένα επίπεδα και o_i οι εξόδοι (μεταβλητές εξόδου).



Σχήμα 13: Δομή νευρωνικού δικτύου

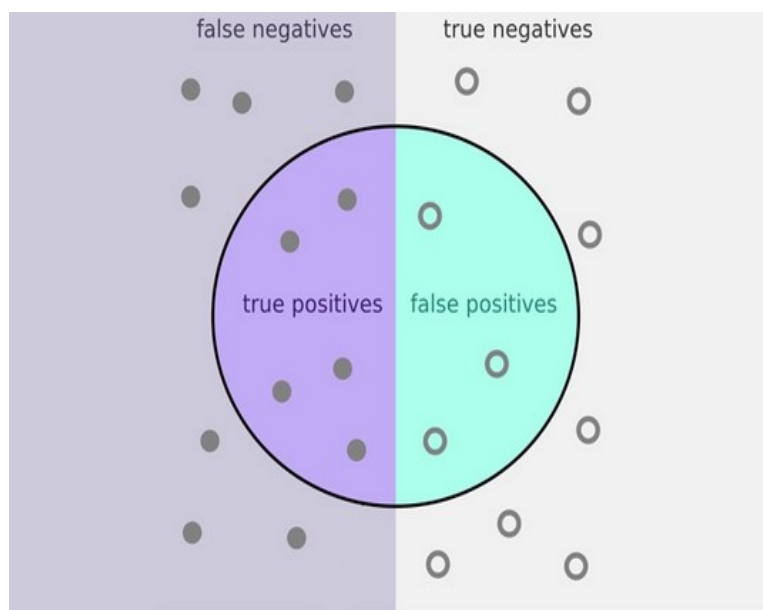
Η βασική μονάδα ενός νευρωνικού δικτύου είναι το perceptron, το οποίο λαμβάνει μια πραγματική τιμή διανύσματος εισόδου, υπολογίζει έναν γραμμικό συνδυασμό εισόδων και δίνει ως έξοδο το 1, εάν το αποτέλεσμα είναι μεγαλύτερο από ένα κατώφλι, ή 0 σε οποιοδήποτε άλλη περίπτωση (Grossberg, 1988). Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή μοτίβων και τον εντοπισμό τάσεων, που είναι τόσο περίπλοκες που δεν μπορούν να αναγνωριστούν από ανθρώπους ή άλλες υπολογιστικές τεχνικές. Ο αλγόριθμος Multilayer Perceptron, χρησιμοποιεί back-propagation, δηλαδή λειτουργεί από τον τελικό κόμβο (επίπεδο εξόδου) προς τους κόμβους-πηγές (επίπεδο εισόδου), έτσι ώστε να μάθει η βασική μονάδα του νευρωνικού δικτύου (perceptron) να ταξινομεί περιπτώσεις. Το back-propagation, λειτουργεί αρχικά παρουσιάζοντας ένα δείγμα εκπαίδευσης στο νευρωνικό δίκτυο, στη συνέχεια συγκρίνει την έξοδο του δικτύου με την επιθυμητή έξοδο από αυτό το δείγμα και υπολογίζει το σφάλμα σε κάθε έξοδο νευρώνα. Για κάθε νευρώνα, υπολογίζει ποια θα έπρεπε να ήταν η έξοδος και ένας παράγοντας κλιμάκωσης καθορίζει πόσο χαμηλότερα ή υψηλότερα πρέπει να προσαρμοστεί η έξοδος, ώστε να ταιριάζει με την επιθυμητή έξοδο. Αυτό είναι το τοπικό σφάλμα. Στη συνέχεια προσαρμόζει τα βάρη κάθε νευρώνα για να μειώσει το τοπικό λάθος και αποδίδει την "ευθύνη" για το τοπικό σφάλμα στους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου, αποδίδοντας μεγαλύτερη ευθύνη στους νευρώνες που συνδέονται με ισχυρότερα βάρη. Τέλος επαναλαμβάνει τα παραπάνω βήματα στους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου, χρησιμοποιώντας το σφάλμα του καθενός (Kotsiantis, 2007).

4.7 Αξιολόγηση των Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης

Για όλα τα μοντέλα μηχανικής μάθησης, η επίτευξη καλής προσαρμογής είναι ιδιαίτερα κρίσιμη και επιτυγχάνεται, με την εξισορρόπηση της υποπροσαρμογής (underfitting) και της υπερπροσαρμογής (overfitting), που οδηγούν σε λανθασμένες προβλέψεις. Όσον αφορά στην ταξινόμηση, ιδιαίτερα σημαντική είναι η αντιστάθμιση μεταξύ ακρίβειας και ανάκλησης, Οι μη ισορροπημένες κλάσεις, εμφανίζονται συνήθως σε σύνολα δεδομένων και όταν πρόκειται για συγκεκριμένες περιπτώσεις χρήσης, δίνεται στην πραγματικότητα μεγαλύτερη σημασία στις μετρήσεις ακρίβειας και ανάκλησης, καθώς και στον τρόπο επίτευξης της μεταξύ τους ισορροπίας (Huilgol, 2020).

Η αξιολόγηση των μοντέλων μηχανικής μάθησης που δημιουργήθηκαν στην παρούσα διατριβή, πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας τις παρακάτω μετρικές της ακρίβειας απόδοσης ή ταξινόμησης (performance accuracy), της ακρίβειας πρόβλεψης (precision),

της ανάκλησης (recall) και του F-measure, για την κατανόηση των οποίων παρατίθεται το σχήμα 14:



Σχήμα 14: Ταξινόμηση δεδομένων (Huilgol, 2020)

- ακρίβεια απόδοσης ή ταξινόμησης (performance accuracy), που αναφέρεται στο ποσοστό των ταξινομημένων παραδειγμάτων σε μία κλάση που είναι σωστά ταξινομημένα, δηλαδή των αληθινά θετικών και αληθινά αρνητικών διαιρούμενα με το σύνολο όλων των περιστατικών,

Πιο συγκεκριμένα:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{True Positive} + \text{False Positive} + \text{True Negative} + \text{False Negative}}.$$

Δηλαδή εκτιμά την αναλογία του συνολικού αριθμού των σωστών προβλέψεων προς το συνολικό αριθμό των προβλέψεων, με άλλα λόγια το ποσοστό στο οποίο τα περιστατικά ταξινομήθηκαν σωστά σε μία κλάση.

- precision, που αναφέρεται στο ποσοστό ακρίβειας (πρόβλεψης) των θετικών προβλέψεων και προκύπτει διαιρώντας τα αληθινά θετικά με το σύνολο των θετικών,

Πιο συγκεκριμένα:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

Δηλαδή εκτιμά το ποσοστό στο οποίο τα περιστατικά έχουν ταξινομηθεί σωστά σε μία συγκεκριμένη κλάση σε σχέση με αυτά που εμφανίζονται ως σωστά στην κλάση.

- ανάκληση (recall), που αναφέρεται στο ποσοστό των θετικών προβλέψεων σε μία κλάση που έχουν ταυτοποιηθεί σωστά από τον ταξινομητή και προκύπτει διαιρώντας τα αληθινά θετικά με τα αληθινά θετικά και τα ψευδώς αρνητικά,

Πιο συγκεκριμένα:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}}$$

Με άλλα λόγια, προβλέπει το ποσοστό στο οποίο τα περιστατικά έχουν ταξινομηθεί σωστά σε μία συγκεκριμένη κλάση σε σχέση με το σύνολο των περιστατικών που πραγματικά ανήκουν στην συγκεκριμένη κλάση.

- F-measure, που είναι ο αρμονικός μέσος όρος της ακρίβειας και της ανάκλησης (Gaber κ.ά., 2007) και προκύπτει πολλαπλασιάζοντας επί 2 το precision επί το recall και διαιρώντας το αποτέλεσμα με το άθροισμα του precision και του recall.

Πιο συγκεκριμένα:

$$\text{F-measure} = 2 \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}.$$

Για να προσδιοριστεί η ικανότητα γενίκευσης ενός μοντέλου, πρέπει να μετρηθεί ο μέσος εμπειρικός κίνδυνος (υποκειμενικότητα) για το σύνολο όλων των πιθανών δεδομένων. Στις πραγματικές εφαρμογές αυτό δεν είναι εφικτό, οπότε εκτιμούμε τον κίνδυνο μετρώντας τον σε ένα τεστ δοκιμών. Η επιλογή μοντέλου βασισμένο σε δοκιμές εκπαιδευμένων μοντέλων σε ένα μόνο σετ δοκιμών, δεν απαλλάσσουν από τον κίνδυνο της υπερπροσαρμογής (overfitting). Ακριβέστερη εκτίμηση του εμπειρικού κινδύνου μπορεί να ληφθεί με n-fold διασταυρωτική επικύρωση (Cross Validation). Με αυτήν την τεχνική χωρίζουμε το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων σε n μέρη και εκτελούμε n προπονήσεις και διεργασίες ελέγχου (κάθε φορά το σετ δοκιμών είναι ένα από τα μέρη και το σετ εκπαίδευσης αποτελείται από τα υπόλοιπα δεδομένα). Ο μέσος όρος του κινδύνου ελέγχου μπορεί να είναι μια καλή εκτίμηση της πραγματικής ικανότητας γενίκευσης των δοκιμασμένων αλγορίθμων, ειδικά όταν εκτελείται ολόκληρη η διασταυρωτική επικύρωση (Cross Validation) αρκετές φορές. Η αξιολόγηση του ταξινομητή βασίζεται συνήθως στην ακρίβεια πρόβλεψης (το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης διαιρούμενο με το συνολικό αριθμό προβλέψεων). Με τη μέθοδο της διασταυρούμενης επικύρωσης, το σετ εκπαίδευσης χωρίζεται σε αμοιβαία αποκλειόμενα και ισόποσα υποσύνολα, για καθένα από αυτά ο ταξινομητής εκπαιδεύεται στο σύνολο

όλων των υποσυνόλων (Jankowski & Grabczewski, 2008). Ο μέσος όρος του ποσοστού σφάλματος κάθε υποσυνόλου δίνει μία εκτίμηση του ποσοστού σφάλματος του ταξινομητή (Kotsiantis, 2007). Αυτός ο τύπος επικύρωσης είναι χρήσιμος όταν απαιτείται ακριβέστερη εκτίμηση του ποσοστού σφάλματος ενός ταξινομητή (Japkowicz & Stephen, 2002). Σε όλα τα πειράματά μας για την αποφυγή της υπερπροσαρμογής (overfitting) και λόγω του σχετικά μικρού μεγέθους του συνόλου των δεδομένων κατάρτισης, χρησιμοποιήθηκε η δεκαπλή μέθοδος (10-fold) διασταυρούμενης επικύρωσης, για την επικύρωση των αποτελεσμάτων. Το αρχικό δείγμα χωρίστηκε τυχαία σε δέκα υποσύνολα. Για τη δοκιμή του μοντέλου, ένα από τα δέκα υποσύνολα διατηρήθηκε ως δεδομένα επικύρωσης και τα άλλα χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης. Η διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης επαναλήφθηκε στη συνέχεια δέκα φορές, με καθένα από τα δέκα υποσύνολα να χρησιμοποιείται μόνο μία φορά. Η εκτίμηση του αποτελέσματος βασίστηκε στο μέσο όρο των δέκα επαναλήψεων.

Τέλος για την εκτίμηση της ποιότητας των προβλέψεων, παρά το γεγονός ότι η πρόβλεψη των πειραμάτων μηχανικής μάθησης της παρούσας διατριβής δεν αφορά σε κλάσεις αριθμητικών εξόδων, αξιολογήθηκαν επιπλέον τα μέτρα του μέσου όρου της απόλυτης τιμής του σφάλματος (MAE/ Mean absolute error) και της τετραγωνικής ρίζας του τετραγώνου του μέσου σφάλματος (RMSE/Root mean squared error) που δείχνουν πόσο απέχουν οι προβλέψεις από τις μετρημένες πραγματικές τιμές. Παρουσιάζουν δηλαδή την προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα, υποδεικνύοντας το σφάλμα πρόβλεψης του μοντέλου. Αποτελούν βαθμολογίες με αρνητικό προσανατολισμό, που σημαίνει ότι οι χαμηλότερες τιμές είναι καλύτερες. Συνήθως οι τιμές του MAE είναι χαμηλότερες από τις τιμές του RMSE. Κάθε μετρική παρέχει μόνο μία προβολή των σφαλμάτων του μοντέλου και ως εκ τούτου, τονίζει μόνο μια ορισμένη πτυχή των χαρακτηριστικών του σφάλματος. Συχνά απαιτείται συνδυασμός RMSE και MAE για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων (Chai & Draxler, 2014).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΟΣΟΤΙΚΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ

5.1 Εφαρμογή Γραμμικού Προγραμματισμού

Τα πρόδρομα στοιχεία (ενενήντα πέντε απαντήσεων στο ερωτηματολόγιο Α) χρησιμοποιήθηκαν για τη διαμόρφωση των αρχικών συντελεστών βαρύτητας των κριτηρίων, προκειμένου να πραγματοποιηθεί μια πρώτη εκτίμηση της καταλληλότητας για τη θέση που κατέχουν οι υπάλληλοι σε σχέση με τα προσόντα τους. Πιο συγκεκριμένα, στοιχεία πέντε υπαλλήλων που συγκεντρώθηκαν μέσω του ερωτηματολογίου Β, εισήχθησαν στο εργαλείο Solver (add-in) του Microsoft Excel, μέσω του οποίου προτάθηκε ανακατανομή των θέσεων των υπαλλήλων, προκειμένου να αξιοποιηθούν καλύτερα τα προσόντα τους.

Οι πιθανοί συνδυασμοί υποψηφίων υπαλλήλων και θέσεων, ήταν είκοσι πέντε, δεδομένου ότι στο πείραμα συμμετείχαν πέντε υπάλληλοι και πέντε θέσεις. Με βάση τις δηλώσεις των υπαλλήλων, κάθε υπάλληλος αρχικά κατείχε τις εξής θέσεις:

- ο υπάλληλος 1 κατέχει τη θέση 4, του εισηγητή,
- ο υπάλληλος 2 κατέχει τη θέση 3, του εισηγητή,
- ο υπάλληλος 3 κατέχει τη θέση 5, του εισηγητή,
- ο υπάλληλος 4 κατέχει τη θέση 1, του Προϊσταμένου Διεύθυνσης,
- ο υπάλληλος 5 κατέχει τη θέση 2, του Προϊσταμένου Τμήματος,

Το συνολικό σκορ κάθε υποψηφίου για τη θέση που κατέχει, φαίνεται στον πίνακα 2.

Πίνακας 2: Συνολικό σκορ υποψηφίων-θέσεων

	Θέση 1 Διευθυντής	Θέση 2 Τμηματάρχης	Θέση 3 Εισηγητής	Θέση 4 Εισηγητής	Θέση 5 Εισηγητής	Άθροισμα 5 θέσεων
Υποψήφιος 1	0,6027	0,5892	0,1407	0,1844	0,1844	1,7013
Υποψήφιος 2	0,5839	0,5337	0,1437	0,1874	0,1874	1,6361
Υποψήφιος 3	1,0127	0,8354	0,3207	0,3644	0,3644	2,8976
Υποψήφιος 4	0,9727	1,0042	0,4344	0,3233	0,3233	3,0579
Υποψήφιος 5	0,6827	0,6874	0,1423	0,1673	0,1673	1,8470
Σκορ	0,9727	0,6874	0,1437	0,1844	0,3644	2,3526

Με το εργαλείο Solver προτείνεται η εξής επανατοποθέτηση των υπαλλήλων, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς που αναφέρονται στην παρ. 4.4 του κεφαλαίου 4:

- ο υπάλληλος 1 να πάρει τη θέση 5, του εισηγητή,
- ο υπάλληλος 2 να πάρει τη θέση 4, του εισηγητή,
- ο υπάλληλος 3 να πάρει τη θέση 1, του Προϊσταμένου Διεύθυνσης,
- ο υπάλληλος 4 να πάρει τη θέση 2, του Προϊσταμένου Τμήματος,
- ο υπάλληλος 5 να πάρει τη θέση 3, του εισηγητή, όπως φαίνεται στον πίνακα 3.

Πίνακας 3: Προτεινόμενη επανατοποθέτηση υπαλλήλων Solver

	Θέση 1 Διευθυντής	Θέση 2 Τμηματάρχης	Θέση 3 Εισηγητής	Θέση 4 Εισηγητής	Θέση 5 Εισηγητής	Νέο Σκορ
Υποψήφιος 1	0,6027	0,5892	0,1407	0,1844	0,1844	
Υποψήφιος 2	0,5839	0,5337	0,0000	0,1874	0,0000	
Υποψήφιος 3	1,0127	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	
Υποψήφιος 4	0,9727	1,0042	0,0000	0,0000	0,0000	
Υποψήφιος 5	0,6827	0,6874	0,1423	0,1673	0,1673	
ΝΕΟ ΣΚΟΡ	1,0127	1,0042	0,1423	0,1874	0,1844	2,5310

Παρατηρούμε ότι προτείνεται επανατοποθέτηση όλων των υπαλλήλων με βάση το σκορ του καθενός. Με σιέλ χρώμα φαίνονται οι νέες προτεινόμενες θέσεις για κάθε υποψήφιο υπάλληλο ενώ με πράσινο χρώμα οι προηγούμενες θέσεις κάθε υπαλλήλου (δηλ. οι θέσεις που δήλωσαν ότι κατέχουν οι υπάλληλοι). Οι υπάλληλοι 1, 2 παραμένουν εισηγητές με μία μικρή αλλαγή στις θέσεις τους αντίστοιχα από την θέση 4 στη θέση 5 και από τη θέση 3 στη θέση 4, όμως ο υπάλληλος 3 που ήταν εισηγητής από τη θέση 5 που κατείχε, προτείνεται να πάρει τη θέση 1 του Προϊσταμένου Διεύθυνσης και ο υπάλληλος 4 που ήταν ο Προϊστάμενος Διεύθυνσης, προτείνεται πάρει τη θέση 2 του Προϊσταμένου Τμήματος. Τέλος, ο υπάλληλος 5 που ήταν Προϊστάμενος Τμήματος, προτείνεται να πάρει τη θέση 3, δηλαδή να γίνει εισηγητής.

Παρατηρούμε στους δύο παραπάνω πίνακες, ότι προσθέτοντας τα σκορ όλων των υπαλλήλων με βάση τις αρχικές τους θέσεις, το συνολικό σκορ είναι 2,3526 και κατόπιν της ανακατανομής το συνολικό σκορ διαμορφώνεται σε 2,5310, με αποτέλεσμα να προκύπτει μία βελτίωση στη συνολική απόδοση. Η αύξηση αυτή κατόπιν της επανατοποθέτησης των πέντε υπαλλήλων είναι της τάξης του 7,6%, που αποτελεί ένα σημαντικό ποσοστό βελτίωσης για ανακατανομή πέντε μόνο υπαλλήλων, επομένως μεγαλύτερες ανακατανομές θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε σημαντικότερη βελτίωση (Pamrouktsi κ.ά., 2020a/ ICCMI 1).

5.2 Περιγραφική Στατιστική Ανάλυση

Η ποσοτική έρευνα που πραγματοποιήθηκε οδήγησε στα αποτελέσματα που θα αναλυθούν στο παρόν κεφάλαιο. Όπως αναφέρθηκε ήδη στη μεθοδολογία, το βασικό εργαλείο που χρησιμοποιήθηκε για τη συλλογή δεδομένων ήταν ένα δομημένο ερωτηματολόγιο (ερωτηματολόγιο Α), αποτελούμενο από σαράντα εννέα (49) ερωτήσεις συνολικά, εκ των οποίων οι τρεις (3) τελευταίες αφορούσαν σε δημογραφικά στοιχεία. Το ερωτηματολόγιο διανεμήθηκε στα προσωπικά email πεντακοσίων (500)

δημοσίων υπαλλήλων, με στόχο τη συγκέντρωση των απόψεων τους σχετικά με τη βαρύτητα των κριτηρίων-παραγόντων που λαμβάνονται υπόψη, σύμφωνα με την κείμενη νομοθεσία, για την αξιολόγηση των δημοσίων υπαλλήλων, για σκοπούς επιλογής προσωπικού δηλαδή για πρόσληψη, προαγωγή σε θέσεις ευθύνης και αξιολόγηση της απόδοσής τους. Συγκεντρώθηκαν εκατόν ενενήντα έξι (196) έγκυρες απαντήσεις, που συνέβαλαν στη διαμόρφωση των τελικών συντελεστών βαρύτητας των κριτηρίων που χρησιμοποιούνται στη συνέχεια στα πειράματα μηχανικής μάθησης. Περαιτέρω ακολούθησε περιγραφική στατιστική ανάλυση και παραγοντική ανάλυση (διερευνητική και επιβεβαιωτική) με τις οποίες ελέγχθηκε η σημαντικότητα των στατιστικών συσχετίσεων μεταξύ των μεταβλητών και των παραγόντων.

Ο έλεγχος εσωτερικής αξιοπιστίας και συνέπειας, έγινε με το συντελεστή Cronbach's Alpha, ο οποίος εφόσον αφαιρέσουμε τις τρεις δημογραφικές ερωτήσεις, σύμφωνα με τον παρακάτω πίνακα εκτιμήθηκε σε 0,891, δείχνοντας υψηλή εσωτερική συνέπεια και αξιοπιστία.

Πίνακας 4: Συντελεστής Cronbach's Alpha

Reliability Statistics		
Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
,891	,896	46

Στη συνέχεια κρίθηκε σκόπιμο να παρουσιαστεί μία ανάλυση των δημογραφικών χαρακτηριστικών των συμμετεχόντων στην έρευνα, με βάση τις τρεις δημογραφικές ερωτήσεις που υπήρχαν στο ερωτηματολόγιο Α. Οι ερωτήσεις αυτές (47 έως 49) αφορούσαν στα χρόνια προϋπηρεσίας των υπαλλήλων, στη θέση που κατέχουν στην ιεραρχία και στο επίπεδο εκπαίδευσης τους, παράγοντες οι οποίοι λαμβάνονται πάντοτε υπόψη, είτε για σκοπούς αξιολόγησης υποψηφίων για πρόσληψη, είτε για προαγωγή-τοποθέτηση σε θέση ευθύνης, είτε για έλεγχο της απόδοσης των υπαλλήλων. Τα αποτελέσματα της περιγραφικής στατιστικής ανάλυσης των δημογραφικών χαρακτηριστικών, παρουσιάζονται στους πίνακες 5, 6 και 7.

Επί της ερώτησης 47: Παρακαλώ συμπληρώστε πόσα είναι τα έτη υπηρεσίας σας, τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 5.

Πίνακας 5: Πίνακας συχνοτήτων για την προϋπηρεσία των συμμετεχόντων

Προϋπηρεσία

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	έως 10 έτη	16	8,2	8,2	8,2
	11-20	93	47,4	47,4	55,6
	21-30	59	30,1	30,1	85,7
	Πάνω απο 31	28	14,3	14,3	100,0
	Total	196	100,0	100,0	

Όπως προκύπτει ενενήντα τρεις (93) υπάλληλοι, δηλ. ποσοστό 47,4%, έχουν προϋπηρεσία από 11 έως 20 έτη, πενήντα εννέα (59) υπάλληλοι, δηλ. ποσοστό 30,1%, έχουν προϋπηρεσία 21 έως 30 έτη, είκοσι οκτώ (28) υπάλληλοι, δηλ. ποσοστό 14,3% έχουν προϋπηρεσία πάνω από 31 έτη και δεκαέξι (16) υπάλληλοι, δηλ. ποσοστό 8,2%, έχουν προϋπηρεσία έως 10 έτη. Επομένως οι περισσότεροι υπάλληλοι του δείγματος έχουν προϋπηρεσία μεταξύ 11-20 έτη και ακολουθούν οι υπάλληλοι με προϋπηρεσία μεταξύ 21-30 έτη.

Επί της ερώτησης 48: Παρακαλώ συμπληρώστε τη θέση που κατέχετε, τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 6:

Πίνακας 6: Πίνακας συχνοτήτων για τη θέση των συμμετεχόντων

Θέση που κατέχετε

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Εισηγητής	125	63,8	63,8	63,8
	Τμηματάρχης	51	26,0	26,0	89,8
	Διευθυντής	11	5,6	5,6	95,4
	Γενικός Διευθυντής	9	4,6	4,6	100,0
	Total	196	100,0	100,0	

Όπως προκύπτει εκατόν είκοσι πέντε (125) υπάλληλοι είναι εισηγητές δηλ. ποσοστό 63,8%, πενήντα ένα (51) υπάλληλοι είναι τμηματάρχες δηλ. ποσοστό 26%, έντεκα (11) υπάλληλοι είναι διευθυντές δηλ. ποσοστό 5,6% και εννέα (9) υπάλληλοι είναι γενικοί διευθυντές δηλ. ποσοστό 4,6%. Επομένως οι περισσότεροι υπάλληλοι του δείγματος είναι εισηγητές.

Τέλος επί της ερώτησης 49: Παρακαλώ συμπληρώστε το υψηλότερο επίπεδο εκπαίδευσής σας, τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 7:

Πίνακας 7: Πίνακας συχνοτήτων για το επίπεδο εκπαίδευσης των συμμετεχόντων

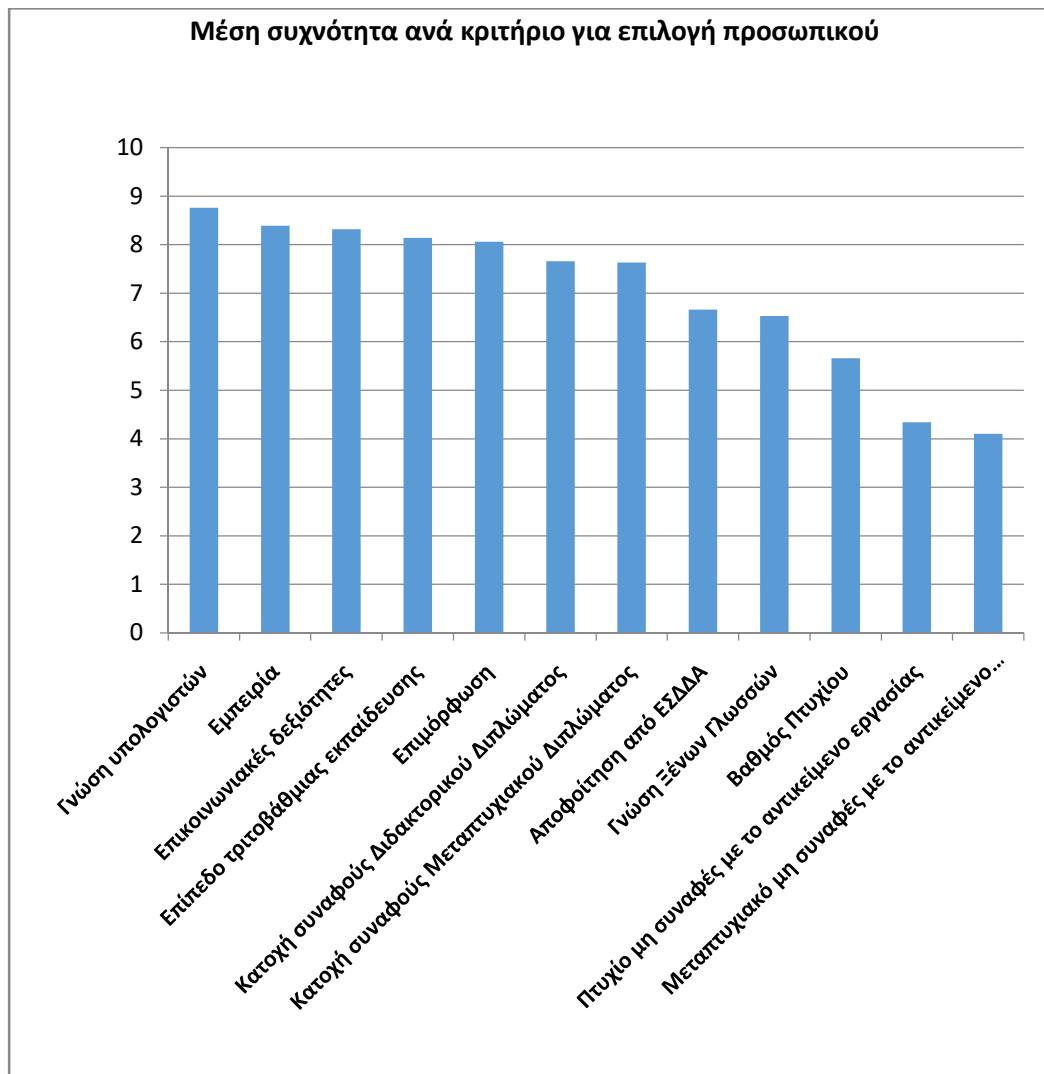
Επίπεδο εκπαίδευσης		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Λύκειο	17	8,7	8,7	8,7
	Πανεπιστήμιο	43	21,9	21,9	30,6
	ΤΕΙ	27	13,8	13,8	44,4
	Μεταπτυχιακό	89	45,4	45,4	89,8
	Διδακτορικό	19	9,7	9,7	99,5
	ΕΣΔΔΑ	1	,5	,5	100,0
	Total	196	100,0	100,0	

Όπως προκύπτει, ο ανώτερος τίτλος σπουδών ογδόντα εννέα (89) υπαλλήλων, δηλ. ποσοστού 45,4%, είναι το μεταπτυχιακό δίπλωμα, ο ανώτερος τίτλος σπουδών σαράντα τριών (43) υπαλλήλων δηλ. ποσοστού 21,9%, είναι πτυχίο ΑΕΙ, ο ανώτερος τίτλος σπουδών είκοσι επτά (27) υπαλλήλων, δηλ. ποσοστού 13,8%, είναι πτυχίο ΤΕΙ, ο ανώτερος τίτλος σπουδών δέκα εννέα (19) υπαλλήλων, δηλ. ποσοστού 9,7%, είναι το διδακτορικό δίπλωμα, ο ανώτερος τίτλος σπουδών δεκαεπτά (17) υπαλλήλων δηλ. ποσοστού 8,7%, είναι το απολυτήριο λυκείου και ένας (1) υπάλληλος δηλ. ποσοστό 0,5%, έχει ως ανώτερο τίτλο σπουδών το δίπλωμα ΕΣΔΔΑ. Στο σχήμα 15 παρουσιάζονται οι απαντήσεις στις δημογραφικές ερωτήσεις (47-49) σε pie charts.



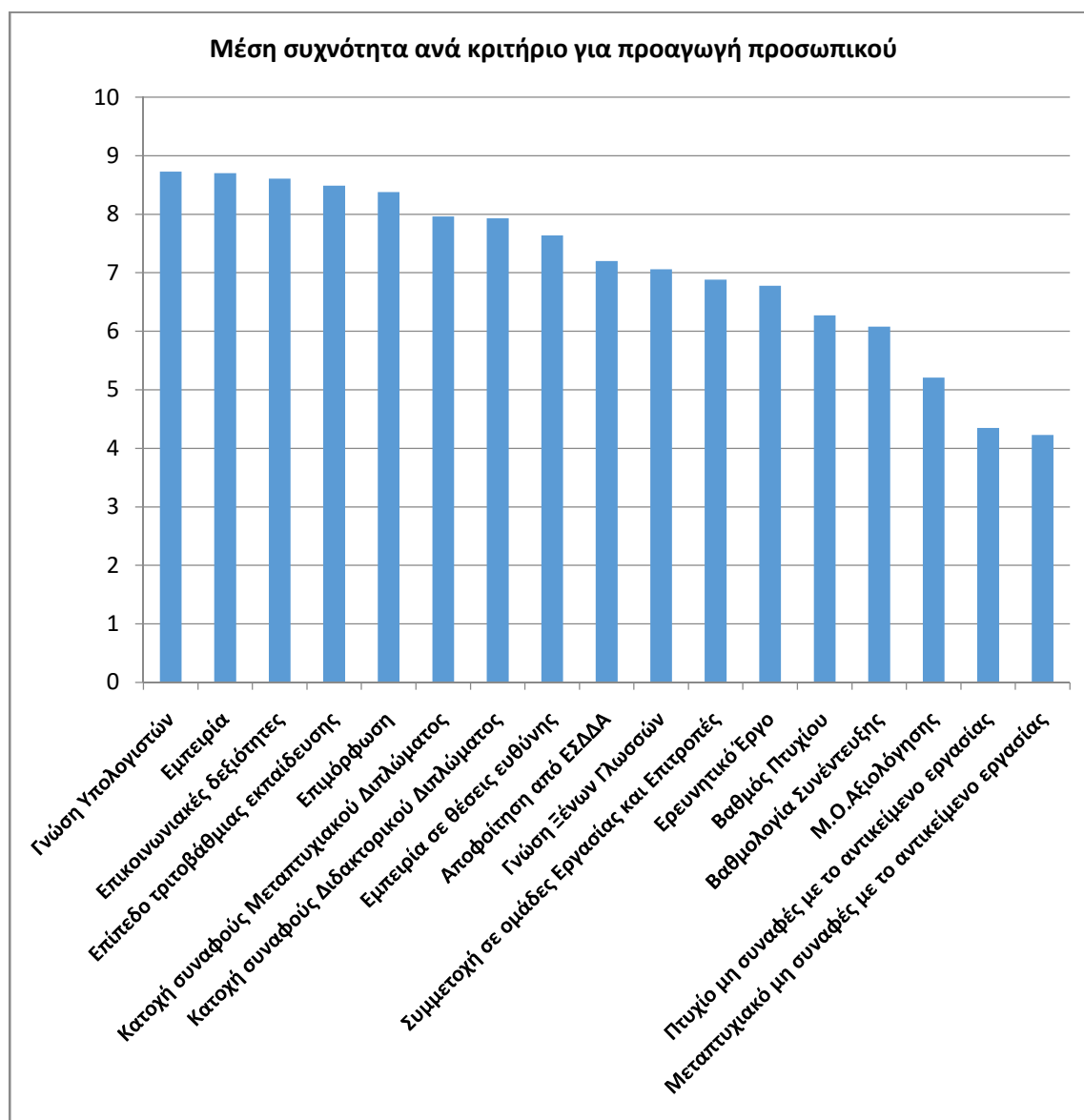
Σχήμα 15: Pie Charts δημογραφικών

Σύμφωνα με τους πίνακες συχνότητας, με βάση τις απαντήσεις που δόθηκαν στις ερωτήσεις 7 έως 18, οι συμμετέχοντες υπάλληλοι, θεωρούν ως πιο σημαντικά κριτήρια για την αξιολόγηση ενός υποψηφίου για επιλογή για πρόσληψη, τις δεξιότητες υπολογιστών, την εμπειρία, τις επικοινωνιακές δεξιότητες, το επίπεδο του πτυχίου, την επιμόρφωση (σεμινάρια που έχει παρακολουθήσει), την κατοχή συναφούς διδακτορικού και μεταπτυχιακού διπλώματος, την αποφοίτηση από την Εθνική Σχολή Δημόσιας Διοίκησης, τη γνώση ξένων γλωσσών και το βαθμό πτυχίου, όπως παρουσιάζονται στο σχήμα 16. Όπως φαίνεται για επιλογή προσωπικού για πρόσληψη, ο βαθμός πτυχίου, έλαβε σχετικά χαμηλή βαθμολογία, ενώ η κατοχή πτυχίων και μεταπτυχιακών διπλωμάτων μη συναφών με το αντικείμενο εργασίας, έλαβε τη χαμηλότερη βαθμολογία από όλα τα κριτήρια, καταδεικνύοντας ότι οι συμμετέχοντες στην πλειοψηφία τους, δεν επιθυμούν να λαμβάνονται υπόψη για την αξιολόγηση ενός υποψηφίου για πρόσληψη, τα μη συναφή με το αντικείμενο εργασίας πτυχία και μεταπτυχιακά διπλώματα.



Σχήμα 16: Μέση συχνότητα κριτηρίων επιλογής για πρόσληψη

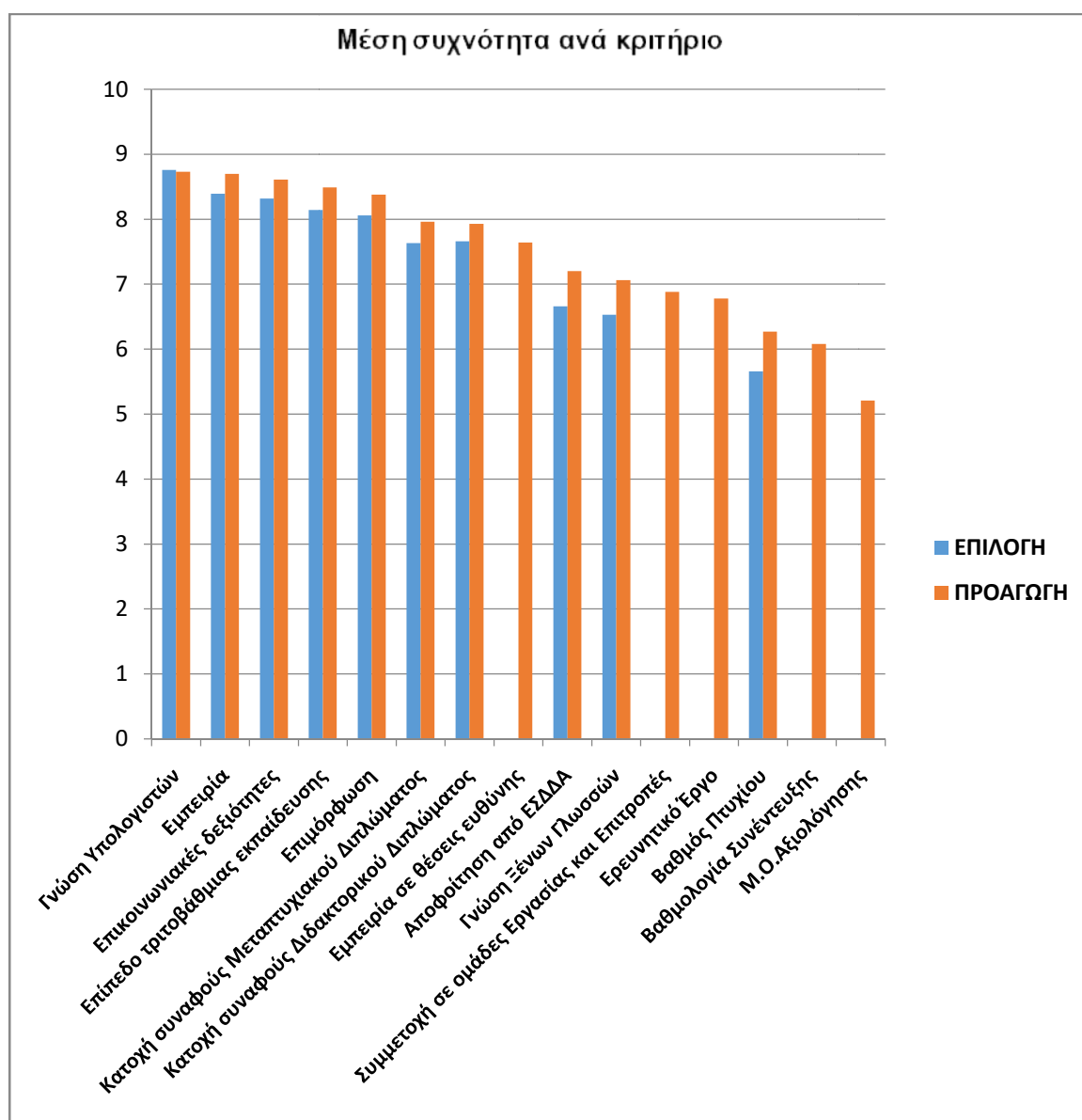
Για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, με βάση τις απαντήσεις που δόθηκαν στις ερωτήσεις 19 έως 35, όπως φαίνεται στο σχήμα 17, το κριτήριο της αξιολόγησης απόδοσης όπως εφαρμόζεται στον ελληνικό δημόσιο τομέα, έλαβε σχετικά χαμηλή βαθμολογία που καταδεικνύει ότι οι εργαζόμενοι δεν έχουν ιδιαίτερη εμπιστοσύνη στη διαδικασία αξιολόγησης όπως εφαρμόζεται.



Σχήμα 17: Μέση συχνότητα των κριτηρίων προαγωγής σε θέσεις ευθύνης

Είναι αξιοσημείωτο ότι τα αυστηρά τυπικά προσόντα, όπως η γνώση ηλεκτρονικών υπολογιστών, η εμπειρία, το επίπεδο τριτοβάθμιας εκπαίδευσης, η επιμόρφωση, η κατοχή συναφούς μεταπτυχιακού διπλώματος, η κατοχή συναφούς διδακτορικού διπλώματος, η εμπειρία σε θέσεις ευθύνης, η αποφοίτηση από την Εθνική Σχολή Δημόσιας Διοίκησης, η γνώση ξένων γλωσσών σε συνδυασμό με τις ικανότητες

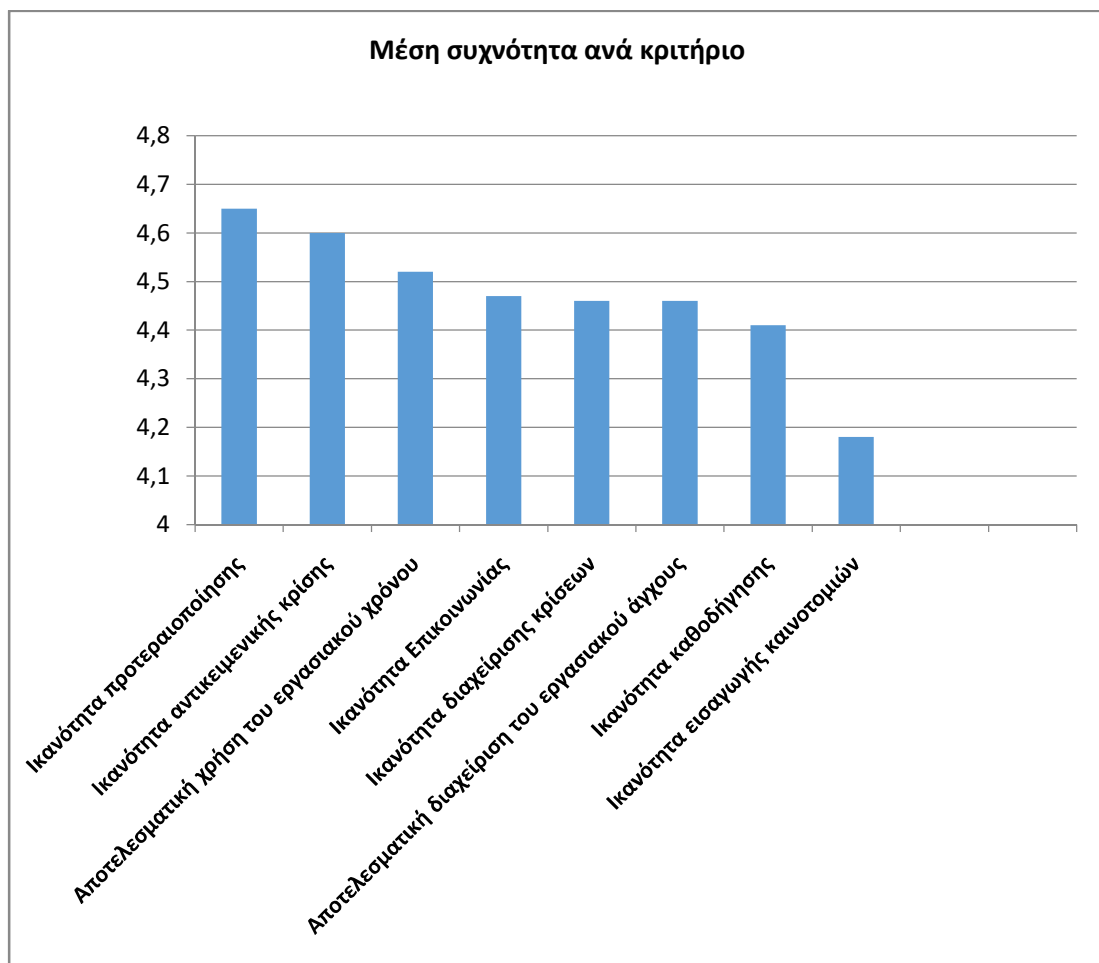
επικοινωνίας, θεωρούνται πιο σημαντικά για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, από κριτήρια όπως η συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και επιτροπές, το ερευνητικό έργο, ο βαθμός πτυχίου, η βαθμολογία συνέντευξης και ο μέσος όρος της βαθμολογίας αξιολόγησης της απόδοσης των υπαλλήλων. Αυτό δείχνει πως τα αυστηρά τυπικά προσόντα, θεωρούνται πιο κατάλληλα για την αξιολόγηση υποψηφίων για επιλογή προϊσταμένων, ίσως επειδή είναι απολύτως αντικειμενικά και μετρήσιμα. Τα πτυχία και μεταπτυχιακά διπλώματα που δεν είναι συναφή με το αντικείμενο εργασίας, έλαβαν τη χαμηλότερη βαθμολογία από όλα τα κριτήρια, γεγονός που καταδεικνύει ότι οι υπάλληλοι στην πλειοψηφία τους δεν επιθυμούν να λαμβάνονται υπόψη τα συγκεκριμένα κριτήρια για την αξιολόγηση ενός υποψηφίου για προαγωγή σε θέση ευθύνης.



Σχήμα 18: Μέση συχνότητα κριτηρίων επιλογής και προαγωγής προσωπικού

Στο σχήμα 18 φαίνεται η μέση συχνότητα ανά κριτήριο για επιλογή προσωπικού για πρόσληψη και για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, σύμφωνα με την άποψη των συμμετεχόντων στην έρευνα, από όπου μεταξύ άλλων προκύπτει ότι η βαρύτητα των κριτηρίων είναι υψηλότερη για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης από ότι για πρόσληψη.

Αναφορικά με την άποψη των συμμετεχόντων υπαλλήλων κατά πόσο η ικανότητα προτεραιοποίησης, η ικανότητα αντικειμενικής κρίσης, η αποτελεσματική χρήση του χρόνου εργασίας, η ικανότητα επικοινωνίας, η ικανότητα διαχείρισης κρίσεων, η αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους και οι ηγετικές δεξιότητες, επηρεάζουν την απόδοση των υπαλλήλων, οι απαντήσεις (στις ερωτήσεις 36 έως 43) σύμφωνα με τη μέση συχνότητα, συνοψίζονται στο σχήμα 19. Όπως φαίνεται, τα κριτήρια με την υψηλότερη βαθμολογία ως προς τη σχέση με την απόδοση των υπαλλήλων, είναι οι ικανότητες προτεραιοποίησης, αντικειμενικής κρίσης, αποτελεσματικής χρήσης του εργασιακού χρόνου, η ικανότητα επικοινωνίας, η ικανότητα διαχείρισης κρίσεων, η αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους, η ικανότητα καθοδήγησης, ενώ το κριτήριο που έλαβε τη χαμηλότερη βαθμολογία, είναι η ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών (Pamprouktsi κ.ά., 2020b/ ICCMI 2).



Σχήμα 19: Μέση συχνότητα κριτηρίων απόδοσης

Οι μέσοι όροι των απαντήσεων στις ερωτήσεις από 7 έως 35, που έχουν συγκεντρωθεί από την ποσοτική έρευνα, κατόπιν στάθμισής τους στη μονάδα (με την απλή μέθοδο μετατροπής τους σε δεκαδικό ποσοστό) και λοιπών στρογγυλοποιήσεων, αποτέλεσαν τη βάση για τη διαμόρφωση των τελικών συντελεστών βαρύτητας των παραγόντων, όπως φαίνονται στον πίνακα 8.

Πίνακας 8 : Τελικοί συντελεστές βαρύτητας των παραγόντων

Προσόντα κάθε θέσης	Θέση 1 Προϊστάμενος Διεύθυνσης	Θέση 2 Προϊστάμενος Τμήματος	Θέση 3 Υπάλληλος Α	Θέση 4 Υπάλληλος Β
Επίπεδο Πτυχίου	0,082	0,076	0,073	0,073
Βαθμός πτυχίου	0,061	0,056	0,051	0,051
Συναφές Μεταπτυχιακό	0,077	0,077	0,068	0,068
Συναφές Διδακτορικό	0,077	0,077	0,070	0,070
Εθνική σχολή δημόσιας διοίκησης	0,070	0,070	0,060	0,060
Σεμινάρια	0,081	0,075	0,066	0,066
Ξένες ευρωπαϊκές γλώσσες (ως 4)	0,068	0,068	0,034	0,068
Πιστοποιημένη γνώση Η/Υ	0,085	0,085	0,085	0,085
Μ.Ο.Αξιολόγησης	0,050	0,025	-	-
Σύνολο ετών προϋπηρεσίας	0,084	0,055	0,055	0,055
Προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης	0,074	0,037	-	-
Βαθμολογία Συνέντευξης	0,059	0,029	-	-
Συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και Επιτροπές	0,067	0,034	-	-
Ερευνητικό έργο σχετικό με την υπηρεσία	0,066	0,035	-	-

Πολλαπλασιάζοντας τους παραπάνω συντελεστές με τα προσόντα (κριτήρια) κάθε υπαλλήλου, προκύπτει το συνολικό σκορ κάθε υπαλλήλου, όπως αναλύθηκε στη μεθοδολογία.

5.3 Διερευνητική και Επιβεβαιωτική Ανάλυση Παραγόντων

Ακολούθησε διερευνητική ανάλυση παραγόντων για τις ενότητες των ερωτήσεων που ερωτηματολογίου που σχετίζονται: α) με τα κριτήρια αξιολόγησης υπαλλήλων για επιλογή για πρόσληψη, β) με τα κριτήρια αξιολόγησης υπαλλήλων για προαγωγή σε

θέσεις ευθύνης και γ) με τα κριτήρια που σχετίζονται με την εργασιακή απόδοση. Επιπλέον για να ενισχυθεί η εσωτερική εγκυρότητα του ερωτηματολογίου, ως τρίτη φάση της διαδικασίας επικύρωσης, εφαρμόστηκε επιβεβαιωτική ανάλυση παραγόντων, αναλύοντας τα δεδομένα στο λογισμικό AMOS ver. 20, προκειμένου να δοκιμαστεί η προσαρμογή των νέων μοντέλων μεταξύ των κύριων παραγόντων που προέκυψαν από τη διερευνητική ανάλυση παραγόντων. Χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος περιστροφής Varimax, η οποία μεγιστοποιεί το άθροισμα της διακύμανσης των τετραγωνικών φορτίσεων, δηλαδή των συσχετίσεων μεταξύ παραγόντων και μεταβλητών, με αποτέλεσμα να επισημαίνεται ένας μικρός αριθμός σημαντικών μεταβλητών, γεγονός που διευκολύνει την ερμηνεία των αποτελεσμάτων (Stevens, 1996; Ζαφειρόπουλος και Μυλωνάς, 2017).

Πιο συγκεκριμένα:

α) Αναφορικά με τις μεταβλητές που σχετίζονται με την αξιολόγηση της καταλληλότητας των υποψηφίων για επιλογή για πρόσληψη (ερωτήσεις 7 έως 18), η ανάλυση εντόπισε τρεις βασικούς παράγοντες με ικανοποιητικές φορτίσεις. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η διερευνητική ανάλυση παραγόντων εφαρμόστηκε με επιτυχία, διότι ο δείκτης επάρκειας δειγματοληψίας Kaiser Mayer Olkin (KMO), που εξετάζει την ισχύ της μερικής συσχέτισης (πώς οι παράγοντες εξηγούν ο ένας τον άλλον) μεταξύ των μεταβλητών, βρίσκεται πάνω από το αποδεκτό όριο του 0,6, φτάνοντας την τιμή των 0,721, ενώ η μεταβλητότητα (της όλης δομής) εμφανίστηκε επαρκώς τεκμηριωμένη (59,622%). Οι τιμές του δείκτη KMO που είναι πιο κοντά στο 1,0 θεωρούνται ιδανικές ενώ τιμές μικρότερες από 0,5 θεωρούνται απαράδεκτες (Πετρίδης, 2015). Επίσης εφαρμόστηκε το τεστ Bartlett για να ελεγχθεί αν οι διακυμάνσεις είναι ίσες για όλα τα δείγματα, το οποίο ελέγχει ότι η υπόθεση των ίσων διακυμάνσεων είναι αληθής, πριν από την εκτέλεση ορισμένων στατιστικών δοκιμών (Arsham & Lovric, 2011).

Οι παράγοντες που προέκυψαν με τις αντίστοιχες μεταβλητές είναι:

1) Ο παράγοντας «Τυπικά Προσόντα», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- B1: Συναφής βασικός τίτλος σπουδών,
- B3: Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών,
- B4: Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών,
- B6: Συναφές Διδακτορικό δίπλωμα (PhD) και
- B7: Τίτλος Εθνικής Σχολής Δημόσιας Διοίκησης.

2) Ο παράγοντας «Δεξιότητες», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

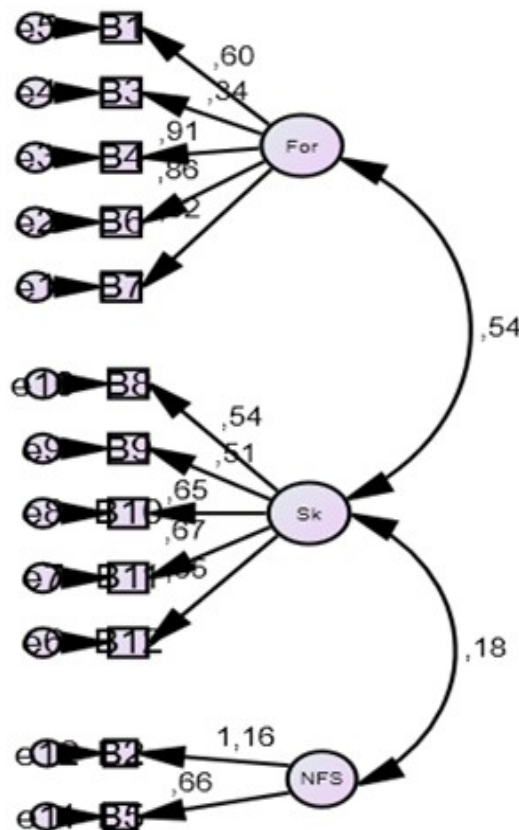
- B8: Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα,

- B9: Ξένες Γλώσσες,
- B10: Γνώση ηλεκτρονικών υπολογιστών,
- B11: Συναφής προϋπηρεσία και
- B12: Επικοινωνιακές Δεξιότητες.

3) Ο παράγοντας «Μη συναφή προσόντα», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- B2: Μη συναφής βασικός τίτλος σπουδών και
- B5: Μη συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών.

Ακολούθησε επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, που ανέδειξε τις συσχετίσεις μεταξύ των παραγόντων, που σχετίζονται με την επιλογή προσωπικού, «Τυπικά προσόντα» (For), «Δεξιότητες» (Sk) και «Μη συναφή προσόντα» (NFS), όπως παρουσιάζεται στο σχήμα 20.



Σχήμα 20: Συσχέτιση παραγόντων επιλογής προσωπικού

Όπως προκύπτει υπάρχει σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση μεταξύ των τυπικών προσόντων και των δεξιοτήτων με τιμή συσχέτισης 0,54 και πολύ ασθενής θετική στατιστική συσχέτιση μεταξύ των δεξιοτήτων και των μη συναφών τυπικών προσόντων με τιμή μόλις 0,18. Λόγω της ασθενούς συσχέτισης μεταξύ του τρίτου παράγοντα με

τους λοιπούς παράγοντες, κρίθηκε σκόπιμο ο παράγοντας αυτός να μη συμπεριληφθεί στις επόμενες στατιστικές αναλύσεις.

Ο δείκτης προσαρμογής CMIN/DF ($X^2=182,767$ διαιρούμενος με τους βαθμούς ελευθερίας, $DF=52$) του μοντέλου ισούται με την τιμή 3,515, δηλώνοντας καλή προσαρμογή του μοντέλου. Ο συγκεκριμένος δείκτης αποτελεί την καταλληλότερη στατιστική προσαρμογή, και όταν παρουσιάζει τιμές μικρότερες από 5, υποδεικνύεται αποδεκτή εφαρμογή (Fornell & Larcker, 1981; Bagozzi & Yi, 1988; Tabachnick & Fidell, 2007, Hair Jr κ.ά., 2010). Αναφορικά με τους λοιπούς δείκτες καλής προσαρμογής, ο δείκτης, CFI (Comparative Fit Index) έλαβε βαθμολογία 0,845, ο δείκτης IFI (Incremental Fit Index) ισούται με 0,848, ο δείκτης GFI (Goodness of Fit Index) ισούται με 0,873, ο δείκτης TLI (Tucker-Lewis coefficient) ισούται με 0,803, που αναλόγως που μεγέθους του δείγματος ($n=196$), θεωρούνται αποδεκτές ($>0,90$ για αποδεκτή εφαρμογή σύμφωνα με τους Hair Jr κ.ά., 2010, για μέγεθος δείγματος τουλάχιστον 300). Τέλος η τιμή p-value ισούται με 0,000 και ο δείκτης PGFI (Pastimony-Goodness-of-Fit-Index) ισούται με 0,582.

β) Αναφορικά με τις μεταβλητές που σχετίζονται με την καταλληλότητα προαγωγής των υποψηφίων για κατάληψη θέσης ευθύνης (ερωτήσεις 19 έως 35), η διερευνητική ανάλυση εντόπισε τέσσερις βασικούς παράγοντες με τις αντίστοιχες μεταβλητές που φορτώθηκαν επιτυχώς, που είναι οι εξής:

1) Ο παράγοντας «Τυπικά Προσόντα», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- C1: Συναφής βασικός τίτλος σπουδών,
- C3: Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών,
- C4: Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών,
- C6: Συναφές διδακτορικό δίπλωμα (PhD),
- C7: Τίτλος Εθνικής Σχολής Δημόσιας Διοίκησης,
- C11: Ξένες γλώσσες,
- C17: Ερευνητικό έργο.

2) Ο παράγοντας «Δεξιότητες», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- C8: Συναφής προϋπηρεσία,
- C9: Προϋπηρεσία σε Θέσεις Ευθύνης,
- C10: Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα,
- C12: Γνώση Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και
- C16: Επικοινωνιακές δεξιότητες.

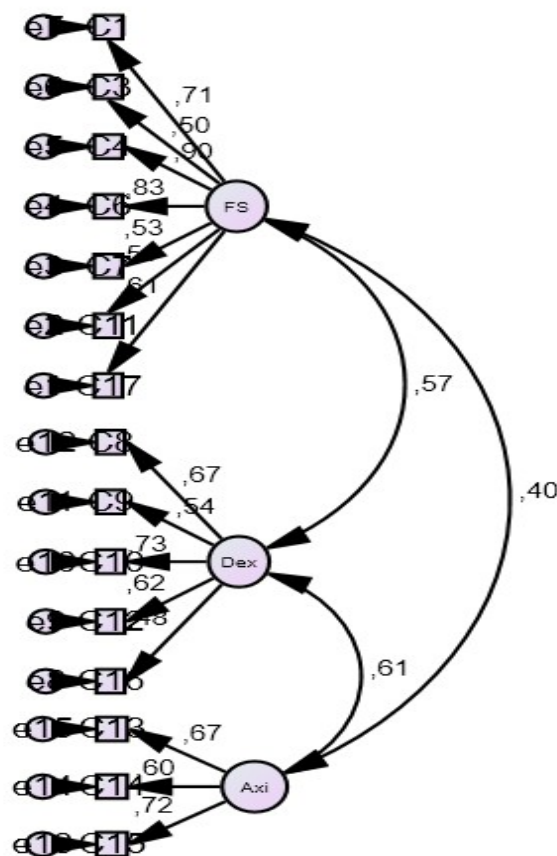
3) Ο παράγοντας «Αξιολόγηση», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- C13: Βαθμολογία αξιολόγησης όπως εφαρμόζεται,
- C14: Βαθμολογία δομημένης συνέντευξης και
- C15: Συμμετοχή σε ομάδες εργασίας/επιτροπές.

4) Ο παράγοντας «Μη συναφή προσόντα», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- C2: Μη συναφής βασικός τίτλος σπουδών και
- C5: Μη συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών.

Ο δείκτης επάρκειας δειγματοληψίας Kaiser Mayer Olkin (KMO) έφτασε την τιμή του 0,8, πάνω από το αποδεκτό όριο του 0,6, ενώ η μεταβλητότητα επεξηγήθηκε επαρκώς (60,3%). Αναφορικά με τους παραπάνω τρεις πρώτους παράγοντες που αφορούν στην προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, η επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, ανέδειξε τις συσχετίσεις μεταξύ των παραγόντων, «Τυπικά προσόντα» (FS), «Δεξιότητες» (Dex) και «Αξιολόγηση» (Axi), όπως παρουσιάζονται στο σχήμα 21.



Σχήμα 21: Συσχέτιση παραγόντων προαγωγής προσωπικού σε θέσεις ευθύνης

Όπως προκύπτει, υπάρχει σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση μεταξύ των τυπικών προσόντων και των δεξιοτήτων με τιμή συσχέτισης 0,57, σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση μεταξύ των δεξιοτήτων και της αξιολόγησης με τιμή 0,61 και επίσης θετική

στατιστική συσχέτιση μεταξύ των παραγόντων που σχετίζονται με τα τυπικά προσόντα και την αξιολόγηση, με τιμή συσχέτισης 0,40.

Ο δείκτης προσαρμογής CMIN/DF ($X^2=211,711$ διαιρούμενος με τους βαθμούς ελευθερίας $DF=87$) του μοντέλου ισούται με την τιμή 2,433, δηλώνοντας καλή προσαρμογή του μοντέλου. Αναφορικά με τους λοιπούς δείκτες καλής προσαρμογής, ο δείκτης CFI (Comparative Fit Index) έλαβε βαθμολογία 0,874, ο δείκτης IFI (Incremental Fit Index) ισούται με 0,878, ο δείκτης TLI (Tucker-Lewis coefficient) ισούται με 0,827, που αναλόγως του μεγέθους του δείγματος ($n=196$), θεωρούνται εντός των αποδεκτών ορίων προσαρμογής (Mulaik κ.ά., 1989). Τέλος η τιμή p-value ισούται με 0,000 και το RMSE (Root Mean Squared Error) ισούται με 0,086.

γ) Αναφορικά με τις μεταβλητές που σχετίζονται με την απόδοση των υπαλλήλων (ερωτήσεις 36 έως 46), η ανάλυση εντόπισε δύο παράγοντες με τις αντίστοιχες μεταβλητές που φορτώθηκαν επιτυχώς, που είναι οι εξής:

1) Ο παράγοντας «Ικανότητες απόδοσης», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

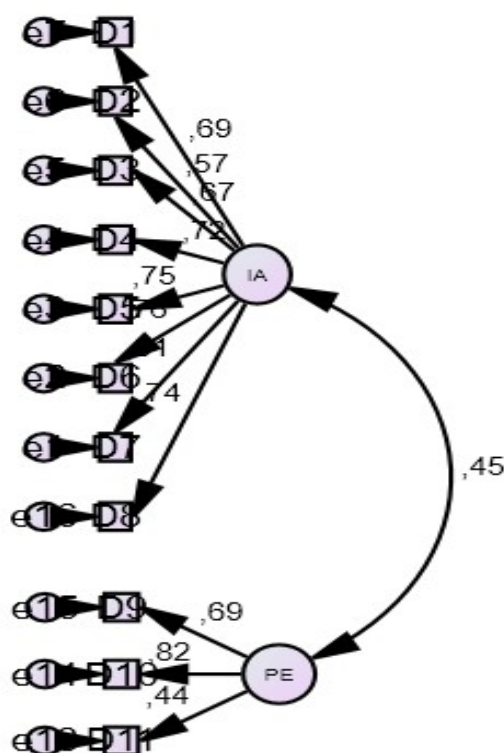
- D1: Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων,
- D2: Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών,
- D3: Ικανότητα καθοδήγησης,
- D4: Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου,
- D5: Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους,
- D6: Ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων,
- D7: Ικανότητα επικοινωνίας και
- D8: Ικανότητα αντικειμενικής κρίσης.

2) Ο παράγοντας «Περιβάλλον εργασίας», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές:

- D9: Το αίσθημα της ίσης μεταχείρισης,
- D10: Το αίσθημα της εργασιακής ασφάλειας και
- D11: Οι δυνατότητες εξέλιξης.

Ο δείκτης Kaiser Mayer Olkin (KMO) της επάρκειας δειγματοληψίας έφτασε στην τιμή 0,841, πάνω από το αποδεκτό όριο 0,6, ενώ η μεταβλητότητα ήταν επαρκώς (56,5%) επεξηγημένη. Αναφορικά με τους παραπάνω δύο παράγοντες που αφορούν στην απόδοση, η επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, ανέδειξε τιμή συσχέτισης 0,45 μεταξύ των παραγόντων, «Ικανότητες απόδοσης» (IA) και «Περιβάλλον εργασίας» (PE), όπως παρουσιάζονται στο σχήμα 22. Ο δείκτης προσαρμογής CMIN/DF ($X^2=138,937$ διαιρούμενος με τους βαθμούς ελευθερίας $DF=43$) του μοντέλου ισούται με την τιμή 3,231, δηλώνοντας καλή προσαρμογή του μοντέλου. Αναφορικά με τους λοιπούς

δείκτες καλής προσαρμογής, ο δείκτης, CFI (Comparative Fit Index) έλαβε βαθμολογία 0,885, ο δείκτης IFI (Incremental Fit Index) ισούται με 0,886, ο δείκτης TLI (Tucker-Lewis coefficient) ισούται με 0,852, που αναλόγως του μεγέθους του δείγματος (n=196), θεωρούνται αποδεκτές. Τέλος, η τιμή p-value, ισούται με 0,000.



Σχήμα 22: Συσχέτιση παραγόντων απόδοσης προσωπικού

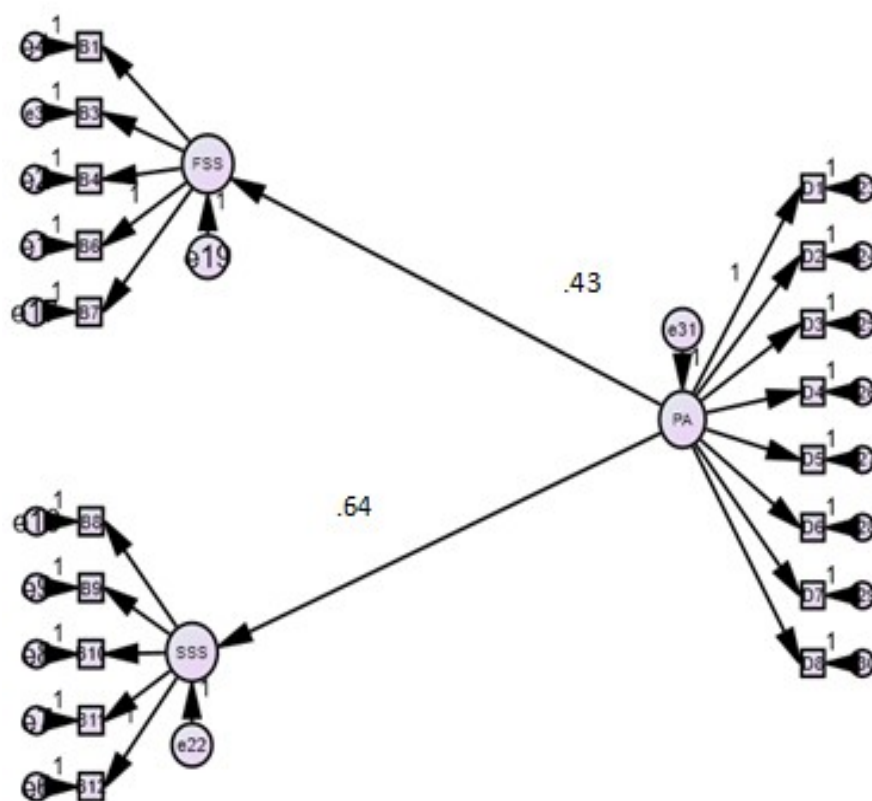
Όπως προκύπτει υπάρχει θετική στατιστική συσχέτιση μεταξύ των παραγόντων που σχετίζονται με τις ικανότητες απόδοσης και το περιβάλλον εργασίας (τιμή 0,45).

5.4 Ανάλυση δομικών εξισώσεων με εξαρτημένες μεταβλητές

Ακολούθησε ανάλυση δομικών εξισώσεων για να διαπιστωθούν οι συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών αξιολόγησης υποψηφίων για επιλογή για πρόσληψη και των μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση και προέκυψε ένα στατιστικό πολυμεταβλητό μοντέλο, μεταξύ των παραγόντων «Ικανότητες Απόδοσης», «Τυπικά Προσόντα» και «Δεξιότητες» των υποψηφίων. Ο δείκτης προσαρμογής CMIN/DF ($X^2=406,532$ διαιρούμενος με τους βαθμούς ελευθερίας $DF=133$) του μοντέλου, ισούται με την τιμή 3,057, δηλώνοντας καλή προσαρμογή του μοντέλου. Η τιμή p-value, ισούται με 0,000, ο δείκτης PRATIO (δείχνει τη σχέση των βαθμών ελευθερίας του

μοντέλου με τους βαθμούς ελευθερίας του μηδενικού μοντέλου) ισούται με 0,869, ο δείκτης PCFI (Pastimony-Comparative-Fit-Index) ισούται με 0,699, ο δείκτης CFI (Comparative Fit Index) ισούται με 0,804, ο δείκτης IFI (Incremental Fit Index) ισούται με 0,806, ο GFI (Goodness of Fit Index) ισούται με 0,811, που αναλόγως του μεγέθους του δείγματος ($n=196$) θεωρούνται αποδεκτές.

Στο σχήμα 23 και στον Πίνακα 9, παρουσιάζονται οι συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών των παραγόντων αξιολόγησης υποψηφίων για επιλογή για πρόσληψη, «Τυπικά Προσόντα» (FSS), «Δεξιότητες» (SSS) και του παράγοντα «Ικανότητες Απόδοσης» (PA).



Σχήμα 23: Μοντέλο συσχέτισης παραγόντων επιλογής και ικανοτήτων απόδοσης

Όπως φαίνεται, το συμπέρασμα που προκύπτει είναι ότι στο παραπάνω μοντέλο αξιολόγησης υποψηφίων για επιλογή για πρόσληψη, οι «Ικανότητες Απόδοσης» (Performance Abilities) έχουν θετική και στατιστικώς σημαντική συσχέτιση με τον παράγοντα «Δεξιότητες» (Soft Skills) με τιμή 0,64, καθώς και με τον παράγοντα «Τυπικά Προσόντα» (Formal Skills) με τιμή 0,43.

Πίνακας 9: Συσχετίσεις παραγόντων επιλογής και ικανοτήτων απόδοσης

			Estimate	S.E.	C.R.	P
ΤΥΠΙΚΑ ΠΡΟΣΟΝΤΑ για Επιλογή για πρόσληψη	<---	Performance_Abilities	,433	,334	1,298	***
ΔΕΞΙΟΤΗΤΕΣ για Επιλογή για πρόσληψη	<---	Performance_Abilities	,640	,197	3,242	***
B6 Συναφές διδακτορικό δίπλωμα	<---	Formal Skills Selection	1,000			
B4 Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών	<---	Formal Skills Selection	,961	,070	13,720	***
B3 Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών	<---	Formal Skills Selection	,401	,089	4,491	***
B1 Συναφής βασικός τίτλος σπουδών	<---	Formal Skills Selection	,496	,057	8,711	***
B12 Επικοινωνιακές δεξιότητες	<---	Soft Skills Selection	1,000			
B11 Συναφής προϋπηρεσία	<---	Soft Skills Selection	1,028	,150	6,857	***
B10 Γνώση ηλεκτρονικών υπολογιστών	<---	Soft Skills Selection	,907	,132	6,888	***
B9 Ξένες γλώσσες	<---	Soft Skills Selection	1,080	,202	5,336	***
B8 Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα	<---	Soft Skills Selection	,776	,141	5,487	***
B7 Τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης	<---	Formal Skills Selection	,672	,093	7,256	***
D1 Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων	<---	Performance_Abilities	1,000			
D2 Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών	<---	Performance_Abilities	,898	,120	7,480	***
D3 Ικανότητα καθοδήγησης	<---	Performance_Abilities	,961	,114	8,413	***
D4 Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου	<---	Performance_Abilities	,975	,107	9,083	***
D5 Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους	<---	Performance_Abilities	1,089	,116	9,364	***
D6 Ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων	<---	Performance_Abilities	,935	,098	9,517	***
D7 Ικανότητα επικοινωνίας	<---	Performance_Abilities	,934	,121	7,712	***
D8 Ικανότητα αντικειμενικής κρίσης	<---	Performance_Abilities	,981	,107	9,135	***

(***) Στατιστική σημαντικότητα

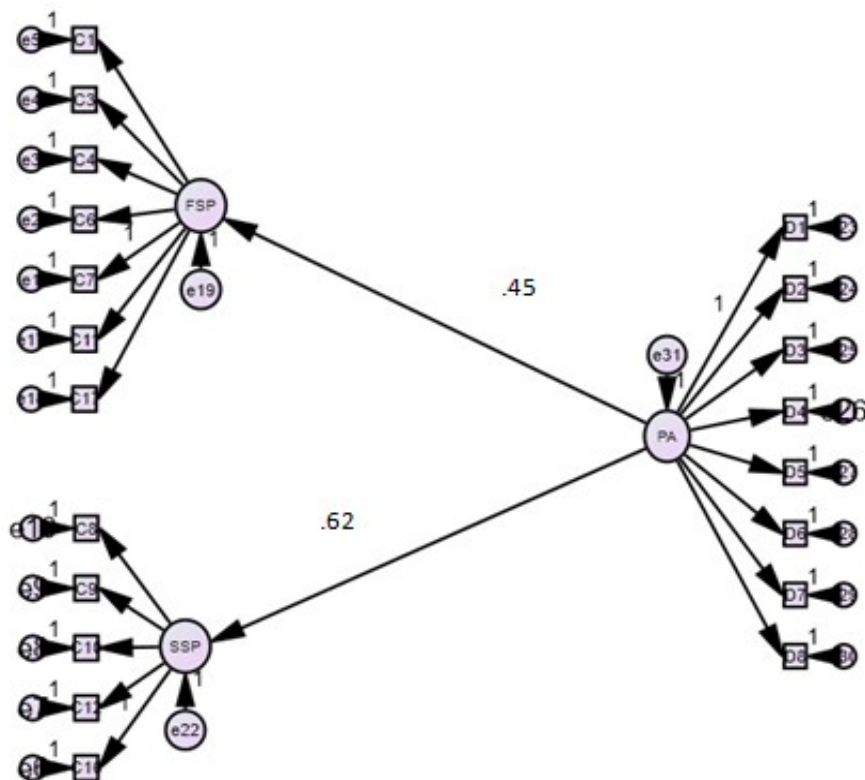
Στη συνέχεια, για τους παράγοντες που σχετίζονται με την αξιολόγηση υποψηφίων για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης και των μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση, μέσω της ανάλυσης δομικών εξισώσεων, διαμορφώθηκε ένα δεύτερο στατιστικό πολυμεταβλητό μοντέλο αξιολόγησης υποψηφίων, μεταξύ των παραγόντων «Ικανότητες Απόδοσης», «Τυπικά Προσόντα» και «Δεξιότητες», με τιμή $X^2 = 447,439$, 168 βαθμούς ελευθερίας και p-value ίση με 0,000. Στο μοντέλο αυτό ο δείκτης CMIN/DF έχει την αποδεκτή τιμή 2,663, που δηλώνει καλή προσαρμογή του μοντέλου. Επιπλέον, το μοντέλο πέτυχε ένα αποδεκτό Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) 0,092, οι αποδεκτές τιμές είναι <0,1 (Hair Jr κ.ά., 2010). Ο δείκτης CFI (Comparative Fit Index) παρουσίασε βαθμολογία 0,826, ο δείκτης IFI (Incremental Fit Index) ισούται με 0,828, ο δείκτης TLI (Tucker-Lewis Index) ισούται με 0,803, ο δείκτης PRATIO ισούται με 0,884 και ο δείκτης PCFI (Pastimony-Comparative-Fit-Index) ισούται με 0,730, που κρίνονται ικανοποιητικές αναλόγως του μεγέθους του δείγματος. Στον πίνακα 10 και στο σχήμα 24, παρουσιάζονται οι συσχετίσεις μεταξύ των παραγόντων αξιολόγησης υποψηφίων για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης «Τυπικά προσόντα» (Formal Skills-FSP) και «Δεξιότητες» (Soft Skills-SSP) και του παράγοντα «Ικανότητες Απόδοσης» (Performance Abilities-PA).

Πίνακας 10: Συσχετίσεις παραγόντων προαγωγής σε θέσεις ευθύνης και ικανοτήτων απόδοσης

		Estimate	S.E.	C.R.	P
ΤΥΠΙΚΑ ΠΡΟΣΟΝΤΑ για Προαγωγή σε θέσεις ευθύνης	<--- Performance_Abilities	,450	,226	1,994	***
ΔΕΞΙΟΤΗΤΕΣ για Προαγωγή σε θέσεις ευθύνης	<--- Performance_Abilities	,616	,154	4,000	***
C7 Τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης	<--- Formal Skills Positioning	1,000			
C6 Συναφές διδακτορικό δίπλωμα	<--- Formal Skills Positioning	1,446	,197	7,352	***
C4 Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών	<--- Formal Skills Positioning	1,401	,185	7,556	***
C3 Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών	<--- Formal Skills Positioning	,892	,166	5,367	***
C1 Συναφής βασικός τίτλος σπουδών	<--- Formal Skills Positioning	,830	,123	6,772	***
C16 Επικοινωνιακές δεξιότητες	<--- Soft Skills Positioning	1,000			
C12 Γνώση ηλεκτρονικών υπολογιστών	<--- Soft Skills Positioning	1,150	,220	5,228	***
C10 Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα	<--- Soft Skills Positioning	1,536	,276	5,561	***
C9 Προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης	<--- Soft Skills Positioning	1,884	,384	4,912	***
C8 Συναφής προϋπηρεσία	<--- Soft Skills Positioning	1,406	,250	5,627	***
C11 Ξένες γλώσσες	<--- Formal Skills Positioning	,855	,157	5,438	***
C17 Ερευνητικό έργο	<--- Formal Skills Positioning	1,070	,174	6,149	***
D1 Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων	<--- Performance_Abilities	1,000			
D2 Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών	<--- Performance_Abilities	,896	,120	7,452	***
D3 Ικανότητα καθοδήγησης	<--- Performance_Abilities	,959	,114	8,376	***
D4 Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου	<--- Performance_Abilities	,982	,108	9,119	***
D5 Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους	<--- Performance_Abilities	1,089	,117	9,342	***
D6 Ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων	<--- Performance_Abilities	,939	,099	9,528	***
D7 Ικανότητα επικοινωνίας	<--- Performance_Abilities	,933	,121	7,688	***
D8 Ικανότητα αντικειμενικής κρίσης	<--- Performance_Abilities	,984	,108	9,141	***

(***) Στατιστική σημαντικότητα

Όπως προκύπτει για το μοντέλο αξιολόγησης υποψηφίων για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, ο παράγοντας «Ικανότητες Απόδοσης» έχει μια θετική και στατιστικώς σημαντική συσχέτιση με τον παράγοντα «Δεξιότητες» με τιμή 0,62, καθώς και με τον παράγοντα «Τυπικά Προσόντα» με τιμή 0,45 (Pampouktsi κ.ά., 2021c).



Σχήμα 24: Μοντέλο συσχέτισης παραγόντων προαγωγής και ικανοτήτων απόδοσης

5.5 Ανάλυση σχέσης προσόντων και απόδοσης

Λαμβάνοντας υπόψη τις μεταβλητές που σχετίζονται με τα προσόντα των υπαλλήλων και την απόδοση (ανεξαρτήτως αν πρόκειται για επιλογή για πρόσληψη ή για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης), ακολούθησε μία επιπλέον παραγοντική ανάλυση μέσω της οποίας εντοπίστηκαν τέσσερις κύριοι παράγοντες, με σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση μεταξύ τους (Pampouktsi κ.ά., 2021c/International journal of economics, business and management, Vol.5, N.11). Στην πρώτη φάση της επικύρωσης, η εσωτερική αξιοπιστία και συνέπεια μετρήθηκε χρησιμοποιώντας το στατιστικό εργαλείο του συντελεστή Cronbach's Alpha, που έφτασε την ικανοποιητική βαθμολογία 0,849, έχοντας επίγνωση του ορίου εγκυρότητας 0,60 (Avdimiotis, 2019). Στη δεύτερη φάση επικύρωσης, πραγματοποιήθηκε μια διερευνητική παραγοντική ανάλυση (EFA), έτσι ώστε να προσδιοριστούν οι μεταβλητές που «φορτώθηκαν» με επιτυχία, εξηγώντας επαρκώς τη μεταβλητότητα των επιλεγμένων κριτηρίων της δομής (μοντέλου). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η διερευνητική ανάλυση παραγόντων εφαρμόστηκε επιτυχώς, με δείκτη δειγματοληψίας Kaiser Mayer Olkin (KMO) να είναι πάνω από το αποδεκτό όριο του 0,6, φτάνοντας την τιμή του 0,825, ενώ η συνολική μεταβλητότητα εξηγήθηκε επαρκώς

(61,278%). Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο περιστροφής Varimax, προέκυψαν οι τέσσερις παρακάτω παράγοντες με τις αντίστοιχες μεταβλητές:

1. Ο παράγοντας «Τυπικά Προσόντα», αποτελείται από τις μεταβλητές:

- Συναφής βασικός τίτλος σπουδών,
- Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών,
- Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών,
- Συναφές διδακτορικό Δίπλωμα,
- Τίτλος Εθνικής Σχολής Δημόσιας Διοίκησης,
- Ξένες γλώσσες,
- Ερευνητικό έργο.

2. Ο παράγοντας «Ικανότητες απόδοσης», αποτελείται από τις μεταβλητές:

- Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων,
- Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών,
- Ικανότητες καθοδήγησης,
- Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου,
- Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους,
- Ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων,
- Επικοινωνιακές δεξιότητες,
- Ικανότητα αντικειμενικής κρίσης.

3. Ο παράγοντας «Αξιολόγηση», αποτελείται από τις μεταβλητές:

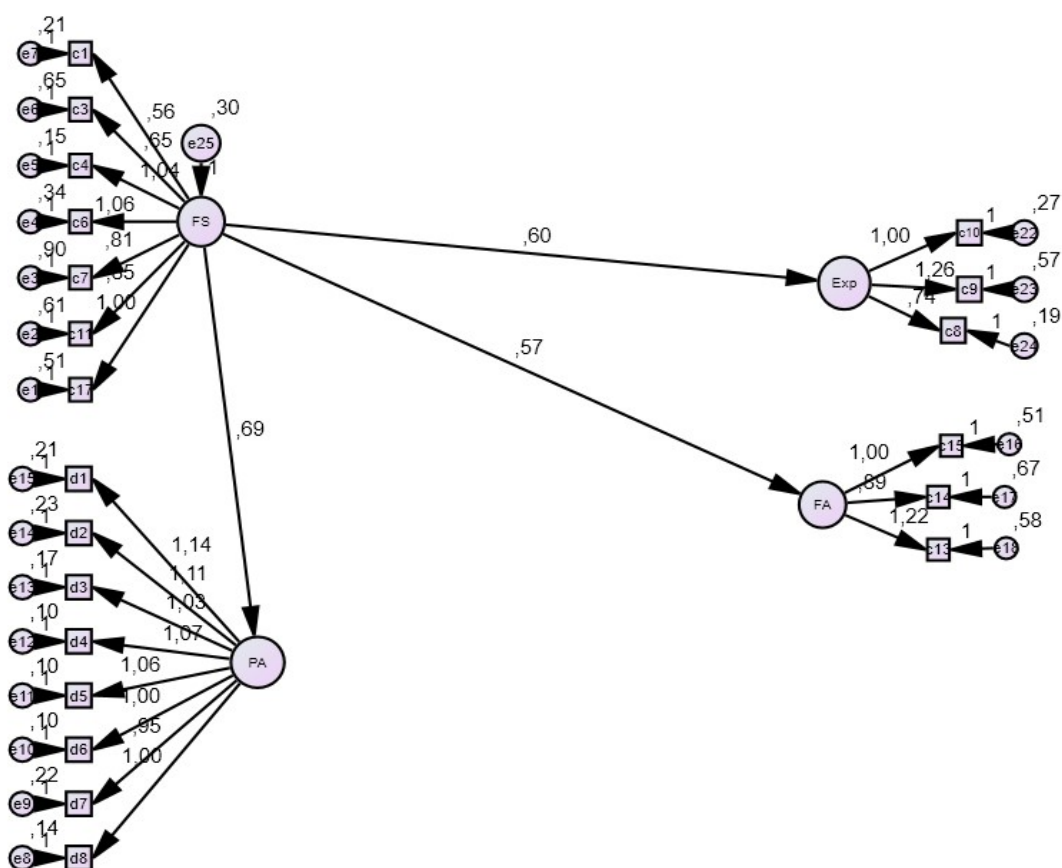
- Βαθμολογία αξιολόγησης όπως εφαρμόζεται,
- Βαθμολογία δομημένης συνέντευξης,
- Συμμετοχή σε επιτροπές/ομάδες εργασίας.

4. Ο παράγοντας «Εμπειρία και Επιμόρφωση», αποτελείται από τις μεταβλητές:

- Συναφής προϋπηρεσία,
- Προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης,
- Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα.

Επιπλέον, για την επιβεβαίωση της εσωτερικής εγκυρότητας του ερωτηματολογίου, στην τρίτη φάση της διαδικασίας επικύρωσης εφαρμόστηκε μία επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, προκειμένου να ελεγχθεί η προσαρμογή του νέου μοντέλου μεταξύ των παραπάνω παραγόντων που εξήχθησαν από τη διερευνητική ανάλυση παραγόντων, κατασκευάστηκε ένα πολυμεταβλητό μοντέλο για να προσδιοριστεί η πιθανή συσχέτιση μεταξύ των παραγόντων «Τυπικά Προσόντα» (Formal Skills-FS), «Ικανότητες Απόδοσης» (Performance Abilities-PA), «Εμπειρία και Επιμόρφωση»

(Experience-Exp), και «Αξιολόγηση» (Former Evaluation-FA). Στο σχήμα 25 και στον πίνακα 11, παρουσιάζονται οι συσχετίσεις μεταξύ των παραπάνω βασικών παραγόντων, σύμφωνα με το λογισμικό AMOS ver. 20.



Σχήμα 25: Μοντέλο συσχέτισης των παραγόντων «Ικανότητες απόδοσης», «Τυπικά Προσόντα», «Εμπειρία και Επιμόρφωση» και «Αξιολόγηση»

Το μοντέλο παρουσίασε τιμή X^2 404,917, με 189 βαθμούς ελευθερίας και CMIN/DF ίσο με την τιμή 2,142. Αυτές οι τιμές οδηγούν σε αποδεκτή προσαρμογή σύμφωνα με τα κριτήρια που προτείνονται από τους Fornell και Larcker (1981), Bagozzi και Yi (1988), Hair Jr κ.ά., (2010), για αυτήν τη μέτρηση ($X^2/df < 5$). Επιπλέον το μοντέλο πέτυχε ένα ικανοποιητικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα προσέγγισης (RMSEA) με τιμή ίση με 0,077. Ο δείκτης GFI (Goodness of Fit Index) παρουσίασε τιμή 0,802, με όλες τις άλλες μετρήσεις να εμπίπτουν στα αποδεκτά όρια για αποδεκτή εφαρμογή (Hair Jr κ.ά., 2010). Η τιμή p-value ισούται με 0,000 και το PRATIO ισούται με 0,900, εντός των αποδεκτών ορίων προσαρμογής (Mulaik κ.ά., 1989).

Πίνακας 11: Συσχετίσεις παραγόντων «Ικανότητες απόδοσης», «Τυπικά Προσόντα», «Εμπειρία και Επιμόρφωση» και «Αξιολόγηση»

			Estimate	S.E.	C.R.	P
ΕΜΠΕΙΡΙΑ & ΕΠΙΜΟΡΦΩΣΗ	<---	Formal_Skills	,600	,112	5,359	***
ΙΚΑΝΟΤΗΤΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ	<---	Formal_Skills	,686	,125	5,494	***
ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ	<---	Formal_Skills	,569	,133	4,262	***
C17 Ερευνητικό έργο	<---	Formal_Skills	1,000			
C11 Ξένες γλώσσες	<---	Formal_Skills	,846	,154	5,490	***
C7 Τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης	<---	Formal_Skills	,814	,159	5,123	***
C6 Συναφές διδακτορικό δίπλωμα	<---	Formal_Skills	1,059	,155	6,847	***
C4 Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών	<---	Formal_Skills	1,039	,146	7,120	***
C3 Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών	<---	Formal_Skills	,645	,148	4,349	***
C1 Συναφής βασικός τίτλος σπουδών	<---	Formal_Skills	,563	,106	5,295	***
D8 Ικανότητα αντικειμενικής κρίσης	<---	Performance_Abilities	1,000			
D7 Ικανότητα επικοινωνίας	<---	Performance_Abilities	,955	,130	7,346	***
D6 Ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων	<---	Performance_Abilities	1,001	,114	8,819	***
D5 Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους	<---	Performance_Abilities	1,059	,134	7,882	***
D4 Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου	<---	Performance_Abilities	1,070	,138	7,736	***
D3 Ικανότητα καθοδήγησης	<---	Performance_Abilities	1,026	,132	7,763	***
D2 Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών	<---	Performance_Abilities	1,112	,159	7,013	***
D1 Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων	<---	Performance_Abilities	1,138	,140	8,121	***
C15 Συμμετοχή σε επιτροπές/ομάδες εργασίας	<---	Former_evaluation	1,000			
C14 Βαθμολογία δομημένης συνέντευξης	<---	Former_evaluation	,895	,260	3,445	***
C13 Βαθμολογία αξιολόγησης, όπως εφαρμόζεται	<---	Former_evaluation	1,217	,313	3,890	***
C10 Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα	<---	Experience	1,000			
C9 Προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης	<---	Experience	1,262	,264	4,776	***
C8 Συναφής προϋπηρεσία στα υπηρεσιακά αντικείμενα	<---	Experience	,742	,145	5,129	***

(***) επίπεδο στατιστικής σημαντικότητας 0,001

Στο μοντέλο αυτό, ο παράγοντας «Τυπικά Προσόντα», με τις μεταβλητές που τον απαρτίζουν, δηλαδή, συναφής βασικός τίτλος σπουδών, βαθμός βασικού τίτλου

σπουδών, συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών, συναφές διδακτορικό δίπλωμα, τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης, ξένες γλώσσες και ερευνητικό έργο, έχει:

- σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση (0,69) με τον παράγοντα «Ικανότητες Απόδοσης» που περιλαμβάνει τις μεταβλητές, ικανότητα διαχείρισης κρίσεων, ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών, ικανότητα καθοδήγησης, αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου, αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους, ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων, επικοινωνιακές δεξιότητες και ικανότητα αντικειμενικής κρίσης,

- σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση (0,60) με τον παράγοντα «Εμπειρία και Επιμόρφωση» που περιλαμβάνει τις μεταβλητές, συναφής προϋπηρεσία, προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης και επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα,

- σημαντική θετική στατιστική συσχέτιση (0,57) με τον παράγοντα «Αξιολόγηση», που περιλαμβάνει τις μεταβλητές, βαθμολογία αξιολόγησης όπως εφαρμόζεται, βαθμολογία δομημένης συνέντευξης και συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και επιτροπές.

Συνοψίζοντας, η διερευνητική παραγοντική ανάλυση, ανέδειξε τέσσερις βασικούς παράγοντες (τυπικά προσόντα, ικανότητες απόδοσης, εμπειρία/επιμόρφωση και αξιολόγηση) και η επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, ανέδειξε σημαντικές θετικές συσχετίσεις μεταξύ όλων αυτών των παραγόντων, με αποτέλεσμα τα τυπικά προσόντα να δύνανται να χρησιμοποιηθούν ως προγνωστικοί παράγοντες της απόδοσης.

Ακολούθησε ανάλυση συσχέτισης κατά Pearson (η απλούστερη μέθοδος συσχέτισης, ειδικά όταν τα δεδομένα δείχνουν γραμμικές σχέσεις και είναι συνεχή αριθμητικά) μεταξύ όλων των μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση, προκειμένου να βρεθούν οι μεταξύ τους σημαντικές στατιστικές συσχετίσεις, που παρουσιάζονται στον πίνακα 12. Όπως προκύπτει, η ικανότητα διαχείρισης κρίσεων έχει στατιστικώς σημαντική συσχέτιση, με την ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών ($r=0,533$), με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,516$), με την ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού άγχους ($r=0,509$), με την ικανότητα καθοδήγησης ($r=0,503$), με την ικανότητα προτεραιοποίησης ($r=0,467$), με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r=0,446$), καθώς και με την ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού χρόνου ($r=0,425$). Η ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών συσχετίζεται στατιστικώς σημαντικά με την ικανότητα καθοδήγησης ($r=0,524$), με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,395$), με την ικανότητα προτεραιοποίησης ($r=0,392$), με την ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού άγχους ($r=0,378$), με την ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού χρόνου ($r=0,354$) καθώς και με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r=0,341$).

Πίνακας 12: Συσχετίσεις κριτηρίων αξιολόγησης της εργασιακής απόδοσης

	Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών	Ικανότητα καθοδήγησης	Αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου	Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους	Ικανότητα προτεραιοποίησης	Επικοινωνιακές Δεξιότητες	Ικανότητα Αντικειμενικής κρίσης
Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων	0,533**	0,503**	0,425**	0,509**	0,467**	0,446**	0,516**
Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών		0,524**	0,354**	0,378**	0,392**	0,341**	0,395**
Ικανότητα καθοδήγησης			0,430**	0,373**	0,525**	0,427**	0,519**
Αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου				0,722**	0,630**	0,327**	0,460**
Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους					0,573**	0,451**	0,523**
Ικανότητα προτεραιοποίησης						0,436**	0,577**
Επικοινωνιακές δεξιότητες							0,547**

Η ικανότητα καθοδήγησης συσχετίζεται στατιστικώς σημαντικά με την ικανότητα προτεραιοποίησης ($r=0,525$), με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,519$), με την ικανότητα αποτελεσματικής χρήσης του εργασιακού χρόνου ($r=0,430$), με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r=0,427$) και με την ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού άγχους ($r=0,373$). Η αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου έχει στατιστικώς σημαντική συσχέτιση με την ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού άγχους ($r=0,722$), με την ικανότητα προτεραιοποίησης ($r=0,630$), με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,460$) και με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r=0,327$). Η αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους συσχετίζεται στατιστικώς σημαντικά με την ικανότητα προτεραιοποίησης ($r=0,573$), με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,523$) και με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r=0,451$). Η ικανότητα προτεραιοποίησης συσχετίζεται στατιστικώς σημαντικά με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,577$) και με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r=0,436$). Τέλος, οι επικοινωνιακές δεξιότητες συσχετίζονται σημαντικά με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r=0,547$).

Στη συνέχεια ακολούθησε διερεύνηση συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών που σχετίζονται με τα τυπικά προσόντα και των μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση και αναδείχθηκαν ασθενείς αλλά στατιστικώς σημαντικές θετικές συσχετίσεις όπως φαίνονται στον πίνακα 13.

Πίνακας 13: Συσχετίσεις τυπικών προσόντων και κριτηρίων απόδοσης

	Ικανότητα Διαχείρισης Κρίσεων	Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών
Επίπεδο πανεπιστημιακής εκπαίδευσης	0,162*	0,204**
Συναφές Μεταπτυχιακό Δίπλωμα	0,160*	0,203**
Συναφές Διδακτορικό Δίπλωμα	ns	0,193**
Ερευνητικό Έργο	0,231**	0,283**
Επιμόρφωση	0,186**	0,182**
	Αποτελεσματική χρήση του χρόνου εργασίας	Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους
Εργασιακή Εμπειρία	0,188**	0,200**
	Επικοινωνιακές Δεξιότητες	
Βαθμολογία Αξιολόγησης	0,270**	
Βαθμολογία Συνέντευξης	0,215**	

Οι συσχετίσεις αφορούν: α. το επίπεδο πανεπιστημιακής εκπαίδευσης, την κατοχή συναφούς μεταπτυχιακού διπλώματος, το ερευνητικό έργο και την επαγγελματική επιμόρφωση με την ικανότητα διαχείρισης κρίσεων και την ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών (r -τιμές από 0,160 έως 0,231), β. την κατοχή συναφούς διδακτορικού διπλώματος με την ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών ($r = 0,193$), γ. την εργασιακή εμπειρία με την αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου και την αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους (τιμές r κοντά στο 0,2) και δ. τις βαθμολογίες αξιολόγησης και συνέντευξης με τις επικοινωνιακές δεξιότητες ($r = 0,270$ και 0,215 αντίστοιχα). Η χαμηλή γραμμικότητα σε αυτές τις συσχετίσεις σε συνδυασμό με την ύπαρξη σημαντικής σχέσης μεταξύ των χαρακτηριστικών (μεταβλητών), σημαίνει ότι δεν υπάρχει αναλογικότητα και επομένως δεν είναι προβλέψιμος ο βαθμός της συσχέτισης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

6.1 Πρόβλεψη Απόδοσης Ανθρώπινου Δυναμικού

Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στο δημόσιο τομέα για την πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού μέσω πρόβλεψης της καταλληλότητας ενός υποψηφίου υπαλλήλου για μια θέση εργασίας, είναι ένας νέος τομέας έρευνας και μελέτης. Όπως προαναφέρθηκε, οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης κατασκευάζουν μοντέλα με βάση σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας αυτά τα μοντέλα, κάνουν προβλέψεις ταξινομώντας νέα δεδομένα δοκιμών.

Το πρόβλημα προς επίλυση στην παρούσα ερευνητική εργασία, είναι η πρόβλεψη της απόδοσης των εργαζομένων μέσω εκτίμησης της καταλληλότητάς τους για μία θέση εργασίας, έτσι ώστε να επιλέγονται με έναν αυτοματοποιημένο τρόπο για :

1. αρχική πρόσληψη (recruitment),
2. τοποθέτηση στις κατάλληλες θέσεις (positioning) και
3. προαγωγή σε θέσεις ευθύνης (promotion),

υπάλληλοι των οποίων τα προσόντα έχουν την καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση με τα τα προσόντα που απαιτούνται για κάθε θέση.

Στην παρούσα εργασία, προτείνεται να πραγματοποιηθούν οι τρεις παραπάνω διαδικασίες μέσω ενός ενιαίου πλαισίου μηχανικής μάθησης (3-σε-1). Ο ερευνητικός στόχος είναι να δημιουργηθεί ένα εργαλείο που θα υποστηρίζει τα τμήματα Ανθρώπινου Δυναμικού στην επιλογή προσωπικού για προσλήψεις, τοποθέτηση και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης, καλύπτοντας το ερευνητικό κενό για τη πρόβλεψη της καταλληλότητας για μία θέση εργασίας και της μελλοντικής απόδοσης του προσωπικού. Τα δεδομένα (χαρακτηριστικά) που έχουν χρησιμοποιηθεί στην παρούσα έρευνα και όπου στηρίχθηκαν τα εργαλεία μηχανικής μάθησης και οι αλγόριθμοι ταξινόμησης, αποτελούνται από σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης που σχετίζονται, αφενός με τα προσόντα και τις δεξιότητες των εργαζομένων και αφετέρου με τις αναλύσεις (προδιαγραφές) των θέσεων εργασίας, αναφορικά με τα προσόντα που απαιτούνται για τις θέσεις εργασίας που εξετάζονται. Τα δεδομένα που αφορούν στα προσόντα και τις δεξιότητες των υπαλλήλων, συγκεντρώθηκαν μέσω του ερωτηματολογίου Β που περιλαμβάνει δεκαεπτά ερωτήσεις (Παράρτημα Β). Το ερωτηματολόγιο απεστάλη στα προσωπικά email υπαλλήλων του δημόσιου τομέα, εξασφαλίζοντας την τήρηση της ανωνυμίας όπως απαιτείται, σύμφωνα με τις αρχές προστασίας των προσωπικών δεδομένων (GDPR). Στον πίνακα των δεδομένων, το κάθε περιστατικό (instance),

παρουσιάζεται ως υπάλληλος 1, 2, 3 κ.ο.κ. Τα περισσότερα δεδομένα που συγκεντρώθηκαν είναι αριθμητικά και έχουν καταγραφεί αρχικά σε ένα αρχείο τύπου excel και στη συνέχεια σε αρχείο τύπου CSV για ανάλυση μέσω των αλγορίθμων. Έχοντας τα συγκεκριμένα δεδομένα ως εισροές του συνόλου εκπαίδευσης, προκύπτουν προβλέψεις σχετικά με την καταλληλότητα των εργαζομένων για μία συγκεκριμένη θέση, έτσι ώστε να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση εργαζομένων και θέσεων και η μέγιστη δυνατή μελλοντική απόδοση.

Με τα πρώτα στοιχεία που συγκεντρώθηκαν από το ερωτηματολόγιο Β, που αφορούν δεδομένα εκατόν είκοσι επτά υπαλλήλων, πραγματοποιήθηκε μία πιλοτική εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, αφού τα δεδομένα εξήχθησαν σε αρχείο CSV, ακολούθησαν εφαρμογές των δενδρικών αλγορίθμων J48, Random Forest, Random Tree, Reptree, Logistic Model Trees (LMT) και Hoeffding Trees, χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα WEKA με τις προεπιλεγμένες παραμέτρους και δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση (10-fold cross-validation). Όλοι οι αλγόριθμοι οδήγησαν σε τρεις κλάσεις (εισηγητής, τμηματάρχης, διευθυντής). Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης κρίνονται ιδιαίτερα ικανοποιητικά, διότι όλοι οι αλγόριθμοι παρουσίασαν ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) 100%, πλην των αλγορίθμων Random Tree και Hoeffding που παρουσίασαν ακρίβεια ταξινόμησης 96,85% και 95,27% αντίστοιχα, που θεωρείται επίσης πολύ υψηλή. Η ακρίβεια (precision), η ανάκληση (recall) και το F-Measure για κάθε αλγόριθμο παρουσιάζονται στον πίνακα 14:

Πίνακας 14: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμων

Αλγόριθμος	Precision	Recall	F-Measure
J48	1,0	1,0	1,000
Random Forest	1,0	1,0	1,000
Random Tree	0,969	0,969	0,969
Reptree	1,0	1,0	1,000
LMT	1,0	1,0	1,000
Hoeffding	0,952	0,953	0,952

Σύμφωνα με το δέντρο που δημιουργήθηκε με τον αλγόριθμο J48 τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά για τον διαχωρισμό των κλάσεων, αναδείχθηκαν το επίπεδο πτυχίου και η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης. Όπως προκύπτει, εάν ένας υπάλληλος κατέχει πτυχίο πανεπιστημίου ή τεχνολογικού ιδρύματος, έχει πολλές πιθανότητες να αναλάβει θέση

ευθύνης. Αντίθετα, υπάλληλοι που έχουν αποφοιτήσει από τη δευτεροβάθμια εκπαίδευση, δεν μπορούν να αναλάβουν θέσεις ευθύνης. Τέλος, η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης εκτιμάται από τον αλγόριθμο ως απαραίτητη για κατάληψη θέσης Διευθυντή και επιθυμητή για κατάληψη θέσης Προϊσταμένου Τμήματος.

Περαιτέρω, η αξιολόγηση της απόδοσης των συγκεκριμένων μοντέλων, επιβεβαιώθηκε δοκιμάζοντας τα μοντέλα που δημιουργήθηκαν σε ένα σύνολο δοκιμής (testing set) με δεδομένα δύο περιστατικών (υπαλλήλων), προκειμένου να γίνουν προβλέψεις για τη θέση που κατέχουν. Όλοι οι αλγόριθμοι παρουσίασαν ακρίβεια ταξινόμησης 100%, πλην του αλγόριθμου Hoeffding που παρουσίασε ακρίβεια 50%. Η πιλοτική αυτή εφαρμογή των αλγορίθμων, οδήγησε στη διαπίστωση ότι οι δενδρικοί αλγόριθμοι αποδίδουν εξαιρετικά ικανοποιητικά στα μοντέλα που διαμορφώθηκαν από το αρχικό δείγμα των δεδομένων, με πολύ υψηλές τιμές σε όλες τις μετρικές αξιολόγησης, στοιχείο το οποίο στη συγκεκριμένη φάση κρίθηκε ιδιαίτερα ενθαρρυντικό για τη συνέχιση της έρευνας (Pampouktsi, P., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. 2022. An innovative approach for personnel positioning. *International Journal of Innovation and Technology Management*, Vol.19, issue 5).

Ακολουθεί η παρουσίαση δύο πειραματικών προσεγγίσεων, στις οποίες αξίζει να τονιστεί ότι αρχικά πραγματοποιήθηκε ένας πρώτος έλεγχος ως προς τα δεδομένα που συγκεντρώθηκαν. Έτσι έγινε μία αρχική εκκαθάριση δεδομένων (data cleaning), προκειμένου να εξασφαλιστεί καλύτερη ποιότητα δεδομένων που θα συμβάλλουν στην ακρίβεια του αποτελέσματος πρόβλεψης και στην εγκυρότητα της λήψης αποφάσεων (Ridzuan & Zainon, 2019). Η καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση ενός υποψηφίου για κάθε θέση, προτείνεται να είναι το αποτέλεσμα δύο βημάτων αξιολόγησης και πιο συγκεκριμένα:

- α. Αντιστοίχιση των προσόντων των εργαζομένων και των απαιτούμενων προσόντων από τις περιγραφές θέσεων εργασίας και
- β. Σύγκριση της μέγιστης βαθμολογίας κάθε υπαλλήλου που υπολογίστηκε από το προαναφερθέν γραμμικό μοντέλο (παρ.4.4 - τύπος 1), συμπεριλαμβανομένων των απαιτούμενων και επιθυμητών προσόντων, με τη βαθμολογία που υπολογίζεται από τα ελάχιστα απαιτούμενα προσόντα, σύμφωνα με την ανάλυση κάθε θέσης εργασίας.

Εάν ένας υπάλληλος έχει τα απαιτούμενα προσόντα και συγκεντρώνει τουλάχιστον το ελάχιστο από τη βαθμολογία που απαιτείται για κάθε θέση που καθορίζεται από την ανάλυση (περίγραμμα) της θέσης (κατώφλι βαθμολογίας), τότε αυτός ο υπάλληλος είναι δυνητικά κατάλληλος για πρόσληψη ή προαγωγή. Όσο μεγαλύτερη είναι η θετική

διαφορά μεταξύ της βαθμολογίας που επιτυγχάνεται από έναν εργαζόμενο και την ελάχιστη βαθμολογία που ορίζεται από την ανάλυση της θέσης, τόσο περισσότερο κατάλληλος είναι ο εργαζόμενος.

Και στις δύο πειραματικές προσπάθειες εφαρμόστηκε η μέθοδος της επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning), έτσι ώστε οι αλγόριθμοι να κατασκευάσουν μία συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, με στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Τα αποτελέσματα των πειραματικών προσπαθειών αξιολογήθηκαν με τις μετρικές της ακρίβειας ταξινόμησης (accuracy), της ακρίβειας πρόβλεψης (precision), της ανάκλησης (recall), του F-Measure, του M.A.E. (Mean Absolute Error), του M.S.E. (Mean Squared Error) και του R.M.S.E. (Root Mean Squared Error).

6.2 Παρουσίαση 1^{ου} Πειράματος Ταξινόμησης

Στη συγκεκριμένη πειραματική προσέγγιση (Pampouktsi κ.ά., 2021b/International journal of data analysis techniques and strategies Vol.13 N.4, 317-335), γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης της απόδοσης, μέσω πρόβλεψης της καταλληλότητας ενός υπαλλήλου για μία θέση εργασίας, εφαρμόζοντας αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Με στόχο την εκμάθηση των αλγορίθμων από το αρχικό διαθέσιμο σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, για την αντιστοίχιση μιας ετικέτας κλάσης με περιστατικά, έγιναν προβλέψεις καταλληλότητας υποψηφίων για τις υπό εξέταση θέσεις εργασίας και κατά επέκταση της μελλοντικής τους απόδοσης.

6.2.1 Ανάλυση Μεθοδολογικής Προσέγγισης

Τα σύνολα των δεδομένων εκπαίδευσης συνήθως περιέχουν προγνωστικούς παράγοντες, που χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό της κατάλληλης κλάσης. Το σύνολο των δεδομένων (dataset) για τα πειράματα μηχανικής μάθησης στο συγκεκριμένο πείραμα, περιλαμβάνει τα πρόδρομα ποιοτικά στοιχεία που συγκεντρώθηκαν μέσω του ερωτηματολογίου B, μεταξύ Δεκεμβρίου του 2019 και Απριλίου του 2020, που αφορούν σε χαρακτηριστικά 440 περιστατικών (instances) εν προκειμένω εργαζομένων.

Για την εκτίμηση της καταλληλότητας ενός υπαλλήλου για τη θέση που κατέχει, χρησιμοποιήθηκε η προτεινόμενη κλίμακα καταλληλότητας που παρουσιάζεται στον πίνακα 15. Το επίπεδο της διαφοράς (d) (μεταξύ της μέγιστης συνολικής βαθμολογίας κάθε υπαλλήλου που υπολογίστηκε από το προαναφερθέν γραμμικό μοντέλο,

συμπεριλαμβανομένων των απαιτούμενων και επιθυμητών προσόντων, με τη βαθμολογία που υπολογίζεται από τα ελάχιστα απαιτούμενα προσόντα, σύμφωνα με την ανάλυση κάθε θέσης εργασίας), καθορίζει την καταλληλότητα για κάθε θέση εργασίας, με μια κλίμακα αποκλίσεων d , μηδέν, θετικό ή αρνητικό, με τα όρια της διαφοράς d σε ακρίβεια τεσσάρων δεκαδικών ψηφίων, ανάλογα με το επίπεδο σημαντικότητας (10%, 1%), σχηματίζοντας τις παρακάτω πέντε κατηγορίες καταλληλότητας.

Πίνακας 15: Καταλληλότητα με βάση το επίπεδο σημαντικότητας της απόκλισης

Όρια διαφοράς (d)	Σημαντικότητα απόκλισης	Καταλληλότητα
$d \leq -0,1$	$\geq 10\%$	Ακατάλληλος
$-0,0999 \leq d \leq -0,01$	$< 10\%$	Σχεδόν κατάλληλος
$-0,0099 \leq d \leq 0$	$< 1\%$	Ακριβώς κατάλληλος
$0 < d < 0,2$	$> 1\% \text{ \& } < 10\%$	Πολύ κατάλληλος
$d \geq 0,2$	$> 1\% \text{ \& } < 10\%$	Υπερ-κατάλληλος

Με βάση τα πρόδρομα στοιχεία που συγκεντρώθηκαν από το ερωτηματολόγιο Α (απαντήσεις 95 υπαλλήλων), προσδιορίστηκαν οι αρχικοί συντελεστές βαρύτητας για τα προσόντα των υπαλλήλων, για τις τέσσερις κατηγορίες θέσεων, που παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα 16.

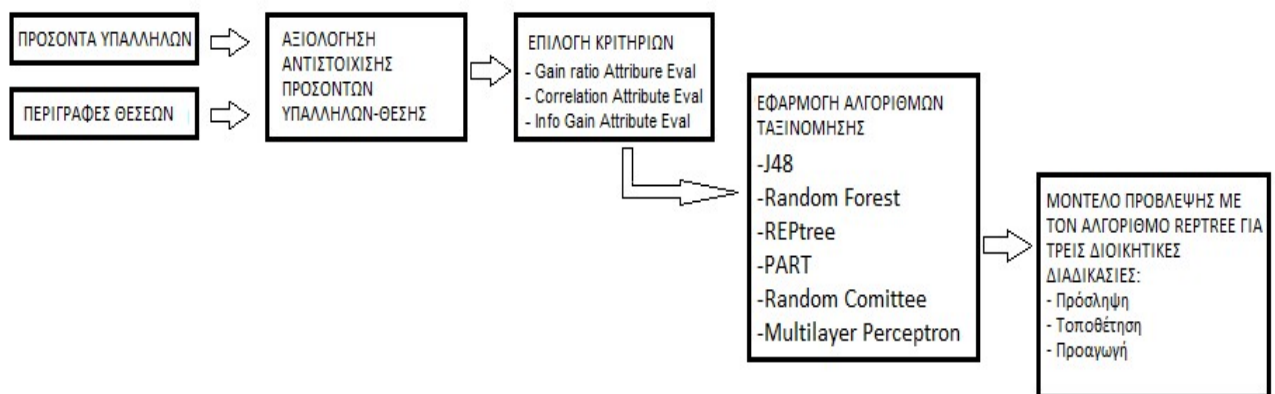
Πίνακας 16: Συντελεστές βαρύτητας προσόντων

Προσόντα υπαλλήλων	Διευθυντής	Τμηματάρχης	Υπάλληλος Α	Υπάλληλος Β
Επίπεδο Πτυχίου	0,125	0,125	0,125	0,125
Βαθμός Πτυχίου	0,0375	0,0375	0,0375	0,0375
Συναφές Μεταπτυχιακό	0,05	0,05	0,0025	0,0025
Συναφές Διδακτορικό	0,1	0,05	0,05	0,05
Εθνική σχολή δημόσιας διοίκησης	0,08	0,04	0,04	0,04
Σεμινάρια	0,0625	0,0625	0,0625	0,0625
Ξένες ευρωπαϊκές γλώσσες (ως 4)	0,0563	0,0375	0,0125	0,0563
Πιστοποιημένη γνώση Η/Υ	0,05	0,05	0,05	0,05
Μ.Ο.Αξιολόγησης	0,0625	0,0625	0	0
Σύνολο ετών προϋπηρεσίας	0,1	0,1	0,1	0,1
Προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης	0,125	0,07	0	0
Βαθμολογία Συνέντευξης	0,075	0,05	0	0
Συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και Επιτροπές	0,0375	0,0125	0	0
Ερευνητικό έργο σχετικό με την υπηρεσία	0,0262	0,0125	0,0125	0,0125

Στα πειράματα μηχανικής μάθησης που ακολουθούν, κάθε εργαζόμενος αντιπροσωπεύτηκε από ένα σταθμισμένο διάνυσμα χαρακτηριστικών, αποτελούμενο από χαρακτηριστικά

που αφορούν στα προσόντα του, τη συνολική βαθμολογία που συγκεντρώνει, το επίπεδο καταλληλότητας του για τη θέση που κατέχει, και τις απαιτούμενες προδιαγραφές θέσης εργασίας. Η συνολική βαθμολογία κάθε εργαζόμενου (το άθροισμα όλων των χαρακτηριστικών) υπολογίστηκε από το γραμμικό μοντέλο (όπως έχει ήδη αναφερθεί στο κεφάλαιο 4, παρ. 4.4) που συμπεριλαμβάνει τα κριτήρια που περιγράφουν τα προσόντα των υποψηφίων πολλαπλασιαζόμενων με τις βαρύτητες που παρουσιάζονται στον παραπάνω πίνακα. Τα προσόντα των υπαλλήλων και οι τέσσερις κατηγορίες θέσεων έχουν αναλυθεί στο κεφάλαιο 4, παρ. 4.2.

Η συνολική μεθοδολογία του πειράματος συνοψίζεται στο παρακάτω σχήμα 26.



Σχήμα 26: Μεθοδολογία πειράματος

Τα χαρακτηριστικά (features/attributes) που επιλέχθηκαν αρχικά συμπεριλάμβαναν όλα τα προσόντα των υπαλλήλων του παραπάνω πίνακα 16 και τις εκτιμήσεις των προδιαγραφών των αντίστοιχων θέσεων εργασίας αναφορικά με το εάν κάθε προσόν είναι απαραίτητο ή επιθυμητό. Έχει προαναφερθεί ότι το χαρακτηριστικό που διαιρεί καλύτερα τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ο ριζικός κόμβος του δέντρου. Υπάρχουν πολλές μέθοδοι για την εύρεση του χαρακτηριστικού που διαιρεί καλύτερα τα δεδομένα εκπαίδευσης, όπως το κέρδος πληροφοριών/information gain. Παρόλα αυτά η πλειοψηφία των μελετών έχει καταλήξει στο συμπέρασμα ότι δεν έχει αποδειχθεί ότι υπάρχει συγκεκριμένη καλύτερη μέθοδος (Murthy, 1998; Kotsiantis, 2007). Στο παρόν πείραμα, προκειμένου να περιοριστούν τα χαρακτηριστικά, λήφθηκαν υπόψη τα αποτελέσματα αξιολόγησης τριών ταξινομητών (rankers), που προτείνονται από το λογισμικό WEKA, χρησιμοποιώντας τις προεπιλεγμένες παραμέτρους.

Οι ταξινομητές που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής:

1. Gain ratio Attribute eval, που αξιολογεί την αξία ενός χαρακτηριστικού μετρώντας την αναλογία κέρδους (gain ratio) σε σχέση με την κλάση.
2. Correlation Attribute eval, που αξιολογεί την αξία ενός χαρακτηριστικού μετρώντας τη συσχέτιση (Pearson's) μεταξύ αυτού και της κλάσης.
3. Info gain Attribute eval, που αξιολογεί την αξία ενός χαρακτηριστικού μετρώντας το κέρδος πληροφορίας (information gain) σε σχέση με την κλάση. Το κέρδος πληροφορίας, καθορίζει πόση πληροφορία περιέχει ένα χαρακτηριστικό.

Η αξιολόγηση χαρακτηριστικών με τους παραπάνω ταξινομητές, οδήγησε στην αφαίρεση από τα χαρακτηριστικά εισόδου, αυτών που αφορούν στο βαθμό πτυχίου, στην κατοχή συναφούς διδακτορικού διπλώματος, στην κατοχή τίτλου από την εθνική σχολή δημόσιας διοίκησης, στα σεμινάρια, στην πιστοποιημένη γνώση H/Y και στο σχετικό με την υπηρεσία ερευνητικό έργο. Αντίθετα τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθούν για τις εφαρμογές των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης είναι, το επίπεδο πτυχίου, η κατοχή συναφούς μεταπτυχιακού τίτλου, η γνώση ξένων γλωσσών, τα έτη προϋπηρεσίας, τα έτη προϋπηρεσίας σε θέσεις ευθύνης, η συμμετοχή σε ομάδες εργασίας ή επιτροπές, η βαθμολογία συνέντευξης, ο μέσος όρος βαθμολογίας αξιολόγησης, η συνολική βαθμολογία των εργαζομένων, το επίπεδο καταλληλότητας των εργαζομένων, η θέση που κατέχουν και οι αντίστοιχες περιγραφές θέσεων που σχετίζονται με τα ανωτέρω προσόντα. Τα παραπάνω χαρακτηριστικά χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι στα πειράματα ταξινόμησης, με εξαίρεση την καταλληλότητα, που λειτούργησε ως έξοδος.

Όταν τα δεδομένα που παρέχονται για εκπαίδευση είναι περιορισμένα και όταν το σύνολο επικύρωσης είναι μικρό, μπορεί να υπάρξει μια σχετικά θορυβώδης εκτίμηση της προγνωστικής απόδοσης στα κατασκευασμένα μοντέλα. Μια λύση σε αυτό το πρόβλημα είναι η χρήση διασταυρούμενης επικύρωσης (Bishop, 2006). Στην έρευνά μας, λόγω του σχετικά μικρού μεγέθους του συνόλου εκπαίδευσης μας (440 περιστατικά), χρησιμοποιήθηκε η δεκαπλή μέθοδος διασταυρούμενης επικύρωσης (10-fold cross-validation), για τον υπολογισμό της ακρίβειας του ταξινομητή. Όταν αναζητείται ακριβής εκτίμηση σφάλματος, η δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση είναι μια τυπική διαδικασία που επαναλαμβάνει τη διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης δέκα φορές και υπολογίζει τον μέσο όρο των αποτελεσμάτων. Με αυτή τη μέθοδο, το αρχικό δείγμα χωρίζεται τυχαία σε δέκα υποσύνολα και ο αλγόριθμος εκμάθησης εκτελείται δέκα φορές στα σύνολα δεδομένων. Για τη δοκιμή του μοντέλου, ένα στα δέκα υποσύνολα διατηρείται ως δεδομένα επικύρωσης και τα άλλα εννέα χρησιμοποιούνται ως δεδομένα

εκπαίδευσης. Στα πειράματά μας, κάθε δοκιμή επαναλήφθηκε δέκα φορές και υπολογίστηκε αυτόματα ο μέσος όρος του τετραγωνικού σφάλματος (MSE) και του ποσοστού των εσφαλμένων ταξινομήσεων, προκειμένου να συνοψιστούν τα αποτελέσματα (Witten κ.ά., 2017).

6.2.2 Αποτελέσματα Ταξινόμησης 1^{ου} πειράματος

Υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός αλγορίθμων ταξινόμησης που θεωρούνται κατάλληλοι για τους σκοπούς των πειραμάτων αυτής της εργασίας. Χρησιμοποιήθηκε ο πάγκος εργασίας μηχανικής εκμάθησης Waikato Environment for Knowledge (WEKA), μέσω του οποίου έχουν δοκιμαστεί έξι αλγόριθμοι ταξινόμησης, που είναι ευρέως γνωστοί στην κοινότητα μηχανικής μάθησης, ως εξής:

- J48, που είναι ένας αλγόριθμος επαγωγής δένδρων αποφάσεων που αποτελεί έκδοση του C4.5, ενός παλαιότερου αλγόριθμου που αναπτύχθηκε από τον J. Ross Quinlan (Witten κ.ά., 2017).
- Ο Random Forest, που είναι ένας αλγόριθμος ταξινόμησης μετα-μάθησης που εκτελείται επαναληπτικά (Breiman, 2001).
- Ο REPtree, που είναι ένας γρήγορος αλγόριθμος δέντρων αποφάσεων (Witten κ.ά., 2017).
- Ο PART, που γενικεύει ένα επιμέρους δέντρο αποφάσεων και λαμβάνει κανόνες από τα επιμέρους δέντρα απόφασης (Witten κ.ά., 2017).
- Ο Random Committee, που είναι ένας αλγόριθμος μετα-μάθησης που δημιουργεί ένα σύνολο από τυχαιοποιήσιμους ταξινομητές βάσης (Witten κ.ά., 2017).
- Ο Multilayer Perceptron, που αποτελεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο Neural Network (NN) (Rosenblatt, 1961).

Οι αλγόριθμοι παρουσιάζονται αναλυτικά στο κεφάλαιο 4, παρ. 4.6 της μεθοδολογίας.

Οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν για την εφαρμογή όλων των αλγορίθμων, ήταν προεπιλεγμένες από το λογισμικό WEKA, πλην μίας παραμέτρου με την οποία πραγματοποιήθηκε κλάδεμα του δέντρου απόφασης του αλγορίθμου REPtree.

Όλοι οι αλγόριθμοι οδήγησαν σε πέντε κλάσεις καταλληλότητας που είναι: υπέρ-κατάλληλος, πολύ κατάλληλος, ακριβώς κατάλληλος, σχεδόν κατάλληλος και ακατάλληλος. Τα μοντέλα που κατασκευάστηκαν, αξιολογήθηκαν χρησιμοποιώντας τις μετρικές, της ακρίβειας ταξινόμησης (performance accuracy), της ακρίβειας (precision), της ανάκλησης (recall) και του F-measure, που έχουν αναλυθεί στο κεφάλαιο 4, παρ. 4.7 της μεθοδολογίας.

- Αλγόριθμοι Δέντρων αποφάσεων (Decision trees algorithms)

Εφαρμόστηκαν τρεις αλγόριθμοι δέντρων αποφάσεων και πιο συγκεκριμένα:

- Ο J48, που ταξινομεί για τη γενίκευση ενός κλαδεμένου ή μη κλαδεμένου δέντρου.
- Ο Random Forest, που ταξινομεί δημιουργώντας ένα δάσος τυχαίων δέντρων.
- Ο REPTree, ο οποίος είναι βελτιστοποιημένος σε ταχύτητα και αντιμετωπίζει τις τιμές που λείπουν χωρίζοντας τα περιστατικά σε τμήματα. Προκειμένου να απλοποιηθεί η δομή του δέντρου, πραγματοποιήθηκε τεχνική κλάδεσης (pruning) και ως εκ τούτου, η παράμετρος minimum instances per leaf τροποποιήθηκε από την προεπιλεγμένη τιμή 2 σε 4. Εξάλλου πάντα πρέπει να προτιμούνται τα απλοποιημένα δέντρα απόφασης που έχουν τα λιγότερα φύλλα, διότι συνήθως αποδίδουν καλύτερα (Kotsiantis, 2007). Τα αποτελέσματα ταξινόμησης των παραπάνω δενδρικών αλγορίθμων, παρουσιάζονται στον πίνακα 17, όπου φαίνεται ξεκάθαρα ότι ο αλγόριθμος REPTree έδειξε καλύτερη απόδοση σχεδόν σε όλα τα στατιστικά στοιχεία ειδικά στην ακρίβεια απόδοσης (93,409%).

Πίνακας 17: Αποτελέσματα αλγορίθμων J48, Random Forest και REPTree

Αλγόριθμοι	J48	Random Forest	REPTree
Συνολικός αριθμός περιστατικών	440	440	440
Σωστά ταξινομημένα περιστατικά	407	392	411
Λάθος ταξινομημένα περιστατικά	33	48	29
Kappa Statistic (k-statistic)	0,8998	0,8535	0,9121
Mean Absolute Error (MEA)	0,0373	0,1006	0,0427
Root Mean Squared Error (RMSE)	0,1707	0,1919	0,1566
Relative Absolute Error (RAE)	12,426 %	33,508 %	14,227 %
Root Relative Squared Error (RRSE)	44,055 %	49,548 %	40,434 %
Ακρίβεια ταξινόμησης	92,5 %	89,091 %	93,409 %

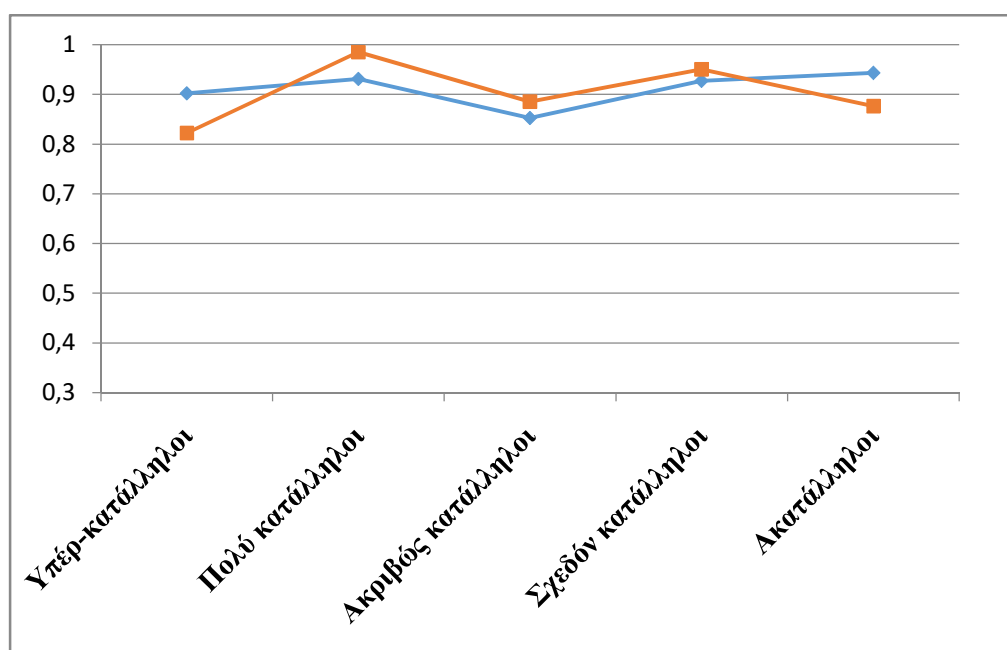
Οι συγκρίσεις στα αποτελέσματα για την ακρίβεια (precision) και την ανάκληση (recall) μεταξύ των τριών αλγορίθμων (πίνακας 18), έδειξαν ότι ο αλγόριθμος REPTree παρουσιάζει την υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης (performance accuracy 93,4%), την υψηλότερη ακρίβεια (precision) 0,935 και την υψηλότερη ανάκληση (recall) (0,934) από όλους τους δενδρικούς αλγορίθμους και για τις πέντε κλάσεις καταλληλότητας. Ακολούθησε ο αλγόριθμος J48, με παρόμοια (αλλά χαμηλότερα) αποτελέσματα και ο

αλγόριθμος Random Forest, που ήταν αποτελεσματικός για τον καθορισμό τεσσάρων από τις πέντε κλάσεις εξόδου, αλλά με αρκετά χαμηλές τιμές για την κλάση «ακριβώς κατάλληλοι», όπου παρουσίασε τη χαμηλότερη τιμή στην ανάκληση και συγκεκριμένα έλαβε τιμή 0,538. Ο αλγόριθμος J48 παρουσίασε τη χαμηλότερη τιμή ανάκλησης (recall) στην κλάση «υπέρ-κατάλληλοι» (0,822). Ο REPTree επίσης παρουσίασε τη χαμηλότερη τιμή ανάκλησης (0,867) στην κλάση «υπέρ κατάλληλοι», εμφανίζοντας σταθερά υψηλές τιμές ανάκλησης για όλες τις υπόλοιπες κλάσεις.

Πίνακας 18: Precision και Recall ταξινόμησης δενδρικών αλγορίθμων

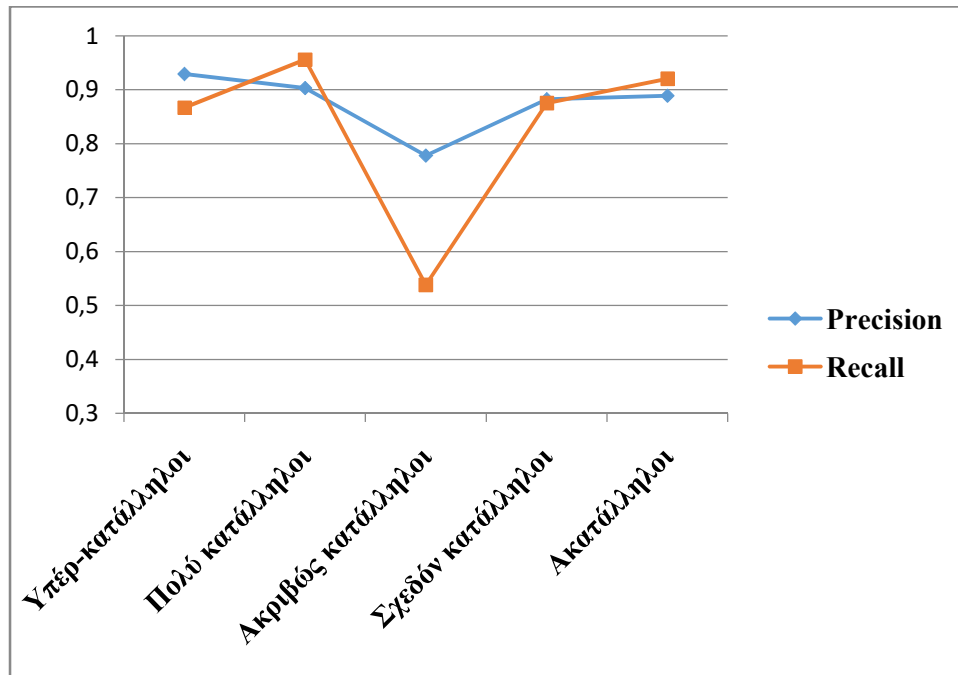
	J48		Random Forest		REPTree	
ΚΛΑΣΕΙΣ	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall
Υπέρ-κατάλληλοι	0,902	0,822	0,929	0,867	0,907	0,867
Πολύ κατάλληλοι	0,931	0,985	0,903	0,956	0,956	0,956
Ακριβώς κατάλληλοι	0,852	0,885	0,778	0,538	0,893	0,962
Σχεδόν κατάλληλοι	0,927	0,950	0,882	0,875	0,914	0,975
Ακατάλληλοι	0,943	0,876	0,889	0,920	0,952	0,885
	0,925	0,925	0,889	0,891	0,935	0,934

Διαγραμματικά η απεικόνιση των αποτελεσμάτων του παραπάνω πίνακα παρουσιάζεται σχήματα 27, 28 και 29, που ακολουθούν.

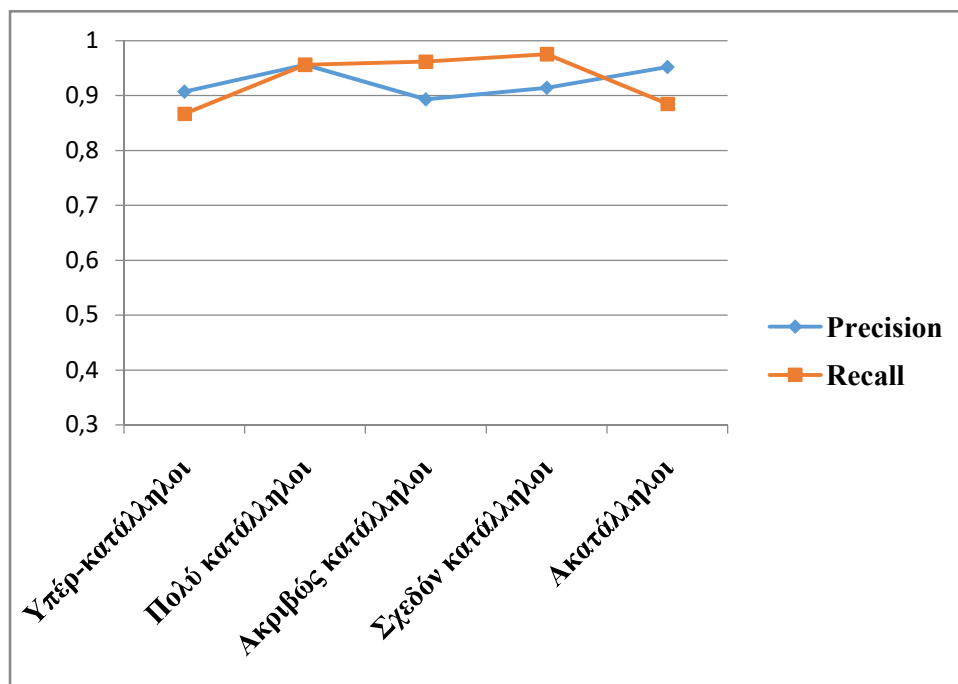


Σχήμα 27: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου J48

Σύμφωνα με το δέντρο απόφασης του αλγόριθμου J48, τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά για τον προσδιορισμό της κλάσης καταλληλότητας ενός υποψηφίου, αναδείχθηκαν το επίπεδο πανεπιστημιακής εκπαίδευσης, η κατοχή συναφούς μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών, η γνώση ξένων ευρωπαϊκών γλωσσών, τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης και η συνολική βαθμολογία κάθε υποψηφίου.



Σχήμα 28: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου Random Forest



Σχήμα 29: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου REPtree

- **Αλγόριθμοι Κανόνων (Rules algorithms)**

Οι αλγόριθμοι κανόνων ταξινομούν δημιουργώντας κανόνες. Για τις ανάγκες του πειράματος επιλέχθηκε ο αλγόριθμος PART. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 19, όπου φαίνεται ξεκάθαρα η υψηλή ακρίβεια ταξινόμησης (92,727%) και τα υπόλοιπα πολύ καλά στατιστικά.

Πίνακας 19: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμου PART

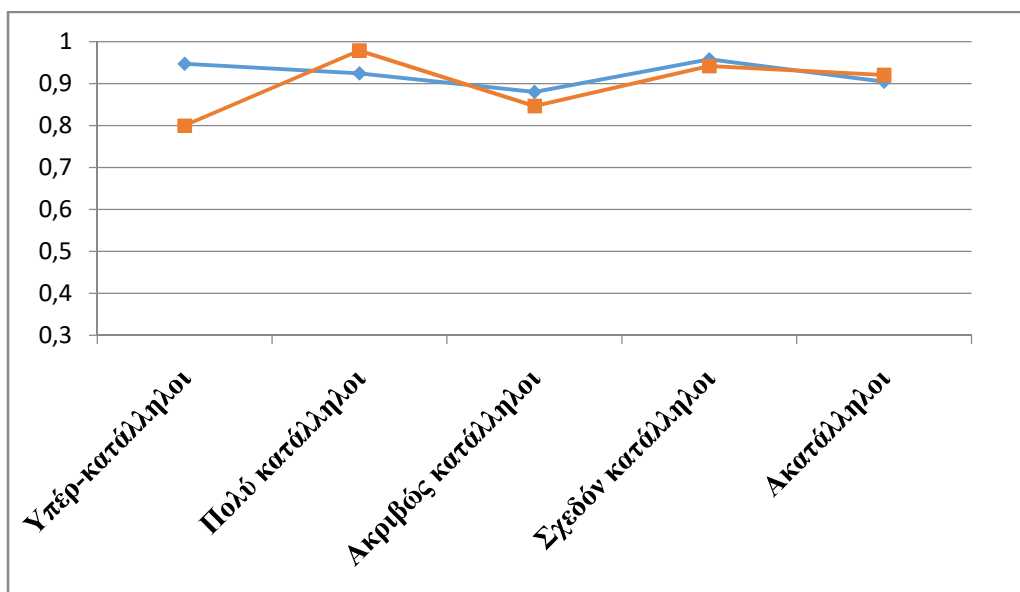
Συνολικός αριθμός περιστατικών	440
Σωστά ταξινομημένα περιστατικά	408
Λάθος ταξινομημένα περιστατικά	32
Kappa Statistic (k-statistic)	0,9026
Mean Absolute Error (MEA)	0,0346
Root Mean Squared Error (RMSE)	0,1666
Relative Absolute Error (RAE)	11,506 %
Root Relative Squared Error (RRSE)	43,003 %
Ακρίβεια ταξινόμησης	92,727 %

Στον πίνακα 20 και στο σχήμα 30, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την ακρίβεια (precision) και την ανάκληση (recall) της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο PART, όπου φαίνεται ότι η ακρίβεια κυρίως και η ανάκληση, παρουσιάζονται ικανοποιητικά υψηλές για όλες τις κλάσεις εξόδου, παρόμοια με εκείνα των REPTree και J48.

Πίνακας 20: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου PART

PART		
ΚΛΑΣΕΙΣ	Precision	Recall
Υπέρ-κατάλληλοι	0,947	0,800
Πολύ κατάλληλοι	0,924	0,978
Ακριβώς κατάλληλοι	0,880	0,846
Σχεδόν κατάλληλοι	0,958	0,942
Ακατάλληλοι	0,904	0,920
	0,928	0,927

Διαγραμματικά η απεικόνιση των αποτελεσμάτων για την ακρίβεια (Precision) και την ανάκληση (Recall) της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο PART, παρουσιάζονται στο ακόλουθο σχήμα 30:



Σχήμα 30: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου PART

- Αλγόριθμοι Μεταμάθησης (Meta-learning algorithms)

Οι αλγόριθμοι μετα-μάθησης χρησιμοποιούν ταξινομητές τους οποίους μετατρέπουν σε πιο ισχυρούς. Στο συγκεκριμένο πείραμα εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος Random Committee, που χρησιμοποιεί ένα σύνολο βασικών ταξινομητών και υπολογίζει τον μέσο όρο των προβλέψεών τους. Τα αποτελέσματα ταξινόμησης παρουσιάζονται στον πίνακα 21. Η ακρίβεια ταξινόμησης ήταν ικανοποιητική (86%) αλλά σχετικά χαμηλή σε σύγκριση με τους αλγόριθμους που παρουσιάστηκαν προηγουμένως (έδειξαν ακρίβεια ταξινόμησης 90% ή μεγαλύτερη).

Πίνακας 21:Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμου Random Committee

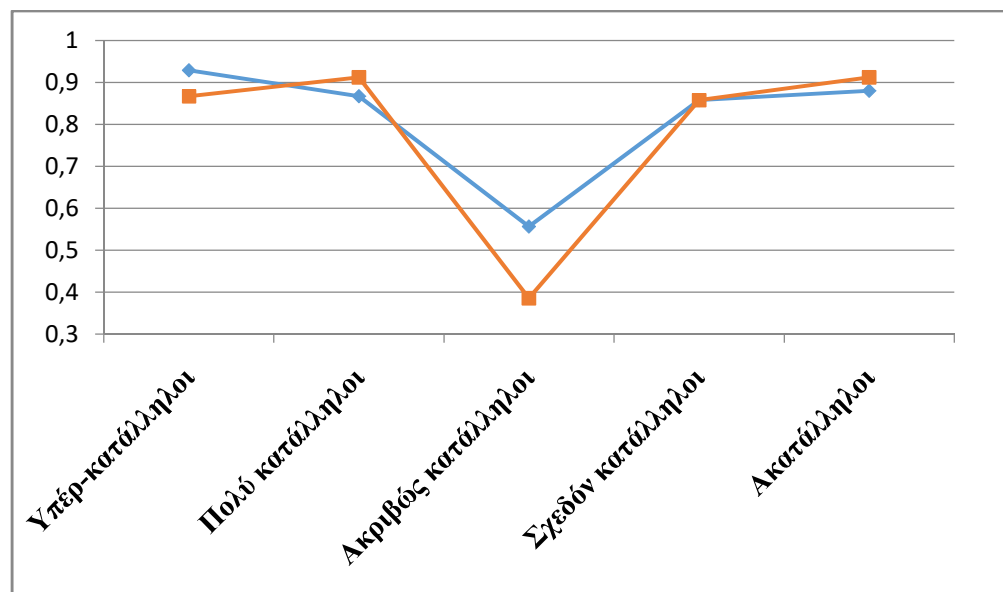
Συνολικός αριθμός περιστατικών	440
Σωστά ταξινομημένα περιστατικά	379
Λάθος ταξινομημένα περιστατικά	61
Kappa Statistic (k-statistic)	0,8138
Mean Absolute Error (MEA)	0,0889
Root Mean Squared Error (RMSE)	0,2011
Relative Absolute Error (RAE)	29,599 %
Root Relative Squared Error (RRSE)	51,924 %
Ακρίβεια ταξινόμησης	86,136 %

Στον πίνακα 22 και στο σχήμα 31, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την ακρίβεια (Precision) και την ανάκληση (Recall) της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Random Committee.

Πίνακας 22: Precision και Recall, ταξινόμησης αλγορίθμου Random Committee

Random committee		
ΚΛΑΣΕΙΣ	Precision	Recall
Υπέρ-κατάλληλοι	0,929	0,867
Πολύ κατάλληλοι	0,867	0,912
Ακριβώς κατάλληλοι	0,556	0,385
Σχεδόν κατάλληλοι	0,858	0,858
Ακατάλληλοι	0,880	0,912
	0,856	0,857

Ο αλγόριθμος ήταν αποτελεσματικός για τον καθορισμό τεσσάρων από τις πέντε κλάσεις εξόδου (οι τιμές των μετρήσεων ήταν πάνω από 0,85), αλλά με πολύ χαμηλές τιμές για την κλάση «ακριβώς κατάλληλοι».



Σχήμα 31: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου Random Committee

- Αλγόριθμοι Νευρωνικών δικτύων (Neural Network (NN) algorithms)

Οι αλγόριθμοι νευρωνικών δικτύων έχουν το μεγάλο πλεονέκτημα της ανοχής που παρουσιάζουν σε δεδομένα εκπαίδευσης με θόρυβο, δηλαδή δεδομένα που

περιστασιακά περιέχουν λανθασμένες τιμές (π.χ. λάθη καταχώρησης). Αδυνατούν όμως να εξηγήσουν ποιοτικά τη γνώση που μοντελοποιούν (Βλαχάβας κ.ά., 2020).

Στο παρόν πείραμα εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος Multilayer perceptron, που χρησιμοποιεί back-propagation για να μάθει ένα πολυστρωματικό perceptron να ταξινομεί στιγμιότυπα (instances). Τα αποτελέσματα ταξινόμησης παρουσιάζονται στον πίνακα 23. Η ακρίβεια ταξινόμησης ήταν ικανοποιητική αλλά ήταν η χαμηλότερη μεταξύ όλων των αλγορίθμων (82,955%).

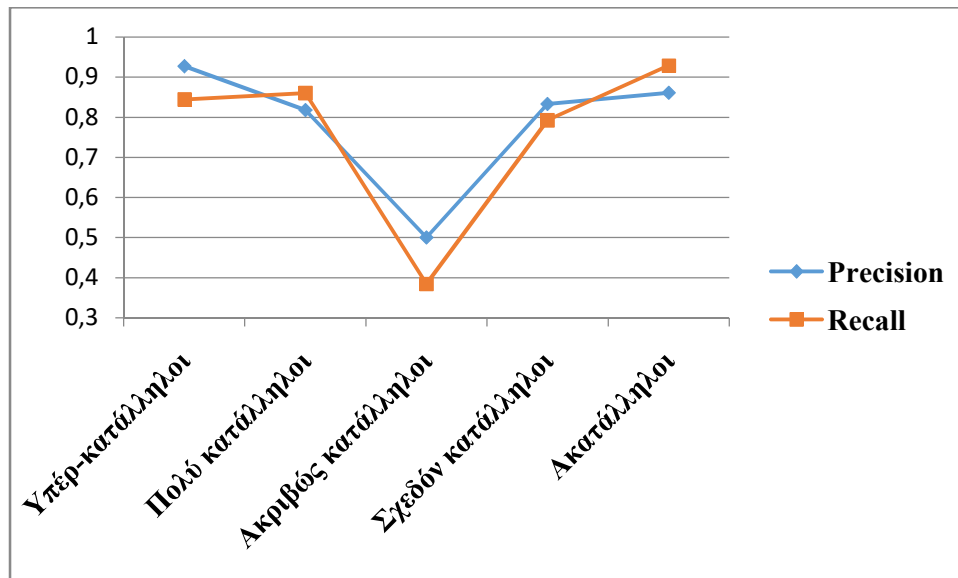
Πίνακας 23: Αποτελέσματα ταξινόμησης αλγορίθμου Multilayer Perceptron

Συνολικός αριθμός περιστατικών	440
Σωστά ταξινομημένα περιστατικά	365
Λάθος ταξινομημένα περιστατικά	75
Kappa Statistic (k-statistic)	0,7713
Mean Absolute Error (MEA)	0,0778
Root Mean Squared Error (RMSE)	0,2419
Relative Absolute Error (RAE)	25,892 %
Root Relative Squared Error (RRSE)	62,451 %
Ακρίβεια ταξινόμησης	82,955 %

Στον πίνακα 24 και στο σχήμα 32, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Multilayer Perceptron, για την ακρίβεια (Precision) και την ανάκληση (Recall). Ο αλγόριθμος ήταν αποτελεσματικός για τον καθορισμό τεσσάρων από τις πέντε κλάσεις εξόδου, αλλά με πολύ χαμηλές τιμές για την κλάση «ακριβώς κατάλληλοι».

Πίνακας 24: Precision και Recall αλγορίθμου Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron		
ΚΛΑΣΕΙΣ	Precision	Recall
Υπέρ-κατάλληλοι	0,927	0,844
Πολύ κατάλληλοι	0,818	0,860
Ακριβώς κατάλληλοι	0,500	0,385
Σχεδόν κατάλληλοι	0,833	0,792
Ακατάλληλοι	0,861	0,929
	0,826	0,830



Σχήμα 32: Precision και Recall ταξινόμησης αλγορίθμου Multilayer Perceptron

Από τα αποτελέσματα που αφορούν τις εκτιμήσεις σφαλμάτων, βρέθηκε ότι οι αλγόριθμοι REPTree και PART έδειξαν τη χαμηλότερη τετραγωνική ρίζα του τετραγώνου του μέσου σφάλματος (RMSE) με τιμές 0,1566 και 0,1666, αντίστοιχα, όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 25: RMSE ταξινομήσεων

Algorithm	RMSE
J48	0,1707
Random Forest	0,1919
REPTree	0,1498
PART	0,1666
Random Committee	0,2011
Multilayer Perceptron	0,2419

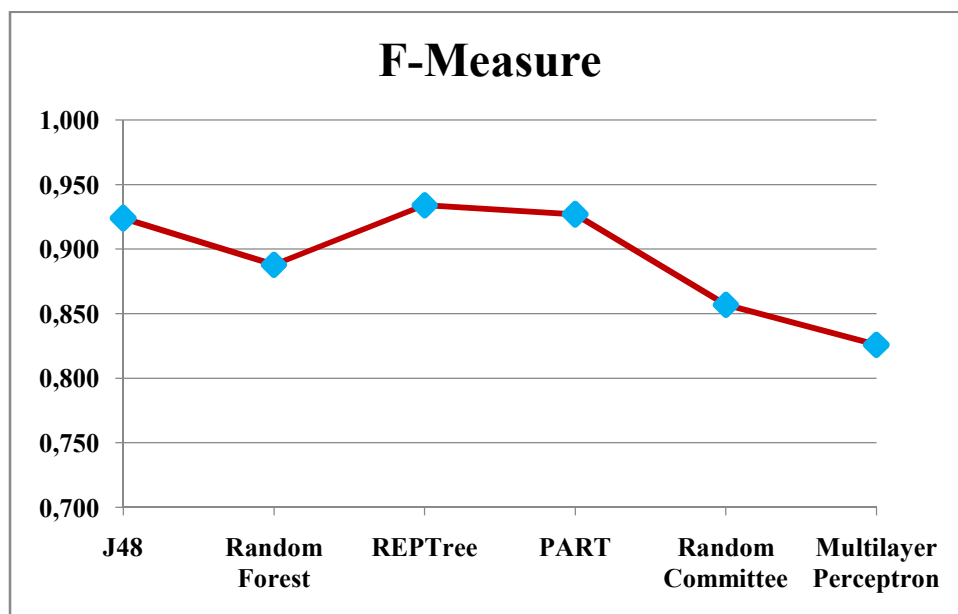
Επομένως καλύτερες προβλέψεις μπορούν να επιτευχθούν, χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους REPTree ή PART, σε σύγκριση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Ακολουθεί ο αλγόριθμος J48 με τιμή RMSE 0,1707. Τα υψηλότερα RMSE υπολογίστηκαν για τους αλγόριθμους Random Committee (0,2011) και Multilayer Perceptron (0,2419).

Η μετρική F-measure (σχήμα 33) παρέχει μια συνολική εκτίμηση για όλα τα μοντέλα, καθώς συνδυάζει δύο άλλες μετρήσεις, την ακρίβεια (precision) και την ανάκληση (recall) και όπως προαναφέρθηκε, είναι ο αρμονικός μέσος όρος της ακρίβειας και

ανάκλησης (Gaber κ.ά., 2007). Τα αποτελέσματα της μετρικής F-Measure παρουσιάζονται στον πίνακα 26 και διαγραμματικά απεικονίζονται στο σχήμα 33. Φαίνεται ξεκάθαρα ότι οι αλγόριθμοι REPTree, PART και J48 παρουσίασαν τις καλύτερες τιμές (πάνω από 0,92). Ο αλγόριθμος Multilayer Perceptron παρουσίασε τη χαμηλότερη τιμή (0,826).

Πίνακας 26: F-Measure Αλγορίθμων

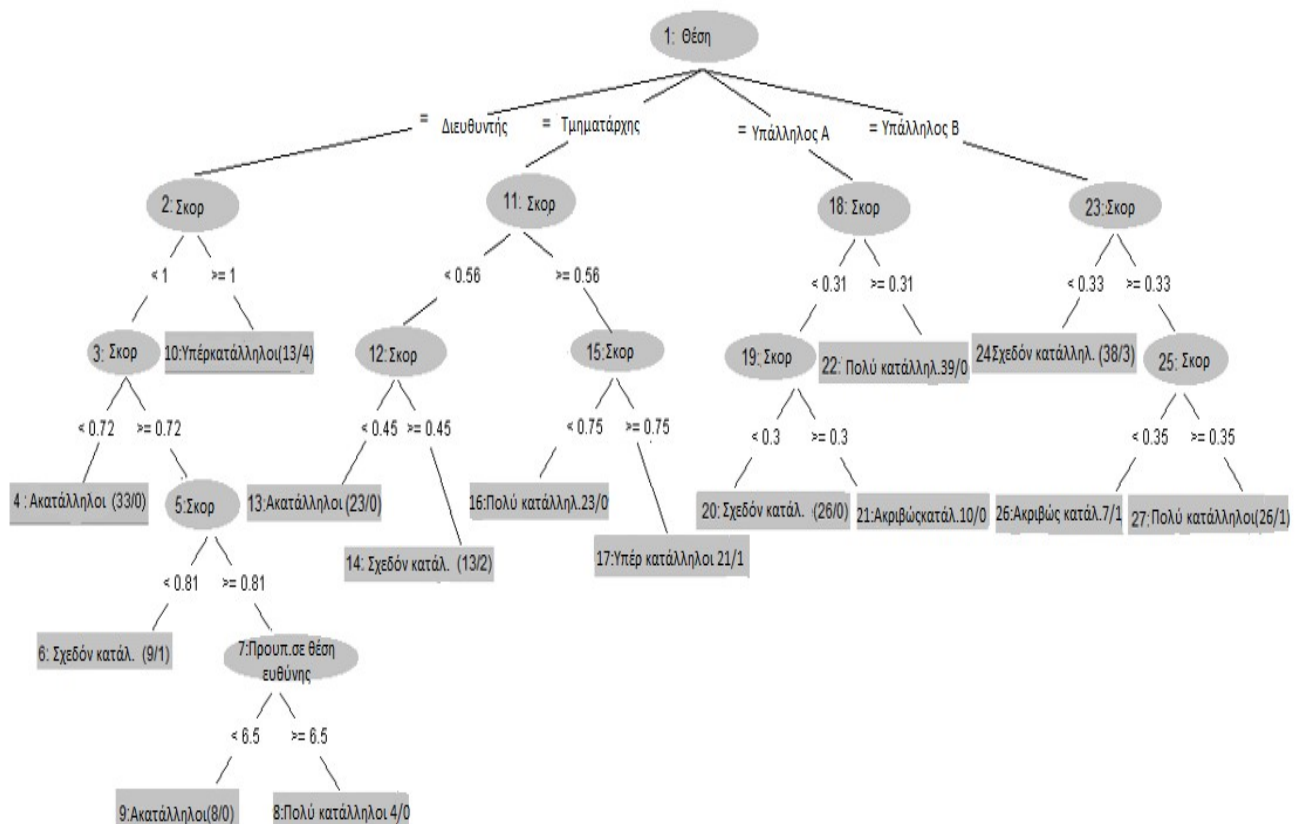
Algorithm	F-Measure
J48	0,924
Random Forest	0,888
REPTree	0,934
PART	0,927
Random committee	0,857
Multilayer perceptron	0,826



Σχήμα 33: F-measure J48, Random forest, REPTree, PART, Random Committee και Multilayer Perceptron

Η απλούστερη προσέγγιση για την ανίχνευση του καλύτερου αλγόριθμου για ένα πρόβλημα ταξινόμησης, είναι η εκτίμηση της ακρίβειας ταξινόμησης (accuracy) και η επιλογή αυτού που παρουσιάζει την υψηλότερη ακρίβεια. Τα μοντέλα δέντρων αποφάσεων είναι προτιμότερα λόγω της καλύτερης απόδοσής τους σε σχέση με τα μοντέλα που διαμορφώνονται από αλγόριθμους κανόνων. Επιπλέον, τα μοντέλα δέντρων αποφάσεων παρουσιάζουν υψηλά επίπεδα ταχύτητας εκμάθησης (σε σχέση με

τον αριθμό των χαρακτηριστικών και των περιπτώσεων), υψηλή ταχύτητα ταξινόμησης και ευκολία ως προς την επεξήγηση της γνώσης που προκύπτει (Kotsiantis, 2007). Για την αξιολόγηση της απόδοσης των κατασκευασμένων μοντέλων και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων των έξι αλγορίθμων του παραπάνω πειράματος, υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) επιτεύχθηκε από τον αλγόριθμο REPTree (93,409%) και η μικρότερη από τον αλγόριθμο Multilayer Perceptron (82,955%). Οι μετρικές F-measure, precision και recall, ήταν υψηλές σχεδόν για όλους αλγόριθμους, ειδικά για τον αλγόριθμο REPTree (0,934, 0,935, 0,934, αντίστοιχα) και τον αλγόριθμο PART (0,927, 0,928, 0,927 αντίστοιχα). Το μοντέλο που προτείνεται με το παρόν πείραμα, βασίζεται στον αλγόριθμο REPTree, λόγω των υψηλότερων μετρικών του σε σύγκριση με τους άλλους αλγόριθμους και λόγω υψηλής ικανότητας οπτικοποίησης, μέσω του προτεινόμενου δέντρου το οποίο είναι εύκολο να εξηγηθεί χάρη στην απλότητα της δομής του. Οι σταθερά υψηλές τιμές του αλγόριθμου REPTree σε όλες τις μετρικές (πάνω από 0,867) για όλες τις κλάσεις καταλληλότητας, δείχνουν ότι η διαδικασία ταξινόμησης οδηγεί σε υψηλή ικανότητα πρόβλεψης. Επιπλέον, ο αλγόριθμος REPTree παρουσίασε μια απλούστερη δομή δένδρου από τον αλγόριθμο J48 για τις πέντε κλάσεις καταλληλότητας που παρουσιάζονται στο σχήμα 34.



Σχήμα 34: Δέντρο ταξινόμησης αλγορίθμου REPTree

Στο δένδρο φαίνεται ότι εάν η συνολική βαθμολογία ενός υποψηφίου είναι μεγαλύτερη ή ίση της μονάδας, ο υποψήφιος κρίνεται υπέρ-κατάλληλος για θέση Διευθυντή. Για τη θέση Προϊσταμένου Διεύθυνσης, εάν η συνολική βαθμολογία είναι μικρότερη του 0,72, ο υποψήφιος κρίνεται ακατάλληλος, εάν είναι μικρότερη του 0,81, ο υποψήφιος κρίνεται σχεδόν κατάλληλος. Εάν η συνολική βαθμολογία είναι μεγαλύτερη ή ίση με 0,81 και διαθέτει προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης τουλάχιστον 6,5 ετών ο υποψήφιος κρίνεται πολύ κατάλληλος, ενώ εάν η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης είναι μικρότερη των 6,5 ετών, ο υποψήφιος κρίνεται ακατάλληλος. Βέβαια παρατηρούμε το παράδοξο ότι για τη θέση επιπέδου Διεύθυνσης, εάν η συνολική βαθμολογία είναι πάνω από 0,81 και η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης μικρότερη από 6,5 έτη, ο υποψήφιος κρίνεται ακατάλληλος, ενώ με συνολική βαθμολογία μικρότερη από 0,81 (χωρίς προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης), κρίνεται σχεδόν κατάλληλος. Αυτό πιθανόν να οφείλεται στο γεγονός ότι κάποιοι υπάλληλοι συγκέντρωσαν υψηλές βαθμολογίες, (πάνω από 0,81 και διαθέτουν προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης), όμως παράλληλα δεν διέθεταν το σύνολο των προσόντων όπως προβλέπεται από το περίγραμμα της θέσης (πίνακας 1 κεφ.4, παρ. 4.2), π.χ. δεν διέθεταν μεταπτυχιακό τίτλο σπουδών ή γνώση ξένης γλώσσας, γι' αυτό κρίθηκαν ακατάλληλοι για τη συγκεκριμένη θέση. Αντίθετα άλλοι υποψήφιοι που έχουν συνολική βαθμολογία από 0,72 έως 0,81, κρίνονται σχεδόν κατάλληλοι για κατάληψη θέσης Διευθυντή, διότι διαθέτουν όλα τα προσόντα της ανάλυσης της συγκεκριμένης θέσης. Για τη θέση ευθύνης επιπέδου Τμήματος, εάν η συνολική βαθμολογία είναι μεγαλύτερη ή ίση του 0,75 ο υποψήφιος κρίνεται υπέρ κατάλληλος, εάν η συνολική βαθμολογία είναι μικρότερη του 0,45 ο υποψήφιος κρίνεται ακατάλληλος, εάν η συνολική βαθμολογία είναι από 0,56 έως 0,75 κρίνεται πολύ κατάλληλος, ενώ εάν είναι από 0,45 έως 0,56 κρίνεται σχεδόν κατάλληλος. Με άλλα λόγια εάν ένας υποψήφιος έχει συνολική βαθμολογία από 0,45 έως 0,75 κρίνεται γενικώς κατάλληλος, για θέση προϊσταμένου επιπέδου Τμήματος. Για τη θέση υπαλλήλου τύπου Α (χαμηλών προσόντων και ετών υπηρεσίας), οι υποψήφιοι που έχουν συνολική βαθμολογία μικρότερη από 0,30 κρίνονται σχεδόν κατάλληλοι, ενώ όσοι έχουν συνολική βαθμολογία μεγαλύτερη ή ίση του 0,31 κρίνονται πολύ κατάλληλοι. Για τη θέση υπαλλήλου τύπου Β (αυξημένων προσόντων και ετών προϋπηρεσίας), υποψήφιοι με συνολική βαθμολογία μικρότερη του 0,33 κρίνονται σχεδόν κατάλληλοι, με βαθμολογία μεταξύ 0,33 και 0,35 κρίνονται ακριβώς κατάλληλοι, ενώ με βαθμολογία μεγαλύτερη ή ίση του 0,35 κρίνονται πολύ κατάλληλοι. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, η συνολική βαθμολογία είναι καθοριστική για την κατάληψη οποιασδήποτε θέσης, εφόσον

λαμβάνει υπόψη όλα τα προσόντα των υπαλλήλων. Επιπλέον, η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης είναι καθοριστική για την κατάληψη θέσης ευθύνης επιπέδου Προϊσταμένου Διεύθυνσης και επηρεάζει καθοριστικά τη μελλοντική ανάπτυξη ενός υπαλλήλου, διότι εάν κάποιος δεν έχει προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης, δεν μπορεί να καταλάβει θέση Προϊσταμένου Διεύθυνσης, εκτός εάν διαθέτει πάρα πολύ αυξημένα τυπικά προσόντα.

6.3 Παρουσίαση 2^{ου} Πειράματος Ταξινόμησης

Ο στόχος της παρούσας μελέτης είναι ο εντοπισμός του καταλληλότερου αλγορίθμου για την υποστήριξη της διαδικασίας αξιολόγησης των εργαζομένων στο δημόσιο τομέα, για τη λήψη αποφάσεων επιλογής και προαγωγής προσωπικού, έτσι ώστε να επιλέγονται τα κατάλληλα άτομα που θα εξασφαλίσουν υψηλές αποδόσεις. Στην παρούσα πειραματική προσέγγιση (Pamprouktsi κ.ά., 2021a, Open journal of business and management, Vol.9, 536-556), όπου χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των δεδομένων που συγκεντρώθηκαν με τα ερωτηματολόγια Α και Β, (από τον Δεκέμβριο του 2019 έως τον Ιούλιο του 2020 για το ερωτηματολόγιο Α και έως Δεκέμβριο του 2020 για το ερωτηματολόγιο Β), γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης της απόδοσης μέσω αντιστοίχισης του κατάλληλου υπαλλήλου στην κατάλληλη θέση.

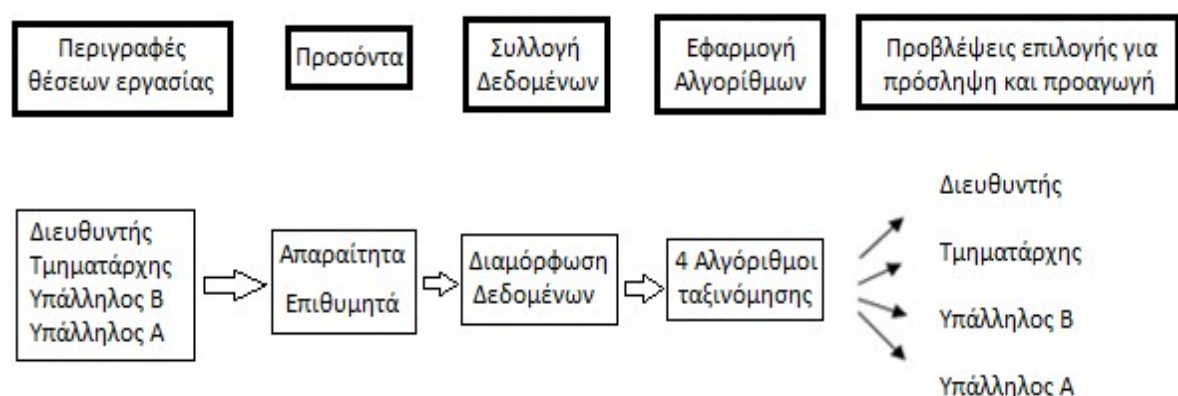
6.3.1 Προετοιμασία Στοιχείων

Όπως προαναφέρθηκε, μέσω του ερωτηματολογίου Α πραγματοποιήθηκε μια ποσοτική έρευνα με στόχο την έκφραση της γνώμης υπαλλήλων του δημόσιου τομέα, σχετικά με τα προσόντα των ακόλουθων τύπων θέσεων: διευθυντής, προϊστάμενος τμήματος, υπάλληλος Α (αρχική θέση που μπορεί να αναλάβει κάθε νεοεισερχόμενος υπάλληλος σε έναν οργανισμό), υπάλληλος Β (ανώτεροι υπάλληλοι), όπως αναλυτικά αναφέρεται στο κεφ.4, παρ.4.1. Η επικύρωση του ερωτηματολογίου Α, έγινε σύμφωνα με τα στατιστικά εργαλεία και τις τεχνικές που απαιτούνται, και συγκεκριμένα σύμφωνα με το συντελεστή Cronbach Α που έφτασε στην τιμή 0,891 (πίνακας 4). Με ένα δεύτερο ερωτηματολόγιο Β, συγκεντρώθηκαν στοιχεία, που αφορούσαν στα προσόντα υπαλλήλων του δημοσίου τομέα, που εργάζονται σε αντίστοιχες θέσεις εργασίας (διευθυντές, προϊστάμενοι τμήματος, υπάλληλοι Α και Β). Το δείγμα των εργαζομένων και στα δύο ερωτηματολόγια, αντιπροσωπεύει σχεδόν όλες τις βαθμίδες εκπαίδευσης και ειδικότητες, όπως γεωπόνους, πολιτικούς μηχανικούς, μηχανολόγους μηχανικούς, μηχανικούς υπολογιστών, στελέχη διοίκησης κ.λπ.

Πιο συγκεκριμένα, τα στοιχεία που συλλέχθηκαν αφορούσαν:

- Επίπεδο πτυχίου: αποφοίτηση από πανεπιστήμιο ή τεχνολογικό ίδρυμα.
- Βαθμός πτυχίου: ο βαθμός του βασικού πτυχίου.
- Αριθμός συναφών (ή μη) μεταπτυχιακών διπλωμάτων.
- Κατοχή συναφούς (ή μη) διδακτορικού διπλώματος.
- Αποφοίτηση από Εθνική Σχολή Δημόσιας Διοίκησης & Τοπικής Αυτοδιοίκησης.
- Αριθμός επιμορφωτικών σεμιναρίων τελευταίων 10 ετών.
- Αριθμός και επίπεδο γνώσης ευρωπαϊκών γλώσσων.
- Βαθμολογία αξιολόγησης: Η βαθμολογία αξιολόγησης είναι ο μέσος όρος των βαθμολογιών κάθε εργαζόμενου που αφορά στην αξιολόγηση για τη γνώση του αντικειμένου της υπηρεσίας, τις υπηρεσιακές σχέσεις και συμπεριφορά, την εργασιακή αποτελεσματικότητα και τις ηγετικές ικανότητες.
- Πιστοποιημένη γνώση Η/Υ.
- Συνολική προϋπηρεσία: Αριθμός ετών προϋπηρεσίας.
- Αριθμός ετών προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης.
- Βαθμολογία συνέντευξης.
- Συμμετοχή σε επιτροπές: Αριθμός επιτροπών.
- Ερευνητικές εργασίες: Αριθμός δημοσιευμένων ερευνητικών εργασιών.
- Βαθμίδα θέσης στην ιεραρχία (Διευθυντής, Προϊστάμενος Τμήματος, νέος ή ανώτερος υπάλληλος).

Το εννοιολογικό πειραματικό πλαίσιο του παρόντος πειράματος, απεικονίζεται στο σχήμα 35.



Σχήμα 35: Εννοιολογικό πειραματικό πλαίσιο

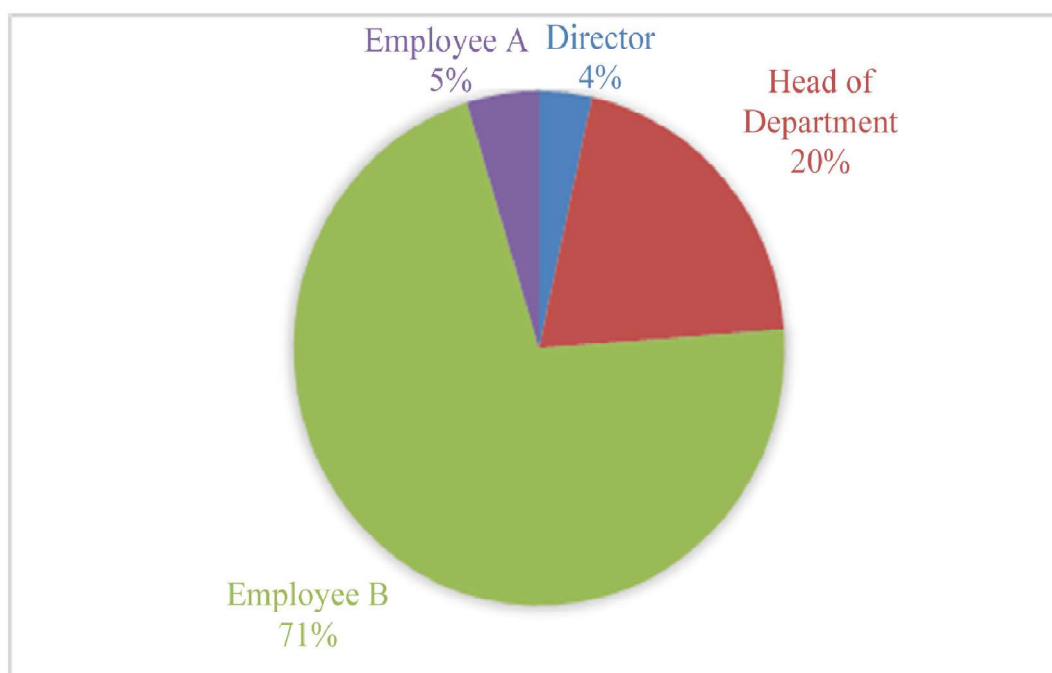
Τα δεδομένα που συγκεντρώθηκαν μέσω του ερωτηματολογίου Β, εισήχθησαν σε υπολογιστικό φύλλο MS-Excel και αποτέλεσαν τη βάση δεδομένων για το συγκεκριμένο πείραμα. Μετά από μια πρώτη αξιολόγηση των δεδομένων και κατόπιν συγκρίσεων μεταξύ των προσόντων των εργαζομένων και των προσόντων που απαιτούνται για κάθε θέση, σύμφωνα με τις αντίστοιχες περιγραφές θέσεων εργασίας, έχουν επιλεγεί μόνο τα περιστατικά (υπάλληλοι) που έχουν μια καλή αντιστοίχιση προσόντων-περιγραφών θέσεων, για να λειτουργήσουν ως ένα πραγματικό σετ εκπαίδευσης. Στα δεδομένα εκπαίδευσης συμπεριλήφθηκαν μόνο τα περιστατικά (υπάλληλοι) που κατέχουν τα απαραίτητα προσόντα που απαιτούνται για τη θέση εργασίας που κατέχουν. Υπάλληλοι που δεν είχαν τα απαραίτητα προσόντα της θέσης που δήλωσαν ότι κατέχουν, σύμφωνα με την ανάλυση της θέσης, δεν συμπεριλήφθηκαν στο αρχείο εκπαίδευσης. Τα προφίλ των εργαζομένων αντιπροσωπεύονται μέσω των απαιτούμενων και επιθυμητών προσόντων του καθενός, της συνολικής βαθμολογίας που συγκεντρώνουν (για τη θέση που κατέχουν) και της θέσης που κατέχουν, που αποτελούν τα χαρακτηριστικά (features) του χαρακτηριστικού διανύσματος. Στη συνέχεια, όλα τα δεδομένα εξήχθησαν σε ένα αρχείο τύπου CSV, για περαιτέρω επεξεργασία. Υπενθυμίζεται ότι η συνολική βαθμολογία κάθε εργαζόμενου υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό μοντέλο όπως αναλυτικά έχει αναφερθεί στο κεφάλαιο 4, παρ. 4.4., που περιλαμβάνει τα προσόντα κάθε υπαλλήλου πολλαπλασιαζόμενα με τους αντίστοιχους σταθμισμένους συντελεστές για κάθε θέση εργασίας, όπως παρουσιάζονται στον πίνακα 8 του κεφ.5, παρ.5.2.

6.3.2 Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης

Για την πρόβλεψη της αντιστοίχισης μεταξύ των προσόντων των εργαζομένων και της θέσης εργασίας, ώστε να εξασφαλίζεται υψηλή απόδοση, εφαρμόστηκε επιτηρούμενη μηχανική μάθηση. Το προφίλ των εργαζομένων αναπαραστάθηκε ως ένα διάνυσμα τιμής χαρακτηριστικών (feature value vector) και οι αλγόριθμοι ταξινόμησης εκπαιδεύτηκαν σε πραγματικά δεδομένα εργαζομένων του δημόσιου τομέα, έτσι ώστε να προβλέψουν το βαθμό αντιστοίχισης μεταξύ εργαζομένων και θέσεων. Το πρόγραμμα μηχανικής μάθησης WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) (Witten κ.ά., 2017) χρησιμοποιήθηκε για την εκτέλεση των πειραμάτων ταξινόμησης στο επιλεγμένο σύνολο δεδομένων. Οι εισροές (είσοδοι) αποτελούνταν από τα παραπάνω αναφερόμενα χαρακτηριστικά (παρ. 6.3.1), συν την επιτευχθείσα συνολική βαθμολογία κάθε υπαλλήλου. Ως έξοδος επιλέχθηκε ο τύπος θέσης-ρόλου

εργασίας ανάμεσα στις τέσσερις κύριες θέσεις-ρόλους εργασίας που προαναφέρθηκαν (διευθυντής, τμηματάρχης, υπάλληλος Α και Β).

Οι αλγόριθμοι που επιλέχθηκαν, μεταξύ πολλών αλγορίθμων ταξινόμησης για τις ανάγκες του παρόντος πειράματος, είναι οι: J48, Random Forest, Naïve Bayes και SMO (Sequential Minimal Optimization), όπως παρουσιάζονται αναλυτικά στο κεφάλαιο 4, παρ. 4.6. Είναι σημαντικό βέβαια να σημειωθεί ότι διάφοροι άλλοι αλγόριθμοι (MLP, KStar, Ada-Boost, κ.λπ.), δοκιμάστηκαν στο σύνολο δεδομένων μας, για την ακρίβεια και την προγνωστική τους ικανότητα, χωρίς ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα. Ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης λαμβάνει εισόδους και κάνει προβλέψεις. Στην έρευνά μας, το τελικό σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε περιλάμβανε στοιχεία των προσόντων χιλίων δέκα (1010) εργαζομένων, που αποτελούνταν από τριάντα πέντε (35) Διευθυντές, διακόσιους έξι (206) Προϊσταμένους Τμήματος, επτακόσιους είκοσι ένα (721) υπαλλήλους Β και σαράντα οκτώ (48) υπαλλήλους Α. Το ποσοστό κάθε τύπου θέσης/ρόλου εργασίας του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης, παρουσιάζεται στο σχήμα 36, που ακολουθεί.



Σχήμα 36: Ποσοστά θέσεων συνόλου δεδομένων

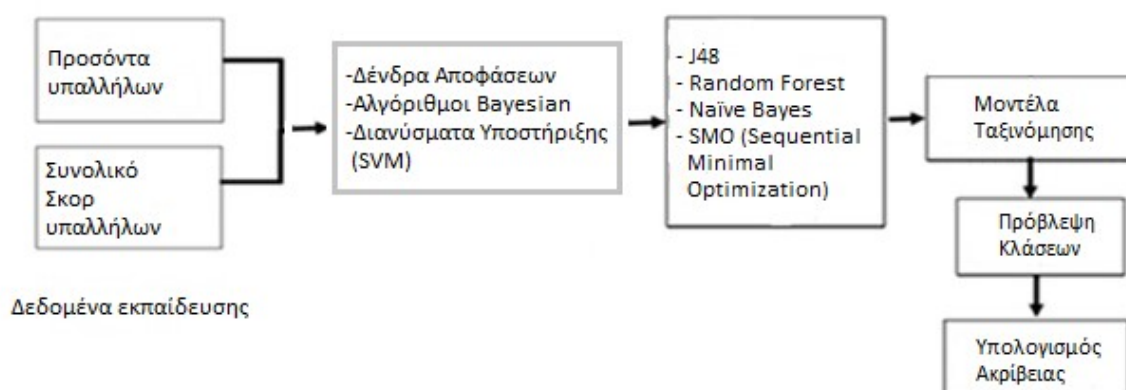
Η ταξινόμηση των χαρακτηριστικών πραγματοποιήθηκε με δέντρα απόφασης (απλά ή ενισχυμένα), μπεϋζιανούς αλγόριθμους (Naïve Bayes) και μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (Support Vector Machines), προκειμένου να αναπτυχθεί ένα νέο πλαίσιο όχι μόνο για την αξιολόγηση ανθρώπινου δυναμικού, για επιλογή για πρόσληψη αλλά και

την τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις, συμπεριλαμβανομένων των θέσεων ευθύνης, που θα λειτουργήσει παράλληλα και ως προγνωστικό μοντέλο για την περαιτέρω αξιολόγηση της απόδοσής τους.

Ο στόχος ενός αλγορίθμου ταξινόμησης είναι να μάθει τα όρια απόφασης μεταξύ των διαφόρων κλάσεων (τύποι θέσεων), με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας το διαμορφωμένο μοντέλο να έχει τη δυνατότητα πρόβλεψης της κλάσης νέων συνόλων δεδομένων, που δεν είχαν προηγουμένως εμφανιστεί και συνήθως αναφέρονται ως σύνολα δοκιμής. Προκειμένου να προσδιοριστεί η ικανότητα γενίκευσης ενός μοντέλου θα πρέπει να μετρηθεί ο μέσος κίνδυνος για το σύνολο όλων των πιθανών δεδομένων. Στις πραγματικές εφαρμογές, αυτό δεν είναι εφικτό, επομένως υπολογίζουμε τον κίνδυνο μετρώντας τον με ένα σετ δοκιμής. Η επιλογή ενός μοντέλου με βάση μοντέλα εκμάθησης ενός μόνο συνόλου δοκιμής δεν αποφεύγει τον κίνδυνο υπερβολικής προσαρμογής (overfitting), πράγμα που σημαίνει ότι το μοντέλο εκμάθησης έχει μάθει να προσαρμόζει τη συμπεριφορά του για την ακριβή πρόβλεψη όλων των περιστατικών (instances) εκπαίδευσης, αλλά αποτυγχάνει όταν του δίνονται νέα παραδείγματα. Σύμφωνα με τις βέλτιστες τεχνικές που μπορούν να εφαρμοστούν ώστε να ξεπεραστεί το παραπάνω πρόβλημα, μία πιο ακριβής εκτίμηση του εμπειρικού κινδύνου μπορεί να επιτευχθεί με την μέθοδο της πολλαπλής (k) διασταυρούμενης επικύρωσης (k-fold cross-validation ή k-fold cv). Με αυτή την τεχνική, το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων χωρίζεται σε n μέρη και εκτελούνται n διαδικασίες εκπαίδευσης και δοκιμών (κάθε φορά το σετ δοκιμής είναι ένα από τα διαχωρισμένα μέρη και το σετ εκπαίδευσης αποτελείται από τα υπόλοιπα μέρη, με τα υπόλοιπα δεδομένα) (Jankowski & Grabczewski, 2008).

Στην παρούσα πειραματική προσπάθεια, χρησιμοποιήθηκε η τεχνική της δεκαπλής διασταυρούμενης επικύρωσης εκπαίδευσης (10-fold cross-validation) με την οποία το αρχικό δείγμα χωρίστηκε τυχαία σε δέκα υποσύνολα. Δηλαδή, το σύνολο των δεδομένων χωρίστηκε σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης, σε αναλογία 90% προς 10%. Για τη δοκιμή του μοντέλου, ένα στα δέκα υποσύνολα διατηρήθηκε ως δεδομένα επικύρωσης και τα υπόλοιπα εννέα χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης. Η διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης επαναλήφθηκε δέκα φορές και κάθε φορά το καθένα από τα δέκα υποσύνολα χρησιμοποιήθηκε μόνο μία φορά. Τα αποτελέσματα υπολογίστηκαν κατά μέσο όρο στα δέκα πειράματα. Σε γενικές γραμμές, παρείχαμε όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης στους αλγόριθμους εκμάθησης και τους αφήσαμε να ανακαλύψουν την αντιστοίχιση μεταξύ των εισόδων και των κλάσεων εξόδου που

ελαχιστοποιεί το σφάλμα πρόβλεψης. Η μεθοδολογία του παρόντος πειράματος παρουσιάζεται στο σχήμα 37.



Σχήμα 37: Μεθοδολογικό πλαίσιο

Επιπρόσθετα θα πρέπει να αναφερθεί ότι προκειμένου να βελτιστοποιηθεί η απόδοση των αλγορίθμων, δοκιμάστηκαν τα κατάλληλα modules μετα-μάθησης (meta-learning modules). Αυτό οδήγησε στην επιλογή είτε των προεπιλεγμένων τιμών ή των αυτόματα προτεινόμενων τιμών παραμέτρων. Η βελτιστοποίηση αναφέρεται σε βελτιωμένη ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) και υπολογισμό σφαλμάτων (ειδικά της τετραγωνικής ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος/RMSE) και γενικά σε βελτιωμένη απόδοση ταξινόμησης αλγορίθμων. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι σε ορισμένες περιπτώσεις, οι προεπιλεγμένες παράμετροι κάθε αλγορίθμου ήταν προτιμότερες από οποιονδήποτε άλλο συνδυασμό, κάτι που θα έπρεπε να ήταν αναμενόμενο, διότι αυτές οι ρυθμίσεις παραμέτρων είχαν επιλεγεί κατόπιν πολλών πειραματισμών με πολλά σύνολα δεδομένων από τους δημιουργούς του λογισμικού WEKA. Η επιλογή παραμέτρων Cross-Validation meta-learner του λογισμικού WEKA, έδειξε ελαφρά βελτίωση μόνο για τον αλγόριθμο J48.

6.3.3 Αποτελέσματα ταξινόμησης

- **Δενδρικοί αλγόριθμοι.** Οι δενδρικοί αλγόριθμοι, χρησιμοποιούνται κυρίως για περιπτώσεις ταξινόμησης και πρόβλεψης.

Ο πίνακας 27, παρουσιάζει τις βασικές βελτιστοποιημένες παραμέτρους οι οποίες κρίθηκαν ικανοποιητικές για τα δεδομένα μας για ταξινόμηση με τον αλγόριθμο J48. Πιο συγκεκριμένα για να αποφευχθεί υπερπροσαρμογή (overfitting) του μοντέλου στα δεδομένα εισόδου, πραγματοποιήθηκε τεχνική κλαδέματος (pruning) του δέντρου, ώστε

να μειωθεί ο αριθμός των φύλλων και το μέγεθος του δέντρου. Το κλάδεμα πραγματοποιήθηκε, μειώνοντας το διάστημα εμπιστοσύνης από την προεπιλεγμένη τιμή (0,25) σε 0,1 και αυξάνοντας την παράμετρο min Num Obj από 2 σε 3 (pre-pruning). Επιπλέον έγινε χρήση της επιλογής: meta/CVParameter Selection του Weka, σύμφωνα με την οποία ορίστηκε C: Confidence Interval από 0,1 έως 0,5 και M: Minimum number of objects από 1,0 έως 10,00, με βήμα 10 και στις δύο περιπτώσεις.

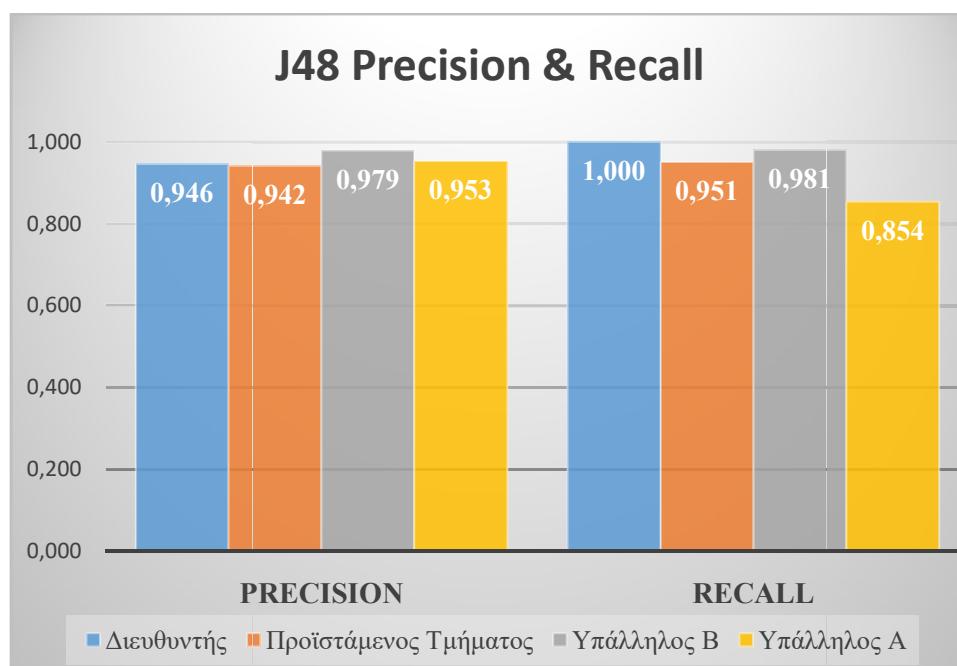
Πίνακας 27: Παράμετροι αλγορίθμου J48

Binary Splits	False
Confidence Factor	0.1
Minimum instances per leaf	3
Reduced Error Pruning	False
Subtree Raising	True
Pruned	True
Laplace Smoothing	False

Το σχήμα 38 παρουσιάζει τα αποτελέσματα για την ταξινόμηση του αλγόριθμου J48 συμπεριλαμβανομένης της ακρίβειας και της ανάκλησης (μάθησης) που οδηγεί σε τέσσερις κλάσεις, που αντιστοιχούν στους τέσσερις τύπους κύριων θέσεων εργασίας.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του αλγορίθμου J48, τα σωστά ταξινομημένα περιστατικά ήταν εννιακόσια εβδομήντα εννέα (979), τα λανθασμένα τριάντα ένα (31) που αφορούσαν υπαλλήλους τύπου B, υπαλλήλους τύπου A και Προϊσταμένους Τμήματος, σχηματίζοντας έτσι μια γκρίζα ζώνη στην ταξινόμηση. Τα καλύτερα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν για την κλάση "Διευθυντής" φτάνοντας το 1,0 για την ανάκληση, πολύ καλά αποτελέσματα (πάνω από 0,95) επιτεύχθηκαν στην κλάση "Προϊστάμενος Τμήματος" και "Υπάλληλος B". Στην κλάση "Υπάλληλος A", επιτεύχθηκε ικανοποιητική ανάκληση στο 0,85. Η ακρίβεια (precision) των προβλέψεων ήταν υψηλή και τουλάχιστον 0,94 για όλες τις κλάσεις. Η μέση ακρίβεια και η μέση ανάκληση που πέτυχε ο αλγόριθμος είναι 0,969. Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) ήταν 0,0244 και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 0,1173. Η υψηλή ανάκληση (recall) είναι πολύ χρήσιμη για σκοπούς πρόβλεψης. Στα ευρήματά μας, είναι πολύ υψηλή για τις κλάσεις "Διευθυντής", "Προϊστάμενος Τμήματος" και "Υπάλληλος B" και ικανοποιητική για την κλάση "Υπάλληλος A". Σε συνδυασμό με την υψηλή ακρίβεια (precision), αυτός ο αλγόριθμος κρίνεται πολύ σημαντικός για τους σκοπούς ταξινόμησης και πρόβλεψης του παρόντος πειράματος. Γενικά ο συγκεκριμένος

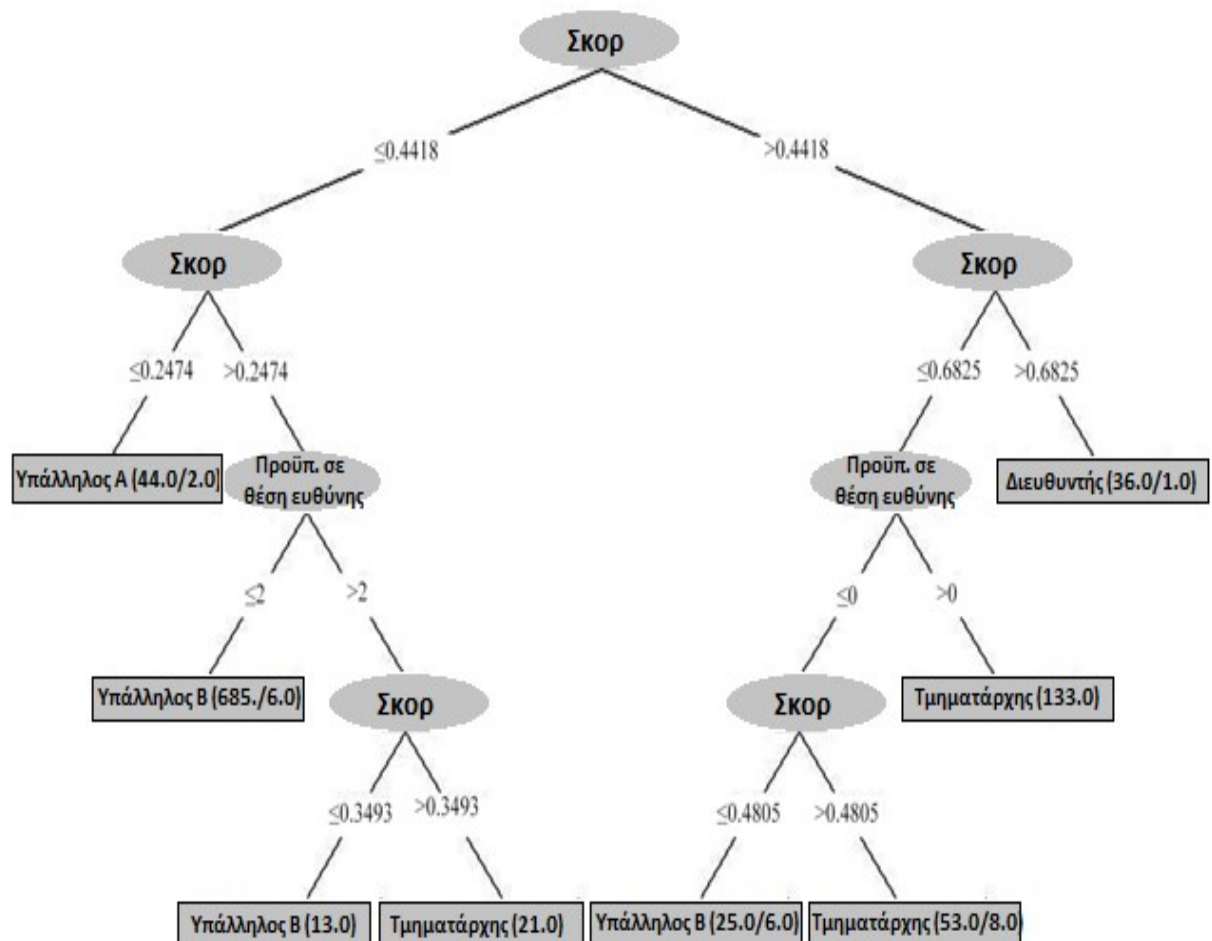
αλγόριθμος θεωρείται κατάλληλος για την ερμηνεία των προβλέψεων και τα αποτελέσματά του μπορεί εύκολα να γίνουν αντιληπτά ακόμη και από έναν μη ειδικό.



Σχήμα 38: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης J48

Σύμφωνα με το δέντρο (σχήμα 39) που δημιουργείται με τον αλγόριθμο J48, τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά για τον διαχωρισμό των κλάσεων των θέσεων εργασίας, αποτελούν η συνολική βαθμολογία και τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης. Η συνολική βαθμολογία θεωρήθηκε από τον αλγόριθμο ως το πιο σημαντικό από όλα τα χαρακτηριστικά, προκειμένου να διαχωρίσει τις τέσσερις κλάσεις. Σύμφωνα με τις εκτιμήσεις του αλγορίθμου, η συνολική βαθμολογία μπορεί να διαχωρίσει εύκολα και με ακρίβεια τις κλάσεις, "Διευθυντής" (συνολική βαθμολογία $>0,6825$) και "Υπάλληλος Α" (συνολική βαθμολογία $\leq 0,2474$), ενώ η συνολική βαθμολογία σε συνδυασμό με τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης επιτυγχάνουν καλό διαχωρισμό των κλάσεων "Υπάλληλος Β" και "Προϊστάμενος Τμήματος". Όταν η συνολική βαθμολογία είναι $\leq 0,6825$ και τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης είναι πάνω από μηδέν, ο υποψήφιος κρίνεται κατάλληλος για "Προϊστάμενος Τμήματος", όταν όμως τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης είναι μηδέν, τότε η συνολική βαθμολογία αποδεικνύεται το πιο ασφαλές κριτήριο για το διαχωρισμό αυτών των δύο κλάσεων (ο Προϊστάμενος Τμήματος χρειάζεται συνολική βαθμολογία μεγαλύτερη από 0,4805). Όταν τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης είναι πάνω από δύο, τότε ο συνδυασμός ετών προϋπηρεσίας σε θέση

ευθύνης και συνολικής βαθμολογίας πάνω από 0,3493, οδηγεί σε θέση προϋσταμένου τμήματος, ενώ όταν η συνολική βαθμολογία είναι μικρότερη ή ίση με 0,3493, ο υποψήφιος καταλαμβάνει θέση υπαλλήλου Β. Τέλος, η ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) του συγκεκριμένου μοντέλου έφτασε το 96,93%. Επιπρόσθετα, ο αλγόριθμος J48 οδηγεί στην ίδια ακρίβεια ταξινόμησης, αλλάζοντας από τις προεπιλεγμένες τιμές του WEKA μόνο την τιμή Minimum instances per leaf από 2 σε 5 (χωρίς την επιλογή meta).



Σχήμα 39: Δέντρο ταξινόμησης αλγορίθμου J48

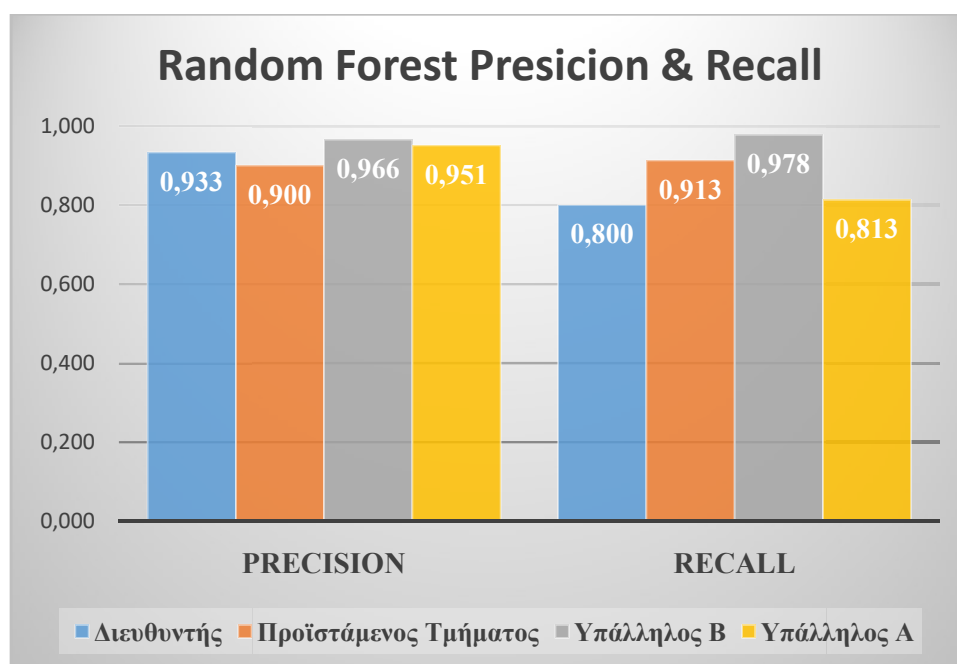
- Αλγόριθμος Random Forest

Ο πίνακας 28 παρουσιάζει τις βασικές παραμέτρους που χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση με τον αλγόριθμο Random Forest (οι προεπιλεγμένες οι τιμές του λογισμικού WEKA έγιναν δεκτές ως ικανοποιητικές).

Πίνακας 28 : Παράμετροι αλγορίθμου Random Forest

Maximum Depth	Unlimited
Number of attributes	0
Number of trees to be generated	100
Seed	1

Το σχήμα 40 παρουσιάζει τα αποτελέσματα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Random Forest (ακρίβεια και ανάκληση). Η ακρίβεια πρόβλεψης (precision) παρουσιάζεται και πάλι υψηλή και ξεκινάει από 0,90 για όλες τις κλάσεις (θέσεις), ενώ η ανάκληση (recall) είναι πάνω από 0,90 μόνο για τις κλάσεις "Προϊστάμενος Τμήματος" και "Υπάλληλος Β" και γύρω στο 0,80 για τις άλλες δύο κλάσεις. Η μέση ακρίβεια και η μέση ανάκληση που πέτυχε ο αλγόριθμος είναι 0,95. Ο αλγόριθμος ταξινόμησης κατάφερε να διαχωρίσει ικανοποιητικά τις κλάσεις, οδηγώντας σε εννιακόσια εξήντα (960) σωστά ταξινομημένα περιστατικά. Τα εσφαλμένα ταξινομημένα περιστατικά είναι πενήντα (50), που αφορούν σε επτά (7) διευθυντές, δεκαοκτώ (18) προϊσταμένους τμήματος, δεκαέξι (16) υπαλλήλους τύπου Β και εννέα (9) υπαλλήλους τύπου Α. Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι 0,0559 και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 0,1465, ενώ η ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) του μοντέλου που κατασκευάστηκε έφτασε το 95,04%.



Σχήμα 40: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης Random Forest

Σύμφωνα με το παραγόμενο μοντέλο, τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά με βάση την παράμετρο average impurity decrease και τον αριθμό των κόμβων που χρησιμοποιούν αυτά τα χαρακτηριστικά, είναι η συνολική βαθμολογία, ο βαθμός πτυχίου, η προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης, η κατοχή διδακτορικού διπλώματος, τα σεμινάρια, η βαθμολογία αξιολόγησης και το σύνολο των ετών προϋπηρεσίας.

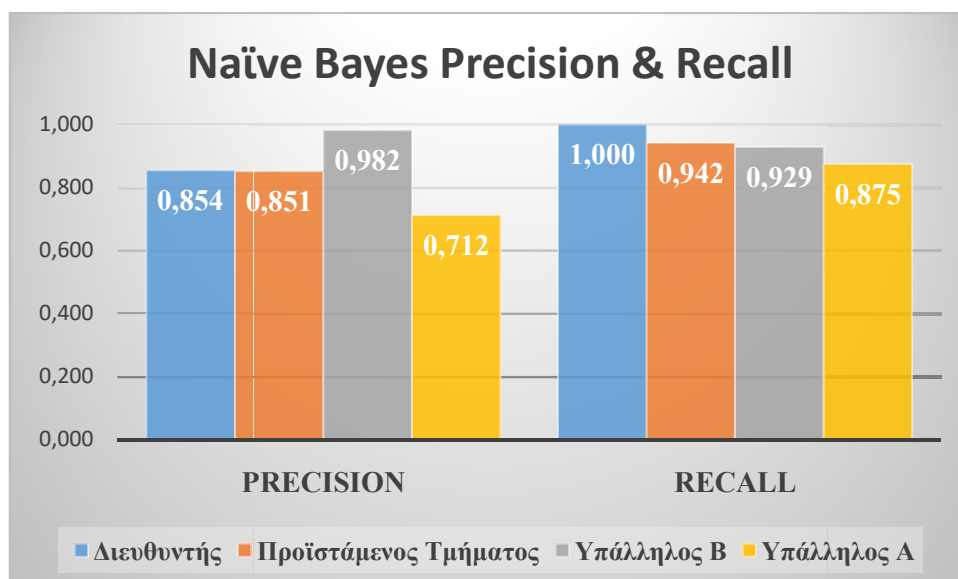
- Αλγόριθμος Naïve Bayes

Ο πίνακας 29 παρουσιάζει τις βασικές παραμέτρους για τον αλγόριθμο Naïve Bayes (οι προεπιλεγμένες τιμές του λογισμικού WEKA έγιναν δεκτές ως ικανοποιητικές και ήταν αυτές που υιοθετήθηκαν).

Πίνακας 29: Παράμετροι αλγορίθμου Naïve Bayes

Use kernel estimator	No
Use supervised discretization	No
Threshold optimization	No

Το σχήμα 41, παρουσιάζει τα αποτελέσματα ταξινόμησης (ακρίβεια και ανάκληση) του αλγόριθμου Naïve Bayes. Η ακρίβεια (precision) είναι πάνω από 0,85 για σχεδόν όλες τις κλάσεις, πλην της κλάσης "Υπάλληλος Α", που είναι 0,712. Η υψηλότερη τιμή (0,982) επιτεύχθηκε για την κλάση "Υπάλληλος Β". Η ανάκληση (recall) είναι γενικώς υψηλή και έφτασε το 1,0 για την κλάση "Διευθυντής". Μόνο στην κλάση "Υπάλληλος Α" παρουσιάζεται ανάκληση χαμηλότερη από 0,9 (0,875). Η μέση ακρίβεια και η μέση ανάκληση που πέτυχε ο αλγόριθμος είναι 0,938 και 0,932 αντίστοιχα. Η προγνωστική ισχύς αυτού του αλγορίθμου αποδείχθηκε πολύ ικανοποιητική διότι οι τιμές ανάκλησης είναι πολύ υψηλές. Αυτός ο αλγόριθμος ταξινόμησης κατάφερε να διακρίνει ικανοποιητικά τις διαφορετικές κλάσεις, οδηγώντας σε εννιακόσια σαράντα ένα (941) σωστά ταξινομημένα περιστατικά και σε εξήντα εννέα (69) λανθασμένα, που αφορούν δώδεκα (12) προϊσταμένους τμήματος, πενήντα ένα (51) υπαλλήλους Β και έξι (6) υπαλλήλους Α.



Σχήμα 41: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης Naïve Bayes

Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι 0,0401 και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι 0,1742, ενώ η ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) του μοντέλου που κατασκευάστηκε μέσω του αλγορίθμου έφτασε το 93,16%.

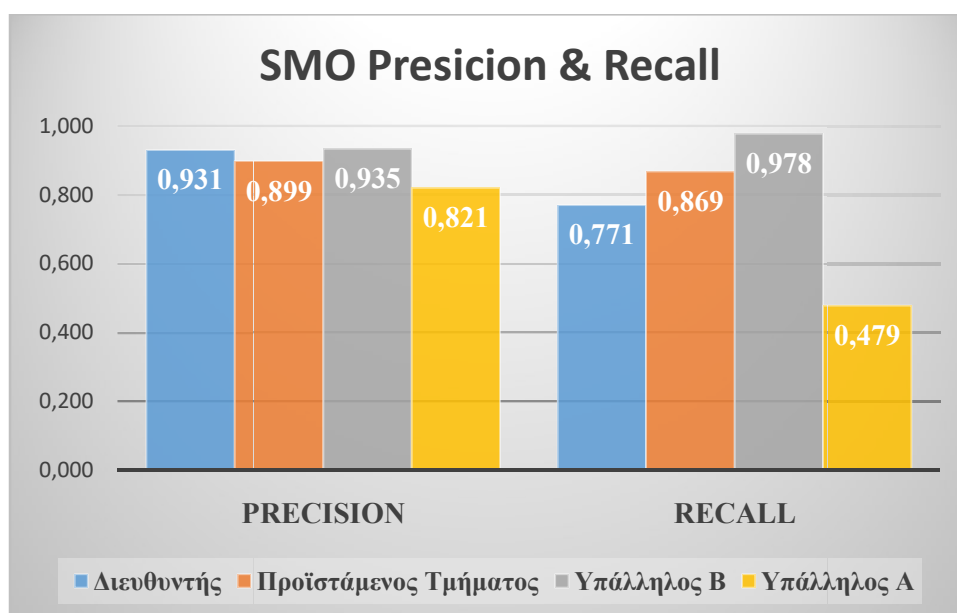
- Αλγόριθμος Sequential Minimal Optimization (SMO)

Ο πίνακας 30 παρουσιάζει τις βασικές παραμέτρους για τον αλγόριθμο SMO (οι προεπιλεγμένες τιμές του WEKA, κρίθηκαν ικανοποιητικές).

Πίνακας 30: Παράμετροι αλγορίθμου SMO

Complexity parameter	1.0
Round-off error	1.0E-12
Filter Type	Normalize training data
Kernel	PolyKernel
Random seed for cross validation	1
Tolerance parameter	0.001

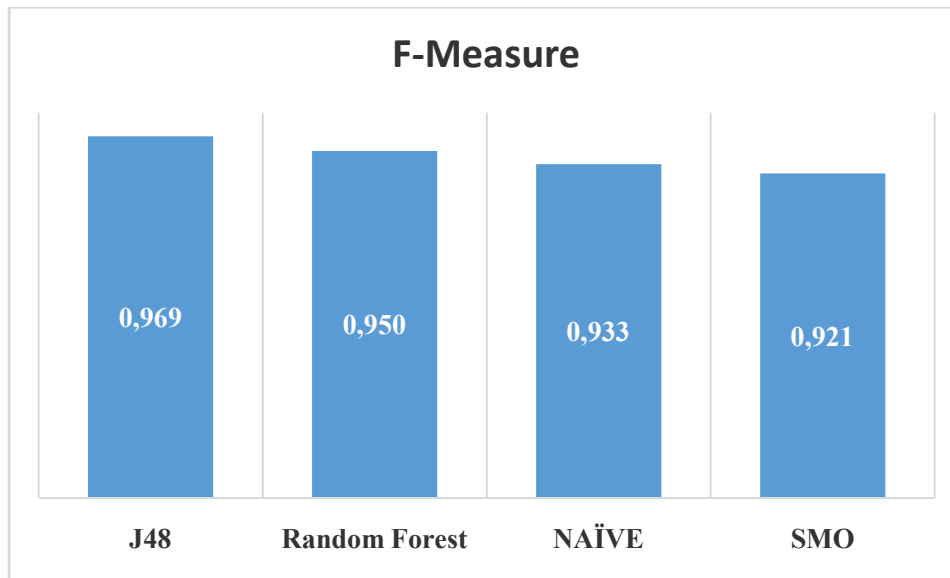
Το σχήμα 42 παρουσιάζει τα αποτελέσματα ταξινόμησης (ακρίβεια και ανάκληση) του αλγορίθμου SMO. Η ακρίβεια (precision) είναι και πάλι πολύ υψηλή, μεταξύ 0,82 για την κλάση "Υπάλληλος Α" και 0,93 για τις κλάσεις "Διευθυντής" και "Υπάλληλος Β", ενώ η ανάκληση (recall) είναι πάνω από 0,70 για όλες τις κλάσεις εκτός από την κλάση "Υπάλληλος Α" (ήταν πολύ χαμηλή και έφτασε μόλις το 0,48). Αν και η μέση ανάκληση είναι 0,925, ο αλγόριθμος SMO δεν έδειξε ικανοποιητικά αποτελέσματα για την ανάκληση για την κλάση "Υπάλληλος Α", υποδηλώνοντας αδύναμη προγνωστική ικανότητα (0,479). Ωστόσο γενικά αυτός ο αλγόριθμος ταξινόμησης κατάφερε να διακρίνει τις διαφορετικές κλάσεις αρκετά ικανοποιητικά με εννιακόσια τριάντα τέσσερα (934) σωστά ταξινομημένα περιστατικά και εβδομήντα έξι (76) λανθασμένα, που αφορούν σε οκτώ (8) διευθυντές, είκοσι επτά (27) προϊσταμένους τμήματος, δεκαέξι (16) υπαλλήλους Β και είκοσι τρεις (23) υπαλλήλους Α. Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι 0,2565 και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος είναι 0,3221. Η ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) του κατασκευασμένου μοντέλου έφτασε το 92,47%.



Σχήμα 42: Precision και Recall αλγορίθμου ταξινόμησης SMO

Όλοι οι αλγόριθμοι ταξινόμησης οδηγούν σε τέσσερις κλάσεις, για κάθε πιθανή τοποθέτηση στον οργανισμό (Διευθυντής, Προϊστάμενος Τμήματος, Υπάλληλος Α και Υπάλληλος Β). Η ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy) με τη χρήση της μεθόδου της δεκαπλής διασταυρούμενης επικύρωσης θεωρείται πολύ υψηλή για όλους τους αλγόριθμους, 96,93% για την ταξινόμηση με τον αλγόριθμο J48, 95,04% για τον αλγόριθμο Random Forest, 93,16% για τον αλγόριθμο Naïve Bayes και 92,47% για τον αλγόριθμο SMO. Όσον αφορά στις εκτιμήσεις σφαλμάτων (αν και οι έξοδοι των κλάσεων δεν είναι αριθμητικές, οπότε η εκτίμηση των σφαλμάτων δεν επηρεάζει την επιτυχία των μοντέλων), βρέθηκε ότι ο αλγόριθμος J48 παρουσίασε τις χαμηλότερες τιμές σφάλματος, με μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) ίσο με 0,0244 και ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) ίση με 0,1173. Αυτή η διαπίστωση μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερες προβλέψεις χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο J48 σε σύγκριση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Το υψηλότερο MAE και το υψηλότερο RMSE υπολογίστηκαν για τον αλγόριθμο SMO (0,2565 και 0,3221 αντίστοιχα).

Η μετρική F-Measure παρουσιάζει μια συνολική εκτίμηση των μοντέλων, καθώς συνδυάζει δύο άλλες μετρικές, την ανάκληση και την ακρίβεια. Το σχήμα 43 εμφανίζει τα αποτελέσματα της μετρικής F-Measure της ταξινόμησης των προαναφερθέντων μοντέλων μηχανικής μάθησης (J48, Random Forest, Naïve Bayes και SMO).



Σχήμα 43: F-Measure αλγορίθμων J48, Random Forest, Naïve Bayes και SMO

Καταλήγοντας, ο αλγόριθμος J48 παράγει τα καλύτερα αποτελέσματα τόσο στην ακρίβεια όσο και στην ανάκληση, ακολουθούμενος από τους αλγορίθμους Random Forest και Naïve Bayes. Από την άλλη, ο αλγόριθμος SMO παράγει τα χειρότερα αποτελέσματα σε σύγκριση με τους άλλους τρεις αλγορίθμους, παρουσιάζοντας τις χαμηλότερες τιμές για την ανάκληση. Τα αποτελέσματά μας οδήγησαν στο συμπέρασμα ότι ο αλγόριθμος J48 δίνει πιο ακριβή ταξινόμηση και επομένως πιο αξιόπιστες προβλέψεις διαχωρίζοντας καλύτερα τις κλάσεις που αντιστοιχούν στις υπό εξέταση θέσεις εργασίας, ακολουθούμενος από τον αλγόριθμο Random Forest, αποδεικνύοντας πως οι δένδρικοί αλγόριθμοι είναι προτιμότεροι για τους σκοπούς της παρούσας ερευνητικής εργασίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

ΣΥΖΗΤΗΣΗ-ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

7.1 Συζήτηση

Τα συστήματα αξιολόγησης της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, παρά τις νομοθετικές προσπάθειες που γίνονται τα τελευταία χρόνια για βελτίωση τους, δυστυχώς δεν έχουν γίνει αποδεκτά στο σύνολό τους από τους υπαλλήλους του δημόσιου τομέα, διότι δεν θεωρούνται αντικειμενικά. Έχει διαπιστωθεί ότι η αξιολόγηση της απόδοσης των ανθρώπινων πόρων δεν έχει πετύχει διαχρονικά, λόγω συνεχιζόμενης αποτυχίας επινόησης αξιόπιστων και έγκυρων μεθόδων για διαμόρφωση κρίσεων σχετικά με την απόδοση, της περιορισμένης χρησιμότητας της ανατροφοδότησης απόδοσης στους εργαζόμενους και της περιορισμένης χρησιμότητας των αξιολογήσεων απόδοσης για τους οργανισμούς. Εξάλλου η αξιολόγηση της απόδοσης εξαρτάται σχεδόν πάντα από τις υποκειμενικές κρίσεις των προϊσταμένων που λειτουργούν ως κριτές. Συνήθως αξιολογούνται μη μετρήσιμοι παράγοντες και δεν είναι δυνατόν να ληφθεί υπόψη όλο το φάσμα των συμπεριφορών που σχετίζονται με αποτελεσματικές επιδόσεις. Επιπρόσθετα, οι διαδικασίες αξιολόγησης της απόδοσης είναι ακριβές, χρονοβόρες και πολύ αγκυτικές (Murphy, 2019). Στην παρούσα φάση στα πλαίσια του γενικότερου εκσυγχρονισμού του δημόσιου τομέα, έχει θεσμοθετηθεί ένα νέο σύστημα αξιολόγησης το οποίο θα ξεκινάει με την επιλογή προσωπικού και θα εξελίσσεται μετά την τοποθέτηση των υπαλλήλων στις υπηρεσίες. Οι υπάλληλοι θα αξιολογούνται στις δεξιότητες που αφορούν στην ομαδικότητα, την ηγετικότητα, τον επαγγελματισμό και την ακεραιότητα, τον προσανατολισμό στο αποτέλεσμα, την οργάνωση και τον προγραμματισμό, τον προσανατολισμό στον πολίτη, την προσαρμοστικότητα, τη διαχείριση γνώσης, καθώς και την επίλυση προβλημάτων και την δημιουργικότητα (Ν. 4940/2022). Στόχος είναι να δοθεί έμφαση σε μια ολιστική διαχείριση της εργασιακής απόδοσης στα πλαίσια μιας στρατηγικής ανάπτυξης της αποτελεσματικότητας και παραγωγικότητας του ανθρώπινου δυναμικού, δημιουργώντας ένα είδος συνέργειας μεταξύ των ατομικών στόχων των υπαλλήλων και των οργανωσιακών στόχων, όπως επισημαίνουν και οι Sadraei & Rostam (2019).

Στην παρούσα διατριβή, γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, μέσω επιλογής και τοποθέτησης των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις, σύμφωνα με τα προσόντα που διαθέτουν και την ανάλυση των αντίστοιχων θέσεων εργασίας. Εξάλλου, έχει διαπιστωθεί ότι η απόδοση των οργανισμών, σχετίζεται άμεσα με τους ανθρώπους που εργάζονται σε αυτούς και ως εκ

τούτου, πρέπει να προσλαμβάνονται τα κατάλληλα άτομα για να διασφαλιστεί η οργανωτική επιτυχία (Henry & Temtime, 2009). Στην έρευνα των Groen κ.ά. (2017), αναφέρεται ότι η συμμετοχή των εργαζομένων στην ανάπτυξη μετρήσεων απόδοσης έχει ευεργετικά αποτελέσματα αφενός στην ποιότητα και εγκυρότητα των μετρήσεων και αφετέρου στην εργασιακή τους απόδοση. Στην παρούσα διατριβή, αρχικά ζητήθηκε η γνώμη των εργαζομένων του δημόσιου τομέα, προκειμένου να συμμετέχουν στη διαμόρφωση των συντελεστών βαρύτητας των κριτηρίων με αποτέλεσμα, στην ανάλυση της ποσοτικής έρευνας που παρουσιάστηκε (κεφ. 5), να βρεθούν σημαντικές στατιστικές συσχετίσεις μεταξύ των παραγόντων που αφορούν στα τυπικά προσόντα και τις δεξιότητες με βάση τις οποίες αξιολογούνται οι δημόσιοι υπάλληλοι για την απόδοσή τους. Πιο συγκεκριμένα με την διερευνητική και επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση και την ανάλυση δομικών εξισώσεων που ακολούθησε, το πολυπαραγοντικό μοντέλο που διαμορφώθηκε, ανέδειξε τη συσχέτιση μεταξύ των παραγόντων που αφορούν στα τυπικά προσόντα (συναφής βασικός τίτλος σπουδών, βαθμός βασικού τίτλου σπουδών, συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών, συναφές διδακτορικό δίπλωμα, τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης, ξένες γλώσσες και ερευνητικό έργο) με: α. τα κριτήρια απόδοσης (ικανότητα διαχείρισης κρίσεων, ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών, ικανότητα καθοδήγησης, αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου, αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους, ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων, επικοινωνιακές δεξιότητες και ικανότητα αντικειμενικής κρίσης) με συντελεστή συσχέτισης 0,69, β. την εμπειρία και επιμόρφωση (συναφής προϋπηρεσία, προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης και επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα) με συντελεστή συσχέτισης 0,60 και γ. την αξιολόγηση (βαθμολογία αξιολόγησης όπως εφαρμόζεται, βαθμολογία δομημένης συνέντευξης και συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και επιτροπές) με συντελεστή συσχέτισης 0,57. Επομένως τα τυπικά προσόντα που λαμβάνονται υπόψη για την αξιολόγηση της καταλληλότητας των υπαλλήλων για την τοποθέτησή τους σε μία θέση εργασίας και οι δεξιότητες που συνδέονται με την αξιολόγηση της απόδοσης, αλληλοσυσχετίζονται, δεδομένου ότι τόσο η βασική στατιστική ανάλυση όσο και η επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση, έδειξαν ότι τα τυπικά προσόντα, οι ικανότητες απόδοσης, η εμπειρία και επιμόρφωση καθώς και η αξιολόγηση, συσχετίζονται στατιστικώς σημαντικά. Η σημασία των τυπικών προσόντων (που είναι εύκολο να μετρηθούν και να ποσοτικοποιηθούν), κρίνεται πολύ σημαντική, είτε για επιλογή για μια θέση εργασίας είτε για αξιολόγηση της απόδοσης. Εξάλλου η απόδοση των εργαζομένων επηρεάζεται από το εκπαιδευτικό τους υπόβαθρο, την εμπειρία, την

ανάληψη πρωτοβουλιών και την κινητοποίησή τους. Η εκπαίδευση, επηρεάζει την απόδοση του ατόμου γιατί δημιουργεί το έδαφος για ευρύτερη θεώρηση των πραγμάτων, έτσι ώστε να ενισχύεται η πρωτοβουλία καθώς και το πνεύμα καινοτομίας. Όσο μεγαλύτερη είναι η εμπιστοσύνη κάποιου στις δυνατότητές του, τόσο αυξάνεται η αυτοπεποίθησή του και μειώνονται τα επίπεδα του εργασιακού άγχους, με αποτέλεσμα την ενίσχυση της αυτο-κινητοποίησης, της αυτο-αποτελεσματικότητας και ως εκ τούτων της απόδοσής του (Wuryanti & Setiawan, 2017). Τα άτομα με υψηλότερη εκπαίδευση συνήθως διαθέτουν μεγαλύτερη αναλυτική γνώση και δημιουργικότητα (Marks, 2014; Jin κ.ά., 2019). Μάλιστα, συγκρίνοντας άτομα με διαφορετικά επίπεδα εκπαίδευσης, διαπιστώθηκε ότι όσο αυξάνεται το επίπεδο εκπαίδευσης, τόσο αυξάνονται τα επιτεύγματα των ατόμων. Επιπλέον, η εκπαίδευση συσχετίστηκε θετικά και με την ευσυνειδησία (Brenner 1982; Goldberg κ.ά., 1998; Dudley κ.ά., 2006; Kassenboehmer κ.ά., 2018). Επιπρόσθετα, αξίες που ενισχύονται μέσω της εκπαίδευσης, όπως η υπευθυνότητα και η ηθική ακεραιότητα, σχετίζονται αρνητικά με την επιθετικότητα στο χώρο εργασίας. Οι αναλυτικές γνώσεις που παρέχονται από την επίσημη εκπαίδευση και την εργασιακή εμπειρία, οδηγούν σε αυξημένη εργασιακή απόδοση (Ng & Feldman, 2009). Επιπλέον, το υψηλό επίπεδο γνώσεων, η εμπειρία και οι επικοινωνιακές δεξιότητες, συμβάλλουν στην διάχυση της γνώσης, που οδηγεί σε αυξημένη εργασιακή απόδοση (Wuryanti & Setiawan, 2017). Ως εκ τούτων, δεν είναι τυχαίο ότι τόσο το σύστημα των προσλήψεων όσο και το σύστημα προαγωγής σε θέσεις ευθύνης στο δημόσιο τομέα στην Ελλάδα, στηρίζεται στα τυπικά προσόντα των υποψηφίων. Για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης η αξιολόγηση της απόδοσης και η βαθμολογία της συνέντευξης, θεωρούνται πολύ σημαντικές από την ισχύουσα νομοθεσία. Βέβαια έχει αναφερθεί ότι, αν και η αξιολόγηση της απόδοσης χρησιμοποιείται ευρέως στο δημόσιο τομέα, δεν υποστηρίζει επαρκώς αποφάσεις που σχετίζονται με την ανάπτυξη του ανθρώπινου δυναμικού (Mishken & Juhasz, 2008). Τίτλοι σπουδών, όπως διδακτορικά διπλώματα, μεταπτυχιακά και τίτλοι αποφοίτησης της Εθνικής Σχολής Δημόσιας Διοίκησης λαμβάνονται σημαντικά υπόψη, είτε για πρόσληψη είτε για προαγωγή σε θέσεις ευθύνης και μοριοδοτούνται υψηλά. Πολλοί οργανισμοί χρησιμοποιούν την εκπαίδευση ως δείκτη των δεξιοτήτων ή της παραγωγικότητας ενός ατόμου (Benson κ.ά., 2004) και ως προϋπόθεση για τις αποφάσεις πρόσληψης. Η εκπαίδευση προάγει την αυτοπεποίθηση, την αυτο-ενεργοποίηση, την προσοχή και την επιθυμία θέσεως προσωπικών στόχων (Howard, 1986; UNDP, 1995; Marks, 2014; Kassenboehmer κ.ά., 2018). Διαπιστώθηκε επίσης ότι όσοι φοίτησαν σε κολέγια σημείωσαν υψηλότερη

βαθμολογία στα τεστ νοημοσύνης σε σχέση με εκείνους που δεν φοίτησαν (Howard, 1986; Kuncel κ.ά., 2004). Επιπλέον, η γνώση της εργασίας (εμπειρία) είναι άμεσος και καθοριστικός παράγοντας της συνολικής εργασιακής απόδοσης και σύνδεσμος μεταξύ της γνωστικής ικανότητας και της εργασιακής απόδοσης (Schmidt κ.ά., 1986; Borman κ.ά., 1993; Schmidt & Hunter, 1992, 2004; Schmidt, 2002; Anderson κ.ά., 2005; Ones κ.ά., 2018).

Στην παρούσα έρευνα, με την ανάλυση συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση διαπιστώθηκε, ότι: α. η ικανότητα διαχείρισης κρίσεων σχετίζεται σημαντικά με την ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών ($r = 0,533$), την ικανότητα καθοδήγησης, την αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου, την αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους, την ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων, την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης και τις δεξιότητες επικοινωνίας (r -τιμές γενικά υψηλές και περίπου 0,5), β. η ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών συσχετίζεται σημαντικά με την ικανότητα καθοδήγησης ($r = 0,524$), την αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου, την αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους, την ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων, την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης και τις δεξιότητες επικοινωνίας, γ. η ικανότητα καθοδήγησης σχετίζεται σημαντικά με την αποτελεσματική χρήση του εργασιακού χρόνου, την αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους, την ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων ($r = 0,525$), την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης και τις επικοινωνιακές δεξιότητες, δ. Η αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου σχετίζεται σημαντικά με την αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους ($r = 0,722$, η υψηλότερη συσχέτιση), την ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων ($r = 0,630$), την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης και τις δεξιότητες επικοινωνίας, ε. Η αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους συσχετίζεται σημαντικά με την ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων ($r = 0,573$), την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r = 0,523$) και τις δεξιότητες επικοινωνίας. Σύμφωνα με τους Ismail κ.ά. (2015), το εργασιακό άγχος είναι ένας ουσιαστικός παράγοντας πρόβλεψης της εργασιακής απόδοσης. Επιπλέον το άγχος και η γενικότερη ενέργεια ενός ατόμου, θεωρούνται δείκτες μελλοντικών επιδόσεων (Torp κ.ά., 2018). Ακόμη έχει αναφερθεί ότι υπάρχει σημαντική σχέση μεταξύ της αποτελεσματικής διαχείρισης του χρόνου εργασίας και της εργασιακής απόδοσης (Ahmad κ.ά., 2012). Περαιτέρω στην έρευνά μας διαπιστώθηκε, ότι η ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων συσχετίζεται σημαντικά με την ικανότητα αντικειμενικής κρίσης ($r = 0,577$) και τις επικοινωνιακές δεξιότητες. Είναι ξεκάθαρο ότι όλες οι ικανότητες που

συνδέονται με την απόδοση, συσχετίζονται μεταξύ τους θετικά και σημαντικά. Ωστόσο δεν είναι εύκολο να εκτιμηθούν με έναν αντικειμενικό τρόπο, λόγω δυσκολίας ποσοτικοποίησής τους, με αποτέλεσμα να γίνονται υποκειμενικές αξιολογήσεις, που οδηγούν σε έντονες αμφισβητήσεις των συστημάτων αξιολόγησης της απόδοσης. Οι διαδικασίες αξιολόγησης προκειμένου να γίνουν αποδεκτές από τους εργαζόμενους και να ενεργήσουν παρακινητικά, θα πρέπει να βασίζονται σε μετρήσιμα και αντικειμενικά κριτήρια αξιολόγησης, ώστε να εξαλειφθούν οι συγκρούσεις και το αίσθημα αδικίας στους χώρους εργασίας (Pamprouktsi κ.ά., 2019a,b). Τα αποτελέσματα της στατιστικής ανάλυσης της παρούσας μελέτης, οδηγούν σε συσχετίσεις των τυπικών προσόντων με τις ικανότητες απόδοσης, συνδέοντας τα μετρήσιμα κριτήρια (τυπικά προσόντα) με τα μη μετρήσιμα ποιοτικά κριτήρια (ικανότητες απόδοσης), καθιστώντας τα τυπικά προσόντα ως σημαντικούς προγνωστικούς παράγοντες της απόδοσης.

Σύμφωνα με το πείραμα που παρουσιάστηκε στο κεφ. 5, παρ.5.1, τα προσόντα των υπαλλήλων δεν αξιοποιούνταν στις θέσεις που κατείχαν και έτσι ο επιλυτής Solver πρότεινε πλήρη ανακατανομή των θέσεων των υπαλλήλων σε μια αρχική διερευνητική προσέγγιση (Pamprouktsi κ.ά., 2020a, 2022). Μάλιστα η συγκεκριμένη προτεινόμενη ανακατανομή των θέσεων των πέντε υπαλλήλων που συμμετείχαν στο πείραμα, οδηγεί σε συνολική αύξηση κατά 7,6% σε σχέση με την απόδοση τους στις θέσεις που κατείχαν πριν την ανακατανομή. Αξίζει να αναφερθεί ότι η ανακατανομή αφορούσε κυρίως στις θέσεις του Προϊσταμένου Διεύθυνσης και του Προϊσταμένου Τμήματος. Ειδικότερα, τη θέση του Προϊσταμένου Διεύθυνσης, προτάθηκε να αναλάβει υπάλληλος που εκτελούσε καθήκοντα εισηγητή υπαλλήλου. Δηλαδή υπάλληλος που ήταν εισηγητής, προφανώς διαθέτε τα υψηλότερα προσόντα τα οποία δεν είχε την ευκαιρία να αξιοποιήσει πλήρως, διότι η θέση του Προϊσταμένου Διεύθυνσης είναι αυτή που απαιτεί αυξημένα προσόντα. Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με τις περιγραφές θέσεων εργασίας για τη συγκεκριμένη θέση απαιτούνται, πέραν των αυξημένων τυπικών προσόντων, αυξημένες ικανότητες διαχείρισης κρίσεων, αντικειμενικής κρίσης, καθοδήγησης, ιεράρχησης προτεραιοτήτων, εισαγωγής καινοτομιών, αποτελεσματικής διαχείρισης του εργασιακού άγχους και του εργασιακού χρόνου, αυξημένες επικοινωνιακές δεξιότητες, που όπως αποδείχθηκε με την επιβεβαιωτική παραγοντική ανάλυση συσχετίζονται με τους παράγοντες, τυπικά προσόντα, εμπειρία και επιμόρφωση και αξιολόγηση. Επιπλέον στο παραπάνω πείραμα παρατηρείται ότι ο υπάλληλος που εκτελούσε χρέη προϊσταμένου Διεύθυνσης προτείνεται κατόπιν της ανακατανομής να καταλάβει θέση Τμηματάρχη. Αυτό καταδεικνύει τη μεγάλη σημασία ύπαρξης προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης, διότι ακόμη κι αν

ένας υπάλληλος δεν έχει πολύ αυξημένα τυπικά προσόντα, εάν διαθέτει προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης, έχει αυξημένες πιθανότητες να καταλάβει κατόπιν μιας αυτοματοποιημένης ανακατανομής, θέση ευθύνης έστω χαμηλότερης ιεραρχικής βαθμίδας.

Η ανάλυση μεγάλων δεδομένων ανθρώπινων πόρων θα μπορούσε να οριοθετήσει τον τρόπο αξιοποίησης της προκύπτουσας γνώσης, για την ανάπτυξη των δυνατοτήτων ενός οργανισμού και την ενίσχυση της συνολικής απόδοσης (Teece, 2014; Minbaeva, 2018). Στη συγκεκριμένη ερευνητική προσπάθεια, εστιάζοντας στα προσόντα των υπαλλήλων για τη θέση που κατέχουν και τις αντίστοιχες αναλύσεις των θέσεων εργασίας, προέκυψαν δεδομένα τα οποία κατόπιν εφαρμογής αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οδήγησαν σε ανακάλυψη γνώσης που μπορεί να συμβάλλει στην πρόβλεψη της απόδοσης. Έτσι σύμφωνα με τις δύο πειραματικές προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης που παρουσιάστηκαν στο κεφ. 6, όλοι οι αλγόριθμοι που εφαρμόστηκαν οδηγούν σε πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα, διαπιστώνοντας ειδικότερα ότι οι δενδρικοί αλγόριθμοι οδηγούν σε καλύτερη ταξινόμηση και ως εκ τούτου σε καλύτερες προβλέψεις. Εξάλλου, δεδομένης της απλότητας των δενδρικών αλγορίθμων και της αυξημένης οπτικοποίησης μέσω των δέντρων που κατασκευάζονται, επιτυγχάνεται πιο εύκολη ερμηνεία των αποτελεσμάτων, σε σχέση με τους λοιπούς αλγορίθμους. Ο στόχος των αλγορίθμων είναι να προβλέψουν μια μεταβλητή στόχο από ένα σύνολο μεταβλητών εισόδου και να προσφέρουν πληροφορίες για το πώς λαμβάνονται οι αποφάσεις. Η προσέγγιση δημιουργεί μια δομή δέντρου, μέσω μιας σειράς δυαδικών διαχωρισμών από τον ριζικό κόμβο μέσω διακλαδώσεων, περνώντας αρκετούς εσωτερικούς κόμβους απόφασης μέχρι τους κόμβους φύλλων, όπου γίνεται η πρόβλεψη. Κάθε διαίρεση χωρίζει τις μεταβλητές εισόδου σε περιοχές χαρακτηριστικών, που χρησιμοποιούνται για επιπλέον διαιρέσεις. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται και ολοκληρώνεται όταν το υποσύνολο σε έναν κόμβο έχει την ίδια τιμή με τη μεταβλητή στόχο. Η πρώτη διαίρεση συνήθως υποδεικνύει το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό, ενώ στα φύλλα βρίσκονται οι πιθανές κλάσεις του προβλήματος. Η κατασκευή δέντρων αποφάσεων δεν απαιτεί καμία ειδική γνώση ή ρύθμιση παραμέτρων και είναι κατάλληλη για διερεύνηση νέας γνώσης. Τα δέντρα αποφάσεων χειρίζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων με υψηλή ταχύτητα πρόβλεψης και υψηλή ακρίβεια, με αποτέλεσμα να είναι εξαιρετικά χρήσιμα για προβλήματα μεγάλων δεδομένων (Murphy, 2012).

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του 1^{ου} πειράματος με τα 440 περιστατικά, κατόπιν χρήσης των ταξινομητών (rankers) για την επιλογή των χαρακτηριστικών μετά την εξαίρεση κάποιων χαρακτηριστικών, προκύπτει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα έχουν

επιτευχθεί από τον δενδρικό αλγόριθμο REPtree. Τα χαρακτηριστικά (features), που συμπεριλήφθηκαν στη συγκεκριμένη προσέγγιση είναι το επίπεδο πανεπιστημιακής εκπαίδευσης, το συναφές μεταπτυχιακό δίπλωμα, η γνώση ευρωπαϊκών γλωσσών, η βαθμολογία αξιολόγησης, τα έτη προϋπηρεσίας, τα έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης, η βαθμολογία συνέντευξης, η συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και επιτροπές, η συνολική βαθμολογία, το επίπεδο καταλληλότητας, η βαθμίδα της κατεχόμενης θέσης (Διευθυντής, Τμηματάρχης, Εισηγητής Α ή Β), καθώς και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά της θέσης σύμφωνα με την ανάλυση της θέσης εργασίας (δηλαδή τι από τα παραπάνω απαιτείται, τι είναι επιθυμητό και τι δεν απαιτείται). Σύμφωνα με τον αλγόριθμο REPtree, η θέση που κατέχει κάθε περιστατικό (υπάλληλος), αποδείχθηκε το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό, δηλαδή το χαρακτηριστικό που διαχωρίζει καλύτερα τα όρια των κλάσεων από το σύνολο των χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν. Σύμφωνα με τη θέση, πραγματοποιείται ταξινόμηση των περιστατικών σε κλάσεις, οι οποίες δύνανται μελλοντικά να προβλέψουν την καταλληλότητα κάθε νέου περιστατικού (υπαλλήλου) για κάποια θέση. Επιπλέον κρίσιμο χαρακτηριστικό για το διαχωρισμό των κλάσεων (θέσεων) προκύπτει πως αποτελεί η συνολική βαθμολογία που συγκεντρώνει ο κάθε υπάλληλος, που όπως έχει αναλυτικά αναφερθεί, αποτελεί συνάρτηση των προσόντων του. Για τη θέση ευθύνης επιπέδου Διεύθυνσης, η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης, αποτελεί επιπρόσθετα καθοριστικό χαρακτηριστικό καταλληλότητας ενός υποψηφίου. Στο δέντρο που δημιουργείται φαίνεται ότι η καταλληλότητα για τη θέση του προϊσταμένου Διεύθυνσης καθορίζεται κυρίως από τη συνολική βαθμολογία κάθε υποψηφίου και από τα έτη προϋπηρεσίας σε θέσεις ευθύνης, ενώ η καταλληλότητα για τις υπόλοιπες θέσεις, (τμηματάρχης, υπάλληλος Α και υπάλληλος Β), προσδιορίζονται μόνο από τη συνολική βαθμολογία. Επομένως το επίπεδο καταλληλότητας των εργαζομένων (υπερ-κατάλληλος, πολύ κατάλληλος, ακριβώς κατάλληλος, σχεδόν κατάλληλος, ακατάλληλος) εξαρτάται από τη συνολική βαθμολογία και τα έτη προϋπηρεσίας σε θέσεις ευθύνης. Για όλες τις θέσεις τα κάτω όρια καταλληλότητας για κάθε θέση αποτελούν το κατώφλι ένταξης στη θέση. Τα άνω όρια είναι πιο γενικά για όλες τις κλάσεις (θέσεις) (≥ 1 για Διευθυντής, $\geq 0,75$ για Τμηματάρχης, $\geq 0,31$ για υπάλληλος Α, $\geq 0,35$ για υπάλληλος Β). Αυτό σημαίνει ότι υπάλληλοι, οι οποίοι στο σετ των δεδομένων εκπαίδευσης ανήκουν σε μία συγκεκριμένη θέση, θα μπορούσαν να βρίσκονται σε κάποια άλλη θέση πλησίον αυτής. Στην ουσία ο αλγόριθμος αναπαριστά κάτι το οποίο συμβαίνει στην πραγματικότητα, δεδομένου ότι κάποιοι υπάλληλοι π.χ. τύπου Β, οι οποίοι έχουν αυξημένα προσόντα και προϋπηρεσία θα μπορούσαν να

κατέχουν θέση Τμηματάρχη και κάποιοι υπάλληλοι που κατέχουν π.χ. θέση Τμηματάρχη, θα μπορούσαν να κατέχουν θέση Διευθυντή. Συνοψίζοντας, η προσέγγιση αυτή δίνει τη δυνατότητα για επιλογή για πρόσληψη υπαλλήλων ανάλογα με την καταλληλότητά τους, για τοποθέτηση των κατάλληλων ανθρώπων στις κατάλληλες θέσεις εργασίας και για προαγωγή τους σε θέσεις ευθύνης, με το ίδιο μοντέλο ταξινόμησης. Αυτό το μοντέλο δύναται να αποτελέσει τη βάση για την πρόβλεψη της αναμενόμενης απόδοσης των υπαλλήλων, δεδομένου ότι η απόδοση συνδέεται με την καταλληλότητα του προσωπικού που επιλέγεται για τις διάφορες θέσεις εργασίας.

Στο δεύτερο πείραμα με τα 1010 περιστατικά, όπου συμπεριλήφθηκαν όλα τα χαρακτηριστικά κάθε περιστατικού (επίπεδο πανεπιστημιακής εκπαίδευσης, βαθμός πτυχίου, συναφές μεταπτυχιακό δίπλωμα, συναφές διδακτορικό δίπλωμα, τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης, σεμινάρια, γνώση ευρωπαϊκών γλωσσών, γνώση Η/Υ, βαθμολογία αξιολόγησης, έτη προϋπηρεσίας, έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης, βαθμολογία συνέντευξης, συμμετοχή σε ομάδες εργασίας και επιτροπές, ερευνητικές εργασίες, συνολική βαθμολογία, βαθμίδα θέσης), καλύτερος αλγόριθμος αναδείχθηκε ο δενδρικός αλγόριθμος J48. Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό για το διαχωρισμό των κλάσεων κάθε θέσης εργασίας, προκύπτει πως αποτελεί η συνολική βαθμολογία. Επιπλέον η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης κρίνεται καθοριστική για την κατάληψη θέσεων ευθύνης. Υποψήφιος ο οποίος έχει συνολική βαθμολογία πάνω από 0,682 κρίνεται κατάλληλος για Διευθυντής, υποψήφιος με συνολική βαθμολογία μικρότερη ή ίση του 0,247 κρίνεται κατάλληλος για υπάλληλος τύπου Α, υποψήφιος με συνολική βαθμολογία πάνω από 0,247 έως 0,349 ακόμη κι αν έχει πάνω από δύο (2) έτη προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης κρίνεται κατάλληλος για υπάλληλος τύπου Β, ενώ εάν έχει συνολική βαθμολογία πάνω από 0,349 και πάνω από δύο (2) έτη προϋπηρεσίας σε θέση ευθύνης, κρίνεται κατάλληλος για Τμηματάρχη. Επιπλέον υποψήφιος με συνολική βαθμολογία πάνω από 0,48 έως 0,682 με ή χωρίς προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης κρίνεται κατάλληλος για Τμηματάρχη, ενώ με συνολική βαθμολογία μεταξύ 0,4418 και 0,48 χωρίς προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης, κρίνεται κατάλληλος για υπάλληλος τύπου Β. Από το συνδυασμό των ανωτέρω, προκύπτει πως η ταξινόμηση των κλάσεων του Διευθυντή και του υπαλλήλου τύπου Α, είναι εντελώς ξεκάθαρη, ενώ μεταξύ του Τμηματάρχη και του υπαλλήλου Β, πέραν της συνολικής βαθμολογίας, θα πρέπει να ληφθεί υπόψη η τυχόν προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης. Για να κριθεί κάποιος υποψήφιος κατάλληλος για Τμηματάρχη, πρέπει να έχει προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης πάνω από 2 έτη και βαθμολογία μεγαλύτερη από 0,349 ή αρκετά υψηλή συνολική

βαθμολογία (πάνω από 0,48 και έως 0,68), δηλαδή αυξημένα τυπικά προσόντα. Ο αλγόριθμος αναπαριστά με ακρίβεια αυτό που συμβαίνει και στην πραγματικότητα, δεδομένου ότι για να κριθεί κάποιος υποψήφιος κατάλληλος για Τμηματάρχη, πρέπει να έχει είτε αυξημένα προσόντα ή να διαθέτει προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης. Μεταξύ αυτών των δύο θέσεων υπάρχει και στην πραγματικότητα όπως και στην ταξινόμηση μία γκρίζα ζώνη, η οποία μάλιστα δημιουργεί διάφορες οργανωσιακές δυσλειτουργίες και αίσθηση αδικίας κυρίως από υπαλλήλους τύπου Β (αυξημένων τυπικών προσόντων) που δεν προτιμήθηκαν ως τμηματάρχες έναντι άλλων που δεν έχουν τόσο αυξημένα προσόντα, όμως επειδή κάποια στιγμή εκτέλεσαν χρέη θέσης ευθύνης, διαθέτουν προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης που τους δίνει το προβάδισμα για την κατάληψη θέσεων ευθύνης.

Στόχος μας και στις δύο προσεγγίσεις ήταν η πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού με την τοποθέτηση του κατάλληλου υπαλλήλου στην κατάλληλη θέση οριζόντια ή κάθετα στην ιεραρχία, σύμφωνα με τα προσόντα των υποψηφίων και τις αναλύσεις των θέσεων εργασίας, μέσω ενός αυτόματου και αξιόπιστου μοντέλου, που θα στηρίζει το σύστημα αποφάσεων ενός οργανισμού με πλήρη διαφάνεια και αντικειμενικότητα. Και στις δύο προσεγγίσεις πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό, με υψηλή προβλεπτική δύναμη για την εκτίμηση της καταλληλότητας ενός υπαλλήλου, αποδείχτηκε η συνολική βαθμολογία, η οποία περιλαμβάνει όλα τα προσόντα ενός υποψηφίου (απαραίτητα και επιθυμητά), σε συνδυασμό πάντα με τις προδιαγραφές θέσεων εργασίας. Για την υπηρεσιακή εξέλιξη ενός υπαλλήλου και τη προαγωγή σε θέσεις ευθύνης ένα ακόμη πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό που αναδείχθηκε μέσω των αλγοριθμικών εφαρμογών, είναι η προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης (κάτι το οποίο είχε ήδη φανεί από το αρχικό πείραμα ανακατανομής των πέντε υπαλλήλων). Συγκρίνοντας τις δύο πειραματικές προσεγγίσεις προκύπτει ότι η συνολική βαθμολογία για την κατάληψη οποιασδήποτε θέσης είναι αρκετά υψηλότερη στο 1^ο πείραμα. Αυτό πιθανότατα οφείλεται στους διαφορετικούς αρχικούς συντελεστές βαρύτητας που χρησιμοποιήθηκαν, διότι στο 1^ο πείραμα οι συντελεστές βαρύτητας είχαν διαμορφωθεί από τις ενενήντα πέντε πρώτες (95) απαντήσεις στο ερωτηματολόγιο Α, ενώ στο 2^ο πείραμα οι συντελεστές βαρύτητας διαμορφώθηκαν από το σύνολο των εκατόν ενενήντα έξι (196) απαντήσεων.

Όλοι οι αλγόριθμοι που εφαρμόστηκαν και στις δύο πειραματικές προσεγγίσεις, χρησιμοποίησαν τη μέθοδο της δεκαπλής διασταυρούμενης επικύρωσης και κατάφεραν να ταξινομήσουν με μεγάλη επιτυχία τα δεδομένα των πειραμάτων. Ωστόσο οι

δενδρικοί αλγόριθμοι και πιο συγκεκριμένα οι αλγόριθμοι REPTree και J48 αντίστοιχα στα δύο πειράματα, παρουσίασαν τα καλύτερα αποτελέσματα, τη μεγαλύτερη ταχύτητα ταξινόμησης δεδομένου ότι χρειάστηκαν το μικρότερο χρόνο για τη δημιουργία των μοντέλων (ενδεικτικά ο J48 στο 2^ο πείραμα χρειάστηκε μόνο 0,01 δευτερόλεπτα σε ένα κοινό υπολογιστή). Στο 1^ο πείραμα τη χαμηλότερη ακρίβεια απόδοσης παρουσίασε ο αλγόριθμος Multilayer Perceptron (82,95%), ο οποίος παρουσίασε παράλληλα το μεγαλύτερο RMSE (0,2419). Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος λειτουργεί εξάλλου ως «μαύρο κουτί», οδηγώντας μόνο στην τελική πρόβλεψη και δεν παρέχει αιτιολογία ως προς τους παράγοντες με τους οποίους γίνονται οι προβλέψεις. Στο 2^ο πείραμα, τη χαμηλότερη ακρίβεια απόδοσης (αν και πολύ ικανοποιητική) παρουσίασε ο αλγόριθμος SMO (92,47%), ο οποίος παρουσίασε και το μεγαλύτερο σφάλμα (MAE 0,2565 και RMSE 0,3221). Αν και σε πολλές προηγούμενες ερευνητικές εργασίες, τα Support Vector Machines (SVM) φαίνεται να αποδίδουν καλύτερα από τους βασικούς ταξινομητές, όμως στην περίπτωση της παρούσας έρευνας, ο αλγόριθμος SMO δεν κατάφερε να συμπεριφερθεί ανάλογα. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος με την εφαρμογή διαφορετικών επιλογών πυρήνα (kernels) και παραμέτρων κανονικοποίησης (που οδήγησαν σε πολύ μεγάλο χρόνο εκπαίδευσης), παρουσίασε τη χαμηλότερη απόδοση που προκύπτει σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους, υποδεικνύοντας ότι ένας πολύ μεγάλος αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης κατέληξαν ως φορείς υποστήριξης. Εξάλλου, το «no free lunch» θεώρημα αναφέρει ότι δεν υπάρχει a-priori υπεροχή για οποιοδήποτε σύστημα ταξινόμησης, άρα ο καλύτερος ταξινομητής για κάθε περίπτωση εξαρτάται από το στόχο της συγκεκριμένης εργασίας. Στα πειράματα της παρούσας έρευνας, τα δέντρα απόφασης παρουσίασαν την υψηλότερη ακρίβεια και τα χαμηλότερα σφάλματα σε σχέση με τους λοιπούς αλγορίθμους (αν και οι έξοδοι των κλάσεων δεν είναι αριθμητικές, οπότε τα σφάλματα δεν επηρεάζουν την επιτυχία των μοντέλων). Όμως λαμβάνοντας υπόψη ότι τα δέντρα απόφασης είναι επιρρεπή στην υπερπροσαρμογή (overfitting), προκειμένου να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή των μοντέλων στα δεδομένα και στις δύο πειραματικές προσεγγίσεις, πραγματοποιήθηκε εκτός από δεκαπλή διασταυρούμενη επικύρωση (10-fold cross validation) και τεχνική κλάδευσης (pruning), με αποτέλεσμα την αφαίρεση κάποιων από τις λεπτομέρειες των δέντρων και τη δημιουργία πιο απλών και εύκολα κατανοητών δομών δέντρων. Υπερπροσαρμογή συμβαίνει όταν ένα μοντέλο μαθαίνει τις λεπτομέρειες των δεδομένων εκπαίδευσης σε βαθμό που επηρεάζεται αρνητικά όχι μόνο η απόδοσή του σε νέα δεδομένα αλλά και η ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου (Kotsiantis, 2007).

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε με τις ίδιες μετρικές στα δύο πειράματα, όπως παρουσιάζονται στον πίνακα 31. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των δύο πειραμάτων, στο 2^ο πείραμα παρουσιάζεται μεγαλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy), μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης (precision), μεγαλύτερη ανάκληση (recall), μεγαλύτερο F-Measure και παράλληλα χαμηλότερο μέσο απόλυτο σφάλμα και ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Επιπλέον στο 2^ο πείραμα γίνεται καλύτερος διαχωρισμός των ορίων των κλάσεων, οπότε είναι πιο ξεκάθαρη η ταξινόμηση στις διάφορες θέσεις εργασίας.

Πίνακας 31: Σύγκριση πειραματικών προσεγγίσεων

	1 ^ο Πείραμα (REPtree)	2 ^ο Πείραμα (J48)
Αριθμός περιστατικών (instances)	440	1010
Σωστά ταξινομημένα περιστατικά	411	979
Λάθος ταξινομημένα περιστατικά	29	31
Accuracy	93,4	96,93
Precision	0,935	0,969
Recall	0,934	0,969
F-Measure	0,934	0,969
M.A.E. (Mean absolute Error)	0,0427	0,0244
R.M.S.E. (Root Mean Squared Error)	0,1566	0,1173

Τα αποτελέσματα είναι γενικώς βελτιστοποιημένα στο 2^ο πείραμα σε σχέση με το 1^ο πείραμα, πιθανότατα λόγω του μεγαλύτερου μεγέθους του δείγματος (δηλ. των instances) και της μείωσης του συνόλου των χαρακτηριστικών (features), δεδομένου ότι συμπεριλήφθηκαν μεν όλα τα χαρακτηριστικά των υπαλλήλων, όμως δεν συμπεριλήφθηκαν τα χαρακτηριστικά των περιγραφών των θέσεων εργασίας (που είχαν συμπεριληφθεί στο 1^ο πείραμα). Έτσι στο 2^ο πείραμα, πραγματοποιήθηκε επιτυχής ταξινόμηση επί συνόλου χιλίων δέκα (1010) περιστατικών σε τέσσερις κλάσεις (κατηγορίες θέσεων), με υψηλή ακρίβεια ταξινόμησης, που δίνει τη δυνατότητα προβλέψεων τοποθέτησης νέων περιστατικών (υπαλλήλων) στις κατάλληλες θέσεις, σύμφωνα με τα προσόντα τους και τις περιγραφές των θέσεων, έτσι ώστε να επιτυγχάνεται υψηλότερη δυνατή απόδοση.

Σε παρόμοια πειράματα οι Chien και Chen (2008) πρότειναν ένα μοντέλο με τον δενδρικό αλγόριθμο ταξινόμησης CHAID, προκειμένου να δημιουργηθούν κάποιοι αντικειμενικοί κανόνες για την πρόσληψη του καλύτερου προσωπικού σε μία

βιομηχανία υψηλής τεχνολογίας, λαμβάνοντας υπόψη ορισμένα προσόντα και απαιτήσεις, με ικανοποιητική κατά περίπτωση ακρίβεια (63-96%). Μία άλλη εργασία με την εφαρμογή του αλγόριθμου Naïve Bayes για την επιλογή νέου προσωπικού με βάση την εκπαίδευση, τα στοιχεία συνέντευξης, την ηλικία και την εμπειρία των υποψηφίων, οι μελετητές οδηγήθηκαν σε αποτελέσματα που εξαρτώνται σημαντικά από τις απαντήσεις των συμμετεχόντων (Khairina κ.ά., 2017). Οι Azar κ.ά. (2013) εφαρμόζοντας τους αλγόριθμους QUEST, CHAID, CART και C 5.0, προσπάθησαν να ταξινομήσουν παράγοντες που σχετίζονται με την απόδοση και την εξέλιξη των υπαλλήλων και ανέφεραν ακρίβεια μικρότερη από 70% (για την απόδοση), που θεωρείται κατώφλι επιτυχούς ταξινόμησης, και περίπου 90% (για την προαγωγή). Οι Varshney κ.ά. (2014), στην έρευνά τους για την πρόβλεψη των ρόλων εργασίας που αντιστοιχούν στους εργαζόμενους, ανέφεραν ακρίβεια ταξινόμησης περίπου 0,80, εφαρμόζοντας αλγόριθμους γραμμικής λογιστικής παλινδρόμησης και αλγόριθμους μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων (Support Vector Machine) καθώς και τον αλγόριθμο Naïve Bayes ο οποίος οδήγησε σε πολύ μικρότερη ακρίβεια ταξινόμησης, περίπου 0,40. Στις παραπάνω προσεγγίσεις, πολλά από τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα μηχανικής μάθησης ήταν πολύ υποκειμενικά, όπως π.χ. πληροφορίες για το ανθρώπινο δυναμικό από δημόσιες κοινωνικές ετικέτες, που σε καμία περίπτωση, λόγω συγκεκριμένου νομοθετικού πλαισίου, δεν χρησιμοποιούνται στο δημόσιο τομέα. Σε άλλες έρευνες τα χαρακτηριστικά του προσωπικού ήταν πάρα πολύ εξειδικευμένα, με αποτέλεσμα την αδυναμία γενίκευσης.

7.2 Συμπεράσματα και Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Συνοψίζοντας, η παρούσα διατριβή με την ανάλυση της ποσοτικής έρευνας που πραγματοποιήθηκε, ανέδειξε σημαντικές στατιστικές συσχετίσεις μεταξύ κάποιων απολύτως μετρήσιμων τυπικών προσόντων και κάποιων μη εύκολα μετρήσιμων κριτηρίων απόδοσης. Η παραγοντική ανάλυση αποκάλυψε σημαντική θετική συσχέτιση μεταξύ των παραγόντων που αφορούν στα τυπικά προσόντα και τα κριτήρια απόδοσης, επικυρώνοντας συσχετίσεις μεταξύ των επιμέρους μεταβλητών, με αποτέλεσμα τα τυπικά προσόντα, να δύνανται να χρησιμοποιηθούν παράλληλα και ως προγνωστικοί δείκτες της αναμενόμενης απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού. Στη συνέχεια εφαρμόζοντας εποπτευόμενα συστήματα μηχανικής μάθησης, πραγματοποιήθηκαν πειράματα με αλγορίθμους ταξινόμησης και προέκυψαν πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα για την πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού μέσω της

καλύτερης δυνατής αντιστοίχισης των εργαζομένων και των θέσεων εργασίας, σύμφωνα με τα προσόντα τους (γνώσεις και ικανότητες) και τις αναλύσεις των θέσεων εργασίας.

Οι καινοτομίες της παρούσας διατριβής συνοψίζονται στα εξής:

1. Η έρευνα διεξήχθη στο δημόσιο τομέα ως μια νέα προσέγγιση για αξιολόγηση της επιλογής και τοποθέτησης των κατάλληλων υπαλλήλων στις κατάλληλες θέσεις, έτσι ώστε να επιτευχθούν μέγιστες αποδόσεις μελλοντικά.
2. Για πρώτη φορά προτείνονται αλγόριθμοι ταξινόμησης (μέσω της εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης) για διαχείριση προσωπικού του δημόσιου τομέα (κατόπιν διαμόρφωσης κατάλληλου νομοθετικού πλαισίου), για διαδικασίες πρόσληψης έως την επιλογή, την τοποθέτηση καθώς και την ιεραρχική εξέλιξη των υπαλλήλων.
3. Μέσω περιγραφικής στατιστικής και παραγοντικής ανάλυσης, αναδείχθηκε σημαντική στατιστική συσχέτιση μεταξύ των τυπικών προσόντων (γνώσεις) και των δεξιοτήτων που σχετίζονται με την απόδοση, καθώς και μεταξύ των επιμέρους μεταβλητών που σχετίζονται με την απόδοση.
4. Χρησιμοποιήθηκαν μόνο πλήρως μετρήσιμα κριτήρια, για τον προσδιορισμό της καταλληλότητας των υπαλλήλων για μια θέση εργασίας, σύμφωνα με τα προσόντα κάθε υποψηφίου σε συνδυασμό με τις περιγραφές των θέσεων εργασίας.
5. Η ειδική βαρύτητα κάθε κριτηρίου για τον υπολογισμό της συνολικής βαθμολογίας, καθορίστηκε από τη γνώμη των εργαζομένων του δημόσιου τομέα (σε συγκεκριμένα «κλειστά» ερωτήματα) για κάθε θέση εργασίας, με μία διαδικασία δύο φάσεων.
6. Από τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν, στα πειράματα μηχανικής μάθησης, τα πιο σημαντικά για τον καθορισμό των κλάσεων, αναδείχθηκαν η συνολική βαθμολογία κάθε υποψηφίου που καθορίζεται από τα τυπικά προσόντα κάθε υποψηφίου, σε συνδυασμό με τις απαιτήσεις της ανάλυσης της θέσης εργασίας, καθώς και η προϋπηρεσία σε θέσεις ευθύνης.
7. Οι δύο προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης της παρούσας διατριβής, στα πλαίσια μιας διαδικασίας δοκιμών δύο φάσεων, για την πρόβλεψη της καταλληλότητας ενός υποψηφίου και για την πρόβλεψη της τοποθέτησης ως προς τη θέση που δύναται να καταλάβει, σύμφωνα με τα προσόντα που διαθέτει και τις αναλύσεις των θέσεων εργασίας, ανέδειξαν ως καταλληλότερα τα δενδρικά μοντέλα (REPTree και J48, αντίστοιχα), δεδομένου ότι παρουσίασαν την υψηλότερη ακρίβεια ταξινόμησης (93,4% και 96,9%, αντίστοιχα) και τα χαμηλότερα σφάλματα συγκριτικά με τους λοιπούς αλγόριθμους που εφαρμόστηκαν.

8. Το τελικό προτεινόμενο δενδρικό μοντέλο μηχανικής μάθησης βασίζεται στον αλγόριθμο J48, διότι καθόρισε με πολύ υψηλή ακρίβεια ταξινόμησης και πρόβλεψης τα όρια των κλάσεων των τεσσάρων κύριων θέσεων.

Η κύρια συνεισφορά της παρούσας έρευνας, είναι ότι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και κυρίως ο δενδρικός αλγόριθμος J48, δύναται να παρέχει ένα αξιόπιστο εργαλείο υποστήριξης του συστήματος αποφάσεων των τμημάτων ανθρώπινου δυναμικού, περιορίζοντας την υποκειμενική παρέμβαση του ανθρώπινου παράγοντα, για την πρόβλεψη της απόδοσης του ανθρώπινου δυναμικού, μέσω αξιολόγησης του προσωπικού για επιλογή, τοποθέτηση (οριζόντια τοποθέτηση) και προαγωγή σε θέσεις ευθύνης (κάθετη τοποθέτηση), έτσι ώστε να τοποθετούνται οι κατάλληλοι άνθρωποι στις κατάλληλες θέσεις, σύμφωνα με τα προσόντα τους και τις περιγραφές των θέσεων.

Οι περιορισμοί της έρευνάς μας σχετίζονται με το μέγεθος του δείγματος του συνόλου δεδομένων μας, που ενδεχομένως να μη θεωρηθεί επαρκές. Επιπρόσθετα, το συγκεκριμένο δείγμα της έρευνας περιλαμβάνει κυρίως πτυχιούχους τριτοβάθμιας εκπαίδευσης (πανεπιστημιακών ιδρυμάτων, τεχνολογικών ιδρυμάτων) και ως εκ τούτου είναι πιθανόν το προτεινόμενο μοντέλο να μην θεωρηθεί κατάλληλο για προσωπικό δευτεροβάθμιας ή κατώτερης εκπαίδευσης.

Προκειμένου να συμπληρωθούν τα αποτελέσματα της έρευνας στο μέλλον, θα μπορούσαν να γίνουν εκτεταμένες δοκιμές του προτεινόμενου μοντέλου, συγκεντρώνοντας μέσω νέας έρευνας ένα μεγάλο αριθμό δεδομένων δοκιμής, ώστε να επαναξιολογηθεί η ακρίβεια πρόβλεψης. Επιπλέον, η σχέση μεταξύ της καταλληλότητας των εργαζομένων (για συγκεκριμένες θέσεις εργασίας) και της αναμενόμενης απόδοσής τους, χρησιμοποιώντας αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων, θα μπορούσε να αποτελέσει ένα σημαντικό ζήτημα για επιπλέον ανάλυση. Περαιτέρω θα μπορούσαν να διερευνηθούν και άλλες μέθοδοι ταξινόμησης και κυρίως μη-επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης και τέλος θα μπορούσε να γίνει προσπάθεια για τη δημιουργία ενός προγράμματος σε σύγχρονη γλώσσα προγραμματισμού π.χ. Python, για τη διαχείριση της βάσης δεδομένων των υποψηφίων υπαλλήλων και με την κατάλληλη διεπαφή (interface) να διευκολύνει την καταχώρηση των δεδομένων εισόδου, δίνοντας ως έξοδο τα προτεινόμενα στελέχη για τις κατάλληλες θέσεις εργασίας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Adecco, (2019). Ετήσια έρευνα τάσεων προσέλκυσης και επιλογής προσωπικού. Εσωτερική εταιρική έρευνα.
- Aguinis, H. & O'Boyle, E. (2014). Star performers in 21st century organizations. *Personnel Psychology*, 67(2), 313-335.
- Ahmad, N.L., Yusuf, A.N.M., Shobri, N.D.M. & Wahab, S. (2012). The relationship between time management and job performance in event management. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 65(2012), 937-941.
- Ahmed, S.R. (2004). Applications of data mining in retail business information technology: coding and computing. *Proceedings ITCC*, pp.455-459.
- Alumran, A., Hou, X.Y., Sun, J., Yousef, A.A. & Hurst, C. (2014). Assessing the construct validity and reliability of the parental perception on antibiotics (papa) scales. *BMC Public Health*, 14(1)73, 1-9.
- Anderson, N., Ones, D.S., Sinangil, H.K. & Viswesvaran, C. (2005). Handbook of Industrial, Work and Organizational Psychology. Volume 1. Personnel Psychology. Sage Publications Inc. London.
- Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M. & Stuart, M. (2016). HR and analytics: Why HR is set to fail the big data challenge. *Human Resource Management Journal*, 26(1), 1-11.
- Armstrong, M. (2014). Armstrong's Handbook of Human Resource Management Practice. Thirteenth edition 2014. Ashford Colour press Ltd, UK.
- Armstrong, M. & Baron, A. (2005). Managing performance: Performance management in action. Chartered Institute of Personnel and Development, London.
- Arsham, H. & Lovric, M. (2011). Bartlett's Test. In: Lovric M. (eds), *International Encyclopedia of Statistical Science*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Avdimiotis, S. (2019). Emotional intelligence and tacit knowledge management in hospitality. *Journal of Tourism, Heritage & Services Marketing*, 5(2), 3-10.
- Azar, A., Sebt, M.V., Ahmadi, P. & Rajaeian, A. (2013). A model for personnel selection with a data mining approach: a case study in a commercial bank. *SA Journal of Human Resource Management/SA Tydskrif vir Menslikehulpbronbestuur*, Vol. 11, No. 1, pp.1-10, Art. #449.
- Bagozzi, R. & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structure equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94.
- Balogun, A.O., Akande, N.O., Usman-Hamza, F.E., Adeyemo, V.E., Mabayoje, M.A. and Ameen, A.O. (2021). Rotation Forest-based Logistic Model Tree for website phishing detection. In: Gervasi O. et al. (Eds) Computational Science and Its Applications – ICCSA 2021. ICCSA 2021. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12957. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87013-3_12.
- Baron, J. (2001). Thinking and deciding. 3rd Edition, Cambridge University Press, NY.
- Beavers, A., Lounsbury, J., Richards, J., Huck, S., Skolits, G. & Esquivel, S. (2013). Practical Considerations for Using Exploratory Factor Analysis in Educational Research. *Practical Assessment, Research & Evaluation* 18 (6), pp. 1-13.

- Becker, B.E., Huselid, M.A. & Ulrich, D. (2002). Six key principles for measuring human capital performance in your organization. *Business and Society Review*, Part of Harvard Business School Press. USA.
- Beckers, A.M. & Bsai, M.Z. (2002). A DSS classification model for research in Human Resource Information Systems. *Information Systems Management*, 19, 1-10.
- Benson, G.S., Finegold, D. & Mohrman, S. (2004). You paid for the skills, now keep them: Tuition reimbursement and voluntary turnover. *Academy of Management Journal*, 47, 315-331.
- Bishop, C. (2006). Pattern recognition and machine learning. p.758. Springer, Berlin.
- Blumberg, M. & Pringle, C.D. (1982). The missing opportunity in organizational research: Some implications for a theory of work performance. *Academy of Management Review*, 7(4), 560-569.
- Bonableau, E. (2003). Don't trust gut. *Harvard Business Review*, May, 116-123.
- Bogen, M. & Rieke, A. (2018). Help Wanted: An examination of hiring algorithms, equity and bias. *Upturn*, 1-73.
- Borman, W.C., Hanson, M.A., Oppler, S.H., Pulakos, E.D. & White, L.A. (1993). Role of early supervisory experience in supervisor performance. *Journal of Applied Psychology*, 78, 443-449.
- Boser, E., Guyon, I. M. & Vapnik, V. (1992). A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers. In D. Haussler (Ed.), *Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*, pp. 144-152. Pittsburgh, PA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/130385.130401>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Brenner, O.C. (1982). Relationship of education to sex, managerial status, and the managerial stereotype. *Journal of Applied Psychology*, 67, 380-383.
- Brief, A. & Motowidlo, S.J. (1986). Prosocial Organizational Behaviors. *The Academy of Management Review*, 11(4), 710.
- Brockbank, W. (1997). HR's future on the way to a presence. *Human Resource Management*, 36(1), 65-69.
- Brown, A.W., Adams, J.D. & Amjad, A.A. (2007). The relationship between human capital and time performance in project management: A path analysis. *International Journal of Project Management*, 25, 77-89.
- Brown, B.K. & Campion, M.A. (1994). Biodata phenomenology: Recruiters' perceptions and use of biographical information in resume screening. *Journal of Applied Psychology*, 79(6), 897.
- Byrne, B.M. (2013). Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming. Routledge.
- Call, M.L., Nyberg, A.J., Ployhart, R.E. & Weekley, J. (2015a). The dynamic nature of collective turnover and unit performance: The impact of time, quality, and replacements. *Academy of Management Journal*, 58(4), 1208-1232.
- Call, M.L., Nyberg, A.J. & Thatcher, S.M.B. (2015b). Stargazing: An integrative conceptual review, theoretical reconciliation, and extension for star employee research. *Applied Psychology*, 100(3), 623-640.

- Campbell, J.P. (1990a). The role of theory in industrial and organizational psychology. In: M.D. Dunnette & L.M. Hough (Eds), *The International Handbook of Psychology*. Sage publications, California USA.
- Campbell, J.P. (1990b). Modeling the performance prediction problem in industrial and organizational psychology. In M.D. Dunnette & L.M. Hough (Eds.), *Handbook of industrial and organizational psychology*, pp. 687-732. Consulting Psychologists Press.
- Cappelli, P., Tambe, P. & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: challenges and a path forward. *California Management Review*, 6(4), 15-42.
- CEDEFOP, (2002). Training and learning aiming to ability acquisition. Summary of primary points. Special Issue in Greek.
- Chadwick, C. (2017). Toward a more comprehensive model of firm rents. *Academy of Management Journal*, 42(3), 499-519.
- Chai, T. & Draxler, R.R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development Discussions*. pp. 1247-1250. DOI: 10.5194/gmdd-7-1525-2014.
- Chakraborty, D. & Biswas, W. (2019). Evaluating the impact of human resource planning programs in addressing the strategic goal of the firm. An organizational perspective. *Emerald Publishing Limited. Journal of Advances in Management Research*, 16(5), 659-682.
- Chapman, D.S. & Webster, J. (2003). The use of technologies in the recruiting, screening, and selection processes for job candidates. *International Journal of Selection and Assessment*, 11(2-3), 113-120.
- Chien, C-F. & Chen, L-F. (2008). Data mining to improve personnel selection and enhance human capital: a case study in high technology industry. *Expert Systems with Applications*, 34(1), 280-290.
- Collins, J. (2001). Good to great: Why some companies make the leap... and others don't. Harper Collins Publishers Inc. New York, NY.
- Cooper, A.F., Levy, K. & De Sa, C. (2021). Accuracy-Efficiency, Trade-Offs and Accountability in Distributed ML Systems. Oral In *EAAMO: Conference on Equity and Access in Algorithms, Mechanisms, and Optimization (to appear)*, October 2021.
- Daft, R.L. (2021). Organization theory & design. 13th Edition. Boston, MA: Cengage Learning.
- Delaney, J.T. & Huselid, M.A. (1996). The impact of human resource management practices on perceptions of organizational performance. *Academy of Management Journal*, 39, 949-969.
- Delbridge, R. & Whitfield, K.L. (2001). *Employee perceptions of job influence under varying forms of organizational participation*. Industrial Relations. *A Journal of Economy and Society*, 40(3), 472-489.
- De Meyer, A., Loch, C.H. & Pich, M.T. (2002). Managing project uncertainty: from variation to chaos. *MIT Sloan Management Review*, Winter 2002, 43(2), 60-67.
- Deshpande, S., Bhat, S., Pawar, S., Srivastava, R. & Palshikar, G.K. (2007). iTAG: Analytics for talent acquisition. Tata Research Development and Design Centre. Tata Consultancy Services. p.10.

- Dessler, G. (2012). Human resources management. Basic concepts. Prentice Hall, New Jersey. USA.
- Dilchert, S., Ones, D.S., Davis, R.D. & Rostow, C.D. (2007). Cognitive ability predicts objectively measured counterproductive work behaviors. *Journal of Applied Psychology*, 92(3), 616-627.
- Dilchert, S. (2008). Measurement and prediction of creativity at work. Doctoral dissertation, University of Minnesota, Minneapolis, MN.
- Dineen, B.R. & Soltis, S.M. (2011). Recruitment: A review of research and emerging directions. In S. Zedeck (Ed.), *APA handbook of industrial and organizational psychology, Vol. 2. Selecting and developing members for the organization*, pp. 43-66. American Psychological Association.
- Domingos, P. & Hulten, G. (2000). Mining high-speed data streams. *Proceedings of the 6th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Boston, 71-80.
- Drasgow, F. (2003). Intelligence and the workplace. In W.C. Borman, D.R. Ilgen & R.J. Klimoski (Eds.), *Handbook of psychology: Industrial and organizational psychology*, Vol. 12, pp. 107-130. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Dudley, N.M., Orvis, K.A., Lebiecki, J.E. & Cortina, J.M. (2006). A meta-analytic investigation of conscientiousness in the prediction of job performance: Examining the intercorrelations and the incremental validity of narrow traits. *Journal of Applied Psychology*, 91, 40-57.
- Dulebohn, J.H. & Johnson, R.D. (2013). Human resource metrics and decision support: A classification framework. *Human Resource Management Review*, 23, 71-83.
- Dunham, M.H. (2004). Data Mining Introductory and Advanced Topics. Prentice Hall Press, Las Vegas.
- Elomaa, T. & Rousu, J. (1999). General and efficient multisplitting of numerical attributes. *Machine Learning*, 36, 201-244.
- Emre, B.F., Genc, S. & Akay, D. (2011). Personnel selection based on intuitionistic fuzzy sets, human factors and ergonomics. *Manufacturing and Service Industries*, 21(5), 493-503.
- ESCO (2022). European Skills, Competences, Qualifications and Occupations, v. 1.1. <https://ec.europa.eu/esco/portal/>
- Faliagka, E., Ramantas K., Tsakalidis, A. & Tzimas G. (2012). Application of machine learning algorithms to an online recruitment system. *ICIW 2012, The Seventh International Conference on Internet and Web Applications and Services*, pp.215-220.
- Fernández, M.L. & Romero-Fernández, P.M. (2019). Managerial competencies for multinational businesses. IGI Global, Hershey, PA: Business Science Reference, USA.
- Ferrie, J., Shipley, M., Marmot, M., Stansfeld, S. & Smith, G. (1995). Health effects of anticipation of job change and non-employment: longitudinal data from the Whitehall II study. *British Medical Journal*, 311, 1264-1269.
- Fornell, C. & Larcker, D.F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18, 39-50.
- Frank, E., Hall, M.A., Holmes, G., Kirkby, R., Pfahringer, B. & Witten, I.H. (2005). Weka: A machine learning workbench for data mining. In O. Maimon & L. Rokach

- (Eds), *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook: A Complete Guide for Practitioners and Researchers*. pp. 1305-1314. Berlin: Springer.
- Frese, M. & Fay, D. (2001). Personal Initiative (PI): An active performance concept for work in the 21st Century. In B.M. Staw & R.M. Sutton (Eds), *Research in Organizational Behavior*, Vol. 23, 133-187. Amsterdam: Elsevier Science.
 - Gaber, M., Zaslavsky, A. and Krishnaswamy, S. (2007). A survey of classification methods in data streams. In Aggarwal, C. (Ed.), *Data Streams, Models and Algorithms*, pp.39–59, Berlin, Heidelberg, Germany.
 - Gamage, A.S. (2014). Recruitment and selection practices in manufacturing SMEs in Japan: An analysis of the link with business performance. *Ruhuna Journal of Management and Finance*, 1(1), 37-52.
 - Garcia, M.D.Y.P., Rodriguez, F.S. & Carmona, L.O. (2009). Validation of Questionnaires. *Reumatologia Clinica*, 5, 171-177. <https://doi.org/10.1016/j.reuma.2008.09.007>
 - Garr, S.S. (2013). Reengineering for Agility: How Adobe eliminated performance appraisals, Bersin by Deloitte, Oakland, CA.
 - Gibbs, M., Levenson, A. & Zoghi, C. (2010). Why are jobs designed the way they are? *Emerald Group Publishing Limited*, 30(1), 107-154.
 - Gliddon, D.G. (2004). Effective performance management systems current criticisms and new ideas for employee evaluation. *Performance Improvement*, 43(9), 27-34.
 - Goldberg, L.R., Sweeney, D., Merenda, P.F. & Hughes, J.E. (1998). Demographic variables and personality: The effects of gender, age, education, and ethnic/racial status on self descriptions of personality attributes. *Personality and Individual Differences*, 24, 393-403.
 - Golec, A. & Kahya, E. (2007). A fuzzy model for competency-based employee evaluation and selection. *Computers & Industrial Engineering*, 52, 143-161.
 - Goleman, D. (2000). Leadership that gets results. *Harvard Business Review*, 78, 78-90.
 - Gorunescu, F. (2011). *Data Mining Concept Model and Techniques*. Springer, Berlin.
 - Groen, B.A.C., Wouters, M.J.F. & Wilderom, C.P.M. (2017). Employee participation, performance metrics, and job performance: A survey study based on self-determination theory. *Management accounting research*, 36, 51-66.
 - Grossberg, S. (1988). Nonlinear neural networks: principles, mechanisms, and architectures. *Neural Networks*, 1(1), 17-61.
 - Guest, D.E. (1999). *Human resource management-the workers' verdict*. *Human Resource Management Journal*, Blackwell Publishing Ltd, 9(3), 5-25.
 - Gustafsson, J.-E. (1984). A unifying model for the structure of intellectual abilities. *Intelligence*, 8, 179-203.
 - Hamad, M.M. & Qader, B.A. (2014). Knowledge-Driven Decision Support System based on Knowledge Warehouse and Data Mining for Market Management. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management*, 3(1), 139-147.
 - Hair Jr., F., Black, W., Babin, B.J. & Anderson, R. (2010). *Multivariate data analysis*. Pearson Education, Prentice Hall, England.
 - Hamilton, R.H. & Davison, H.K. (2018). The search for skills: Knowledge stars and innovation in the hiring process. *Business Horizons*, 61(3), 409-419.

- Hamilton R.H. & Sodeman W.A. (2019). The questions we ask: Opportunities and challenges for using big data analytics to strategically manage human capital resources. Kelley School of Business, Indiana University. Published by Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.10.0010007-6813/a2019>
- Haruna, A.I. & Hippolyte, A.R. (2017). Examining the contribution of recruitment practices to business performance: A case study of three corporate giants. *Journal of Human Resource Management*. pp. 18. <https://www.researchgate.net/publication/350890188>
- Henry, O. & Temtime, Z. (2009). Recruitment and selection practices in SMEs: Empirical evidence from a developing country perspective. *Advances in Management*, 3(2), 52-58.
- Hersey, P., Blanchard, K.H. & Johnson, D.E. (1996). Management of organizational Behavior: Utilizing Human Resources. Prentice Hall.
- Hollenbeck, J.R. & Jamieson, B.B. (2015). Human capital, social capital, and social network analysis: Implications for strategic human resource management. *The Academy of Management Perspectives*, 29, 370-385. doi:10.5465/amp.2014.0140.
- Hooper, R.S., Galvin, T.P., Kilmer, R.A. & Liebowitz, J. (1998). Use of an expert system in a personnel selection process. *Expert Systems with Applications*, 14(4), 425-432.
- Howard, A. (1986). College experiences and managerial performance. *Journal of Applied Psychology*, 71, 530-552.
- Huilgol, P. (2020). Precision vs. Recall—An intuitive guide for every machine learning person. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/09/precision-recall-machine-learning/>
- Huselid, M.A. (1995). The impact of Human Resource Management practices on turnover, productivity, and corporate financial performance. *Academy of Management Journal*, 38, 635-672.
- Hutu, C.A. & Avasilcai, S. (2011). The measurement of human resources performance. Projection of specific interventions. Iasi: Performantica Publishing House, Romania.
- Iseris, G. (2016). Στατιστικές μέθοδοι ελέγχου εγκυρότητας και αξιοπιστίας ερωτηματολογίων. Η περίπτωση του CiGreece. *International Journal of Language, Translation and Intercultural Communication*, 5, 175-189.
- Ismail, A., Saudin, N., Ismail, Y., Abu Samah, A.J., Abu Bakar, R. & Aminudin, N.N. (2015). Effect of workplace stress on job performance. *Economic Review: Journal of Economics and Business*, University of Tuzla, Faculty of Economics, 13(1), 45-57.
- Jackson, S.E. & Schuler, R.S. (2003). Managing Human Resources through strategic partnerships (8th Ed.). Thomson South-Western Publishing.
- Jackson, S.E., Schuler, R.S. & Jiang, K. (2014). An aspirational framework for strategic human resource management. *The Academy of Management Annals*, 8(1), 1-56.
- Jankowski, N. & Grabczewski, K. (2008). Learning machines in studies in fuzziness and soft computing. pp. 35. Springer.
- Jensen, A.R. (1998). The g factor and the design of education. In R.J. Sternberg & W.M. Williams (Eds.), *Intelligence, instruction, and assessment*. pp. 111-131. Mahwah, N.J.: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

- Jiang, K., Lepak, D.P., Han, K., Hong, Y., Kim, A. & Winkler, A. (2012). Clarifying the construct of human resource systems: Relating human resource management to employee performance. *Human Resource Management Review*, 22, 73-85.
- Jin, M., Ji, L. & Peng, L. (2019). The Relationship between cognitive abilities and the Decision-Making process: The moderating role of self-relevance. *Frontiers in Psychology*, 10 (Art. 1892), 1-13.
- Johnson, G. & Scholes, K. (2002). Exploring corporate strategy: Text and cases. 6th Edition. Financial Times, Prentice Hall, 2002.
- Judge, T.A., Klinger, R.L. & Simon, L.S. (2010). Time is on my side: Time, general mental ability, human capital, and extrinsic career success. *Journal of Applied Psychology*, 95, 92-107.
- Kaggle (2022). Kaggle Datasets. <https://www.kaggle.com/datasets>
- Kalmegh, S. (2015). Analysis of WEKA data mining algorithm REPTree, Simple Cart and Random Tree for classification of Indian news. *International Journal of Innovative Science Engineering and Technology*, 2(2), 438-446.
- Kaplan, A. & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15-25.
- Kassenboehmer, S.C., Leung, F. & Schurer, S. (2018). University education and non-cognitive skill development, *Oxford Economic Papers*, 70(2), 538–562.
- Katasonova, N. (2009). Human resources. Handouts in State University of Georgia.
- Kaufman, H.G. (1990). Assessing adolescent and adult intelligence. Needham Heights, MA, Allyn & Bacon.
- Keerthi, S.S., Shevade, S.K., Bhattacharyya, C. & Murthy, K.R.K. (2001). Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier design. *Neural Computation*, (2001) 13(3), 637-649.
- Kehoe, R.R., Lepak, D.P. & Bentley, F.S. (2018). Let's call a star a star: Task performance, external status, and exceptional contributors in organizations. *Journal of Management*, 44(5), 1848-1872.
- Kellner, A., Cafferkey, K. & Townsend, K. (2019). Ability, Motivation and Opportunity theory: a formula for employee performance? In *Elgar Introduction to Theories of Human Resources and Employee Relations*, Eds. Townsend, K., Cafferkey, K., Dundon, T. & Mc Dermott, A. Cheltenham. Edward Elgar.
- Khairina, D.M., Maharani, S., Ramadiani, R. & Hatta, H.R. (2017). Decision support system for admission selection and positioning Human Resources by using Naïve Bayes method. *Advanced Science Letters*, 23, 2495-2497.
- Kish-Gephart, J.J., Harrison, D.A. & Treviño, L.K. (2010). Bad apples, bad cases, and bad barrels: Meta-Analytic evidence about sources of unethical decisions at work. *Journal of Applied Psychology*, 95, 1-31.
- Kline, R.B. (2005). Principles and practice of structural equation modeling. 2nd edition, The Guilford Press, New York.
- Kohavi, R. & Provost, F. (1998). Glossary of terms. Machine Learning-Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process. *Machine Learning*, 30, 271-274.

- Kolbjørnsrud, V., Amico, R. & Thomas, R.J. (2016) How artificial intelligence will redefine management. *Harvard Business Review*, November, 2, 2016, Online. <https://hbr.org/2016/11/how-artificial-intelligence-will-redefine-management>
- Kotsiantis, S.B. (2007). Supervised machine learning: a review of classification techniques. *Informatica*, 31(3), 249-268.
- Koutra, G., Kardaras, D., Barbounaki, S. & Stalidis, G. (2017). A multicriteria model for personnel selection in maritime industry in Greece. *19th Conference on Business Informatics*, 287-294.
- Kovach, K.A. & Cathcart, C.E. (1999). Human Resource Information Systems (HRIS): Providing business with rapid data access, information exchange and strategic advantage. *Public Personnel Management*, 28, 275-282.
- Kulkarni, S.B. & Che, X. (2019). Intelligent software tools for recruiting. *Journal of International Technology and Information Management*, 28(2), Article 1, 1-16. <https://scholarworks.lib.csusb.edu/jitim/vol28/iss2/1>
- Kumar, A. (2018). Introduction to machine learning. All programming tutorials (online). <http://www.allprogrammingtutorials.com/tutorials/introduction-to-machine-learning.php>
- Kuncel, N.R., Hezlett, S.A. & Ones, D.S. (2004). Academic performance, career potential, creativity and job performance: Can one construct predict them all? *Journal of Personality and Social Psychology*, 86, 148-161.
- Landwehr, N., Hall, M. & Frank, E. (2005). Logistic model trees. *Machine Learning*, 59(1), 161-205.
- Laumer, S. & Eckhardt, A. (2009). Help to find the needle in a haystack: integrating recommender systems in an IT supported staff recruitment system. In *Proceedings of the special interest group on management information system's 47th annual conference on computer personnel research*, ACM (May, 2009). pp. 7-12.
- Lawler, E.E. (2009). Make human capital a source of competitive advantage. *Organizational Dynamics*, 38(1), 1-7.
- Lepak, D.P., Liao, H., Chung, Y. & Harden, E.E. (2006). A conceptual review of human resource management systems in strategic human resource management research. *Research in Personnel and Human Resources Management*, 25, 217-271.
- Lepak, D.P. & Snell, S.A. (1998). Virtual HR: Strategic human resource management in the 21st century. *Human resource Management Review*, 8, 215-234.
- Li, X. (2018). What is HR Management? Based on the matching of people and posts. *Journal of Human Resource and Sustainability Studies*, 2018, 6, 215-227.
- Lievens, F., van Dam, K. & Anderson, N. (2002). Recent trends and challenges in personnel selection. *Personnel Review*, 31(5-6), 580-601.
- Lipkin, J. (2015). Sieving through the data to find the person. Cornell HR Review. (September 4, 2015). Available at <https://digitalcommons.ilr.cornell.edu/cgi/viewcontent.cgi?articleZ1079&contextZchrr>
- Lohman, L. (2020). Strategic Hiring: Using job analysis to effectively select online faculty. *Online Journal of Distance Learning Administration*, XXIII, Number 3, Fall 2020. University of West Georgia, Distance Education Center. Queens Univ. Charlotte. <https://www.westga.edu/~distance/ojdla/fall233/lohman233.html>

- Longenecker, C.O. (1989). Truth or consequences: politics and performance appraisal. *Business Horizons*, 32(6), 76-82.
- Longenecker, C. & Fink, L. (2017). Lessons for improving your formal performance appraisal process. *Strategic HR Review*, 16(1), 32-38.
- Lucey, T. (1996). Quantitative Techniques. DP Publications, London.
- Luo, Z., Liu, L., Yin, J., Li, Y. & Wu, Z. (2019). Latent ability model: A generative probabilistic learning framework for workforce analytics. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 31, 923-937. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2848658>
- Markovits, Y., Davis, A.J. & van Dick, R. (2007). Organizational commitment profiles and job satisfaction among Greek private and public sector employees. *International Journal of Cross Cultural Management*, 7(1), 77-99.
- Marks, G.N. (2014). Education, social background and cognitive ability: The decline of the social. Abdingdon, Oxon: Routledge.
- Marler, J.H. & Parry, E. (2016). Human resource management, strategic involvement and e-HRM technology. *International Journal of Human Resource Management*, 27(19), 2233-2253.
- Mathis, J. (2018). Innovations are coming to the human resource. *The Journal of Private Equity*, 21(4), 14-17.
- Mazzei, M.J., Flynn, C.B. & Haynie, J.J. (2016). Moving beyond initial success: Promoting innovation in small businesses through high-performance work practices. *Business Horizons*, 59, 51-60. doi:10.1016/j.bushor.2015.08.004
- McIver, D., Lengnick-Hall, M.A. & Lengnick-Hall, C.A. (2018). A strategic approach to workforce analytics. *Business Horizons*, 61(3), 397-407.
- Minbaeva, D.B. (2018). Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage. *Human Resource Management*, 57(3), 701-713.
- Mishken, M.A. & Juhasz, K. (2008). Performance measurement and management control: measuring and rewarding performance. *Studies in Managerial and Financial Accounting*, 18(1), 73-94.
- Mohammad, A. (2020). A review of recruitment and selection process. Electronic form. https://www.researchgate.net/publication/341787517_A_Review_of_recruitment_and_selection_process
- Mondy, R.W. (2008). Human resource management. 10th ed. Prentice Hall, NJ: Pearson.
- Montague, N. (2007). The performance appraisal: A powerful management tool. *Management Quarterly*, 48(2), 40-53.
- Moreno, E.M.O., de Luna, E.B., Gomez, M.D.C.O. & Lopez, J.E. (2014). Structural Equations Model (SEM) of a questionnaire on the evaluation of intercultural secondary education classrooms. *Suma Psicologica*, 21, 107-115.
- Muallem, A., Shetty, S., Pan, J.W., Zhao, J. & Biswal, B. (2017). Hoeffding Tree algorithms for anomaly detection in streaming datasets: A survey. *Journal of Information Security*, 8, 339-361.
- Mulaik, S., James, L.R. van Alstine, J. & Bennett, N. (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Psychological Bulletin*, 105(3), 430-445.
- Murphy, K.P. (2012). Machine Learning. A probabilistic perspective. MIT Press. Cambridge, Massachusetts, London, England.

- Murphy, K.R. (2019). Performance evaluation will not die, but it should. *Human Resource Management Journal*, 30(1), 13-31.
- Murthy, S.K. (1998). Automatic construction of decision trees from data: A multidisciplinary survey. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(4), 1-49.
- Najafi A. (2012). Human resources performance analysis based on hybrid method. *Scientific Research and Essays*, 7(4), 528-537.
- Ndevu Z.J. & Muller K. (2018). Operationalising performance management in local government: The use of the balanced scorecard. *SA Journal of Human Resource Management/SA Tydskrif vir Menslikehulpbronbestuur*, 16(1), a977, 1-11.
- Neisser, U., Boodoo, G., Bouchard, T.J., Boykin, A.W., Brody, N., Ceci, S.J., Stephen, J., Halpern, D.F., Loehlin, J.C., Perloff, R., Sternberg, R.J. & Urbina, S. (1996). Intelligence: Knowns and unknowns. *American Psychologist*, 51, 77-101.
- Newhall, S. (2015). Aligning the talent development and succession planning processes: Don't allow critical leadership talent to fall by the wayside. *Development and Learning in Organizations: An International Journal*, 29, 3-6.
- Ng, T.W.H. & Feldman, D.C. (2009). How broadly does education contribute to job performance? *Personnel Psychology*, 62, 89-134.
- Nussbaum, M., Singer, M., Rosas, R., Castillo, M., Flies, E., Lara, R. & Sommers, R. (1999). Decision support system for conflict diagnosis in personnel selection. *Information & Management*, 36 (1999), 55-62.
- Ones, D., Anderson, N., Viswesvaran, C. & Sinangil, H.K. (2018). The SAGE Handbook of Industrial, Work & Organizational Psychology. V2: Organizational Psychology. 2nd Edition. SAGE Publications Ltd.
- Ones, D., Dilchert, S. & Viswesvaran, C. (2012). Cognitive Abilities. In: *The Oxford handbook of personnel assessment and selection*, Schmitt, N., (Ed.), pp. 49, New York, Oxford University Press.
- Ones, D. & Viswesvaran, C. (2002). Examining the construct of organizational justice: A Meta-Analytic evaluation of relations with work attitudes and behaviors. *Journal of Business Ethics*, 38, 193-203.
- Pampouktsi, P. & Avdimiotis, S. (2019a). Η αξιολόγηση της απόδοσης των εργαζομένων στο δημόσιο τομέα. Μία αρχική προσέγγιση. *Geoponica*, 482, 3-24.
- Pampouktsi, P., Avdimiotis, S. & Avlonitis, M. (2019b). Exploring measurable criteria to improve evaluation procedures of human resources. *Proceedings of 5th International Conference on Economic Sciences and Business Administration ICESBA*. Procedia of Economics and Business Administration. pp. 138-144. ISSN: 2392-8166, ISSN-L: 2392-8166.
- Pampouktsi, P., Avdimiotis, S., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. (2020a). Employing machine learning for identifying recruitment and positioning parameters affecting total organizational performance. *Proceedings of 8th Conference ICCMI, 11-13 September 2020*, pp. 178-186.
- Pampouktsi, P., Avdimiotis, S. & Avlonitis, M. (2020b). A human resources selection and 2-way evaluation system in public sector. *Proceedings of 8th Conference ICCMI, 11-13 September 2020*, pp. 187-199.

- Pampouktsi, P., Avdimiotis, S., Maragoudakis, M. & Avlonitis, M. (2021a). Applied machine learning techniques on selection and positioning of human resources in the public sector. *Open Journal of Business and Management*, (9) 2021, 536-556.
- Pampouktsi, P., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. (2021b). A 3-in-1 framework for human resources' selection and positioning based on machine learning tools. *International Journal of Data Analysis, Techniques and Strategies*, 13 (4), 317-335.
- Pampouktsi, P., Avdimiotis, S. & Avlonitis, M. (2021c). A personnel evaluation approach in public sector. *International Journal of Economics, Business and Management Research*, 5 (11), 248-267, ISSN: 2456-7760.
- Pampouktsi, P., Kermanidis, K.L. & Avlonitis, M. (2022). An innovative approach for personnel positioning. *International Journal of Innovation and Technology Management*, Vol.19, issue 5. <https://doi.org/10.1142/S0219877022410073>
- Parry, E. & Tyson, S. (2011). Desired goals and actual outcomes of e-HRM. *Human Resource Management Journal*, 21(3), 335-354.
- Pasaoglu, D. (2015). Analysis of the relationship between human resources management practices and organizational commitment from a strategic perspective: findings from the banking industry. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 207 (2015), 315-324.
- Pfeffer, J. (1998). *The Human Equation: Building profits by putting people first*. Harvard Business School Press. Boston, Massachusetts.
- Phillips, J.J. (2005). *Investing in your company's human capital: strategies to avoid spending too little or too much*. American Management Association. New York, NY.
- Phillips, J.J. & Phillips, P.P. (2015). *High-impact human capital strategy: Addressing the 12 major challenges today's organizations face*. Gildan Media LLC.
- Piramuthu, S. & Sikora, R.T. (2009). Iterative feature construction for improving inductive learning algorithms. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3401-3406.
- Platt, J. (1998). Sequential minimal optimization: A fast algorithm for training Support Vector Machines. *Tech. Rep., Microsoft Research*, Technical Report msr-tr-98-14.
- Province, B.N. (2015). The effects of parameter tuning on machine learning performance in a software defect prediction context. pp. 104. Graduate Theses, Dissertations and Problem Reports, 6457.
- Quinlan, J.R. (1996). Bagging, Boosting and C4.5. In *13th National Conference on Artificial Intelligence*. pp. 725-730. Portland, OR: AAAI Press.
- Rajesh, S., Kandaswamy, U. & Rakesh, A. (2018). The impact of artificial intelligence in talent acquisition lifecycle of organizations. A global perspective. *International Journal of Engineering Development and Research*, 6(2), 709-717.
- Ralević, P.V., Dragojlović, A., Dobrodolac, M., Denić, N.M. & Nešić Z. (2015). Increasing organizational performance by human resource management. *Tehnički Vjesnik*, 22, 2(2015), 263-269.
- Rao, T.V. (2008). Lessons from experience: A new look at performance management systems. *Vikalpa*, 33(3): 1-15.
- Ridzuan, F. & Zainon, W.M.N.W. (2019). A review on data cleansing methods for big data. *Procedia - Computer Science*, 161, 731-738.

- Rietsema, D. (2016). *What is HRIS?* HR payroll systems, Division of Lucerna. Retrieved from <http://www.hrpayrollsystems.net/hris/>
- Rizky, M. & Mahdiana, D. (2019). Application of classification algorithm C 4.5 for predicting asset maintenance. *International Journal of Recent Contributions from Engineering Science & IT*, 7(4), 18-37.
- Robbins, S.P., Coulter, M.A. & DeCenzo, D.A. (2020). *Fundamentals of Management*. 11th Edition, Pearson.
- Rodriguez, J. & Walters, K. (2017). The importance of training and development in employee performance and evaluation. *World Wide Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 3(10), 206-212.
- Rombaut, E. and Guerry, M.-A. (2015). Decision Trees as a classification technique in manpower planning. Conference paper, In Alex Karagrigoriou, Teresa Oliveira and Christos H. Skiadas (Eds), *Proceedings of the 16th Conference of the Applied Stochastic Models and Data Analysis International Society*. pp. 16.
- Rosenblatt, F. (1961). *Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Washington DC, USA.
- Rosse, J. & Levin, R. (1997). *High-impact hiring: A comprehensive approach to performance-based hiring*. Jossey-Bass Publishers, San Francisco.
- Rubinstein, A. (1998). *Modeling bounded rationality*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Ruël, H.J.M., Bondarouk, T. & Looise, J.K. (2004). E-HRM: innovation or irritation. An explorative empirical study in five large companies on web-based HRM. *Management Revue*, 15(3), 364-380.
- Russell, S. & Norvig, P. (2009). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (3rd ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Rusu, G., Avasilcai, S. & Hutu, C.A. (2016). Employee performance appraisal. A conceptual framework. *Annals of the Oradea University, Fascicle of Management & Technological Engineering*. XXV (XV), 2(2), 53-58.
- Sackett, P.R. & Lievens, F. (2008). Personnel selection. *Annual Review of Psychology*, 59, 419-450.
- Sadraei, B. & Rostam, F.A. (2019). Performance management and its impact on increasing human resource productivity. *Conference management studies*. Tehran, 24th December 2019, p.12.
- Sanchez, J. & Levine, E. (2009). What is (or should be) the difference between competency modeling and traditional job analysis? *Human Resource Management Review*, 19(2), 53-63.
- Schermerhorn, J., Hunt, J.G. & Osborn, R.N. (1991). *Managing organizational behavior*. 4th Edition. John Wiley & Sons, New York.
- Schmidt, F.L. (2002). The role of general cognitive ability and job performance: Why there cannot be a debate. *Human Performance*, 15, 187-211.
- Schmidt, F.L. & Hunter, J.E. (1992). Development of a causal model of processes determining job performance. *Current Directions in Psychological Science*, 1(3), 89-92.
- Schmidt, F.L. & Hunter, J.E. (2004). General mental ability in the world of work: Occupational attainment and job performance. *Journal of Personality and Social Psychology*, 86, 162-173.

- Schmidt, F.L., Hunter, J.E. & Outerbridge, A.N. (1986). Impact of job experience and ability on job knowledge, work sample performance, and supervisory ratings of job performance. *Journal of Applied Psychology*, 71, 432-439.
- Schoenberger, C.R. (2003). The greenhouse effect. *Forbes*, FEB. 3, pp. 54-60.
- Scholkopf, B., Burges, C. & Smola, A. (1998). Advances in kernel methods Support Vector Machines. Cambridge, MA: MIT Press.
- Shah, S.A.A., Uddin, I., Aziz, F., Ahmad, S., Al-Khasawneh, M.A. & Sharaf, M. (2020). An enhanced deep neural network for predicting workplace absenteeism. *Complexity*, Vol. 2020, No. 2, 1-12.
- Simon, H.M. (1997). Administrative behavior: a study of decision making processes in administrative organizations. 4th edition. Free Press, NY.
- Sinha, V. & Thaly, P. (2013). A review on changing trend of recruitment practice to enhance the quality of hiring in global organizations. *Journal of Contemporary Management Issues*, 18(2), 141-156.
- Spector, P.E., Schneider, J.R., Vance, C.A. & Hezlett, S.A. (2000). The relation of cognitive ability and personality traits to assessment center performance. *Journal of Applied Social Psychology*, 30(7), 1474-1491.
- Speiser, J.L., Miller, M.E., Tooze, J. and Ip, E. (2019). A comparison of Random Forest variable selection methods for classification prediction modeling. *Expert Systems Applications*, 2019, 134, 93-101.
- Sprague, R.H. & Watson, H.J. (1996). Decision support for management. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall: 1996.
- Srinivasan, B. & Mekala, P. (2014). Mining social networking data for classification using REPTree. *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies*, 2(10), 155-160.
- Srivastava, D.K. & Nair, P. (2017). Employee attrition analysis using predictive techniques. *Information and Communication Technology for Intelligent Systems (ICTIS 2017)*, Eds. S.C. Satapathy and A. Joshi, 1(83), 293-300.
- Stebler, M., Robinson, D. & Heron, P. (1997). Getting the best out of your competencies. The Institute for Employment Studies. UK.
- Stevens, J. (1996). Applied multivariate statistics for the social sciences. 3rd Edition. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.
- Strohmeier, S. (2007). Research in e-HRM: Review and implications. *Human Resource Management Review*, 17(1), 19-37.
- Strohmeier, S. & Piazza, F. (2015). Artificial intelligence techniques in human resource management-A conceptual exploration. *Intelligent Techniques in Engineering Management*. Springer International Publishing, Cham, 149-172.
- Switasarra, A.V. & Astanti, R.D. (2021). Literature Review of Job Description: Meta-analysis. *International Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 3(1), 35-44.
- Syed, Z.J.W. & Jamal, W. (2012). Universalistic perspective of HRM and organizational performance: Meta-analytical study. *International Bulletin of Business Administration*, 13, 47-57.

- Tabachnick, B.G. & Fidell, L.S. (2007). Using multivariate statistics. 5th Edition, Harper Collins, New York.
- Tansley, C., Kirk, S., Williams, H. & Barton, H. (2014). Tipping the scales: ambidexterity practices on e-HRM projects. *Employee Relations*, 36(4), 398-414.
- Teece, D.J. (2014). The foundations of enterprise performance: Dynamic and ordinary capabilities in an (economic) theory of firms. *Academy of Management Perspectives*, 28(4), 328-352.
- Thakur, G.S., Gupta, A. & Gupta, S. (2015). Data mining for prediction of human performance capability in the software-industry. *International Journal of Data-Mining and Knowledge Management Process*, March, 5(2), 53-64.
- Tilca, M., Mare, E. & Apatean, A. (2018). A model to measure the performance of human resources in organizations. *Studia Universitatis „Vasile Goldis” Arad-Economics Series*, 28(1), 57-73. <https://doi.org/10.2478/sues-2018-0005>
- Tjen-Sien, L., Wei-Yin, L. & Yu-Shan, S. (2000). A comparison of prediction accuracy, complexity, and training time of thirty-three old and new classification algorithms. *Machine Learning*, 40, 203-228.
- Todd, P.M. & Gigerenzer, G. (2003). Banding rationality to the world. *Journal of Economic Psychology*, 24, 143-165.
- Torp, A., Andrei, A.G. & Purcarea, A.A. (2018). Human resource performance predictors based on the human energy profile. *Proceedings of the 12th International Conference on Business Excellence*, 2018, 975-982.
- Torrington, D., Hall, L., Atkinson, C. & Taylor, S. (2020). Human Resource Management. 11th Edition. Pearson.
- Trusty, J. & Niles, S.G. (2004). Realized potential or lost talent: High school variables and bachelor's degree completion. *Career Development Quarterly*, 53, 2-15.
- United Nations Development Program-UNDP (1995). United Nations Development Program Report. Oxford University Press, New York, USA.
- UTPB (2002). Performance evaluation program. The University of Texas of the Permian Basin office of Human Resources, Policy and Procedures Memorandum.
- Vaiman, V., Haslberger, A. & Vance, C.M. (2015). Recognizing the important role of self-initiated expatriates in effective global talent management. *Human Resource Management Review*, 25, 280-286. doi:10.1016/j.hrmr.2015.04.004
- Van der Rijt, J., van den Bossche, P., van de Wiel, M., Segers, M.S.R. & Gijssels, W. (2012). The role of individual and organizational characteristics in feedback-seeking behaviour in the initial career stage. *Human Resource Development International*, 15 (3), 283-301.
- Van Esch, P., Black, J.S. & Ferolie, J. (2019). Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection. *Computers in Human Behavior*, 90 (2019), 215-222.
- Varshney, K.R., Chenthamarakshan, V., Fancher, S.W., Wang, J., Fang, D. & Mojsilović, A. (2014). Predicting employee expertise for talent management in the enterprise. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, 24-27 August 2014, 1729-1738. <https://doi.org/10.1145/2623330.2623337>

- Verhulst, S.L. & DeCenzo, D.A. (2021). Fundamentals of Human Resource Management. 14th Edition. pp. 496, Wiley, NY.
- Vineeth, G. (2019). The role of human resource planning in the human resource network. *International Journal of Creative Research Thought*, 23, 1-10.
- Wallace, J.E. (1995). Organizational and professional commitment in professional and nonprofessional organizations. *Administrative Science Quarterly*, 40, 228-255.
- Wang, Y. & Hajli, N. (2017). Exploring the path to big data analytics in healthcare. *Journal of Business Research*, 70, 287-299.
- Wardlaw, M.K. (2019). Effective human resources recruiting and hiring practices for improving organizational performance. Doctoral Dissertation. Walden University.
- Watson, H.J. (2014). Tutorial. Big data analytics: Concepts, technologies, and applications. *Communications of the Association for Information Systems*, 34, Art. 65.
- Weston, R. & Gore Jr., P.A. (2006). A brief guide to structural equation modeling. *The Counseling Psychologist*, 34(5), 719-751.
- Whelan, E., Collings, G. & Donnellan, B. (2010). Managing talent in knowledge intensive settings. *Journal of Knowledge Management*, 14(3), 486-504.
- Whitfield, K. Delbridge, R. & Brown, W. (1999) Comparative research in industrial relations: helping the survey cross frontiers, *The International Journal of Human Resource Management*, 10(6), 971-980.
- Witten, I.H., Frank, E. & Geller, J. (2002). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques with Java implementations. *SIGMOD Record*, 31(1), 76-77.
- Witten, I.H., Frank, E., Hall, M.A. & Pal, C.J. (2017). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. 4th Edition. Burlington, MA: Morgan Kaufmann.
- Wuryanti, W. & Setiawan, I. (2017). A model for improving human resource performance in the context of knowledge donating. *Jurnal Dinamika Manajemen*, 8(2), 208-215.
- Yahya, W.B., Garba, M.K, Ige, S.O. & Adeyosoye, A.E. (2012). Profit maximization in a product mix company using linear programming. *European Journal of Business and Management*, 4(17), 126-131.
- Yu, S.C. & Hsu, W.H. (2013). Applying structural equation modelling methodology to test validation: An example of cyberspace positive psychology scale. *Quality & Quantity*, 47, 3423-3434. <https://doi.org/10.1007/s11135-012-9730-3>
- Zalman, R. (1991). The basics of in-house skill training. *Human Resource Magazine*, 36(2), 74-78.
- Zhao, Y., Hryniewicki, M.K., Cheng, F., Fu, B. & Zhu, X. (2019). Employee turnover prediction with machine learning: a reliable approach. In Arai, K. et al. (Eds.): *IntelliSys 2018, AISC*, Vol. 869, pp. 737-758, Springer Nature, Switzerland.
- SPSS ver. 26 & AMOS ver. 20, (1987-2020), are statistical programs, trademarks by IBM Corp.
- WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), (2002-2020), is a workbench for machine learning algorithms, developed in Waikato University, New Zealand.

- Βαξεβανίδου, Μ. & Ρεκλείτης, Π. (2019). Management ανθρωπίνων πόρων. Θεωρία & Πράξη, Εκδόσεις Προπομπός, Αθήνα.
- Βλαχάβας, Ι., Κεφαλάς, Π., Βασιλειάδης, Ν., Κόκκορας, Φ. & Σακελλαρίου, Η. (2020). Τεχνητή Νοημοσύνη, Δ' Έκδοση Πανεπιστημίου Μακεδονίας.
- Γεωργούλη, Α. (2015). Τεχνητή νοημοσύνη. [ηλεκτρ. βιβλ.] Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών. Διαθέσιμο: <http://hdl.handle.net/11419/3382>
- Δήμου, Ν. (2003). Διοίκηση Προσωπικού. 2 η Έκδοση. Εκδόσεις Έλλην.
- Δούμπος, Μ. (2005). Πολυκριτήρια Συστήματα Αποφάσεων. Σημειώσεις, Πολυτεχνείο Κρήτης. Τμήμα Μηχανικών και Διοίκησης, Χανιά.
- Ζαφειρόπουλος, Κ. & Μυλωνάς, Ν. (2017). Στατιστική με το SPSS-Περιέχει θεωρία πιθανοτήτων. σσ. 782. Εκδόσεις Τζιόλα, Αθήνα.
- Ιορδάνογλου, Δ. (2008). Διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού στις σύγχρονες οργανώσεις. Εκδόσεις Κριτική, Αθήνα.
- Κάντας, Α. (2008). Οργανωτική, Βιομηχανική Ψυχολογία, Μέρος 2^ο, Επιλογή-Αξιολόγηση Προσωπικού. 2 η Έκδοση. Εκδόσεις Ελληνικά Γράμματα, Αθήνα.
- Κελεμένης, Α. (2011). Ευφυή και έμπειρα συστήματα διαχείρισης ανθρώπινων πόρων. Διδακτορική Διατριβή. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Κολέτσος, Ι. & Στογιάννης, Δ. (2021). Εισαγωγή στην επιχειρησιακή έρευνα. 4^η έκδοση. Εκδόσεις Έλλη Καλαμαρά, Αθήνα.
- Μητάκος, Θ. (2015). Πληροφοριακά συστήματα διοίκησης. [ηλεκτρ. βιβλ.] Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών. <http://hdl.handle.net/11419/748>
- Μπουραντάς, Δ.Κ. (2015). Μάνατζμεντ. Εκδόσεις Μπένος, Αθήνα.
- Ξυροτήρη-Κουφίδου, Σ. (2010). Διοίκηση Ανθρώπινων Πόρων. Η πρόκληση του 21ου αιώνα στο εργασιακό περιβάλλον. Εκδόσεις Ανίκουλα, Θεσσαλονίκη.
- Παγκάκης, Γ.Α. (2003). Διοίκηση ανθρωπίνων πόρων. 2^η Έκδοση. Εκδόσεις Σάκκουλα Α.Ν., Αθήνα.
- Παπαλεξανδρή, Ν.Α. & Μπουραντάς, Δ.Κ. (2016). Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού. Εκδόσεις Γ. Μπένος, Αθήνα.
- Παπαστεφανάκη, Σ. (2008). Σημειώσεις μαθήματος: Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού. Α.Τ.Ε.Ι. Κρήτης.
- Πετρίδης, Δ. (2015). Ανάλυση πολυμεταβλητών τεχνικών. Εφαρμογές περιπτώσεων. Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα. www.kallipos.gr
- Ρωσσίδης, Ι.Φ. (2014). Εφαρμογές του επιχειρησιακού μάνατζμεντ στην Ελληνική δημόσια διοίκηση. Εκδόσεις Α. Σταμούλης, Πειραιάς.
- Σαρμανιώτης, Χ. (2021). Στρατηγικό Μάνατζμεντ. Εκδόσεις Ζυγός, Θεσσαλονίκη.
- Σταλίδης, Γ. & Καρδαράς, Δ. (2015). Διαχείριση δεδομένων και επιχειρηματική ευφυΐα. Θεωρία και εφαρμογές για στελέχη επιχειρήσεων. Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα & Βοηθήματα. www.kallipos.gr <http://hdl.handle.net/11419/1161>
- Υπουργείο Διοικητικής Μεταρρύθμισης και Ηλεκτρονικής Διακυβέρνησης (2013). ΥΔΜΕΔ: Οδηγός για το σχεδιασμό περιγραμμάτων θέσεων εργασίας.
- Φαναριώτης, Π. (2002). Διοίκηση προσωπικού. Εκδόσεις Σταμούλη, Αθήνα.
- Χατζηπαντελή, Π. (1999). Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού. Εκδόσεις Μεταίχμιο.
- Χυτήρης, Λ. (2018). Διοίκηση Ανθρώπινων Πόρων. Εκδόσεις Μπένου, Αθήνα.

- Ν. 4940/2022 (ΦΕΚ 112/τ.Α΄/14-06-2022). Σύστημα στοχοθεσίας, αξιολόγησης και ανταμοιβής για την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας της δημόσιας διοίκησης, ρυθμίσεις για το ανθρώπινο δυναμικό του δημοσίου τομέα και άλλες διατάξεις.
- Ν. 4369/2016 (ΦΕΚ 33/τ.Α΄/27-02-2016). Εθνικό Μητρώο Επιτελικών Στελεχών Δημόσιας Διοίκησης, βαθμολογική διάρθρωση θέσεων, συστήματα αξιολόγησης, προαγωγών και επιλογής προϊσταμένων (διαφάνεια αξιοκρατία και αποτελεσματικότητα της Δημόσιας Διοίκησης) και άλλες διατάξεις.
- Ν. 3528/2007 (ΦΕΚ 26/τ.Α΄/09-02-2007). Κύρωση του Κώδικα Κατάστασης Δημοσίων Πολιτικών Διοικητικών Υπαλλήλων και Υπαλλήλων Ν.Π.Δ.Δ.
- Ν. 2190/1994 (ΦΕΚ 28/τ.Α΄/03-03-1994). Σύσταση ανεξάρτητης αρχής για την επιλογή προσωπικού και ρύθμιση θεμάτων διοίκησης.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ Α

Η ΑΠΟΔΟΣΗ ΤΩΝ ΥΠΑΛΛΗΛΩΝ

Σημειώστε το βαθμό συμφωνίας σας με τα κάτωθι: (5-βάθμια: Διαφωνώ απόλυτα έως συμφωνώ απόλυτα)

1. Η αντιληπτική ικανότητα συνδέεται με την ικανότητα μάθησης και επεξεργασίας δεδομένων
2. Η αντιληπτική ικανότητα επηρεάζει θετικά τη δημιουργικότητα
3. Η αντιληπτική ικανότητα συνδέεται με την εκδήλωση θετικών συμπεριφορών
4. Τα άτομα με ικανότητες μάθησης συνήθως διαθέτουν υψηλό μορφωτικό επίπεδο
5. Η αντιληπτική ικανότητα συνδέεται με την καλύτερη διαχείριση του εργασιακού χρόνου
6. Η αντιληπτική ικανότητα είναι δείκτης πρόβλεψης της απόδοσης

ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΚΑΙ ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗΣ ΤΩΝ ΥΠΑΛΛΗΛΩΝ

Σημειώστε σε τι βαθμό πιστεύετε ότι τα παρακάτω πρέπει να λαμβάνονται υπόψη για την αξιολόγηση της καταλληλότητας επιλογής ενός υπαλλήλου σε θέση ΕΙΣΗΓΗΤΗ για την επίτευξη της μέγιστης δυνατής απόδοσης (σημειώστε από 0: καθόλου έως 10: εξαιρετικά πολύ)

7. Συναφής βασικός τίτλος σπουδών
8. Μη συναφής βασικός τίτλος σπουδών
9. Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών
10. Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών
11. Μη συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών
12. Συναφές διδακτορικό δίπλωμα
13. Τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης
14. Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα
15. Ξένες γλώσσες
16. Γνώση υπολογιστών
17. Συναφής προϋπηρεσία
18. Επικοινωνιακές δεξιότητες

Σημειώστε σε τι βαθμό πιστεύετε ότι τα παρακάτω πρέπει να λαμβάνονται υπόψη για την αξιολόγηση της καταλληλότητας επιλογής ενός υπαλλήλου σε θέση ΠΡΟΪΣΤΑΜΕΝΟΥ για την επίτευξη της μέγιστης δυνατής απόδοσης (σημειώστε από 0: καθόλου έως 10:εξαιρετικά πολύ)

19. Συναφής βασικός τίτλος σπουδών
20. Μη συναφής βασικός τίτλος σπουδών
21. Βαθμός βασικού τίτλου σπουδών
22. Συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών
23. Μη συναφής μεταπτυχιακός τίτλος σπουδών
24. Συναφές διδακτορικό δίπλωμα
25. Τίτλος εθνικής σχολής δημόσιας διοίκησης
26. Συναφής προϋπηρεσία στα υπηρεσιακά αντικείμενα
27. Προϋπηρεσία σε θέση ευθύνης

28. Επιμόρφωση σε συναφή αντικείμενα
29. Ξένες γλώσσες
30. Γνώση υπολογιστών
31. Βαθμολογία αξιολόγησης, όπως εφαρμόζεται
32. Βαθμολογία δομημένης συνέντευξης
33. Συμμετοχή σε επιτροπές/ομάδες εργασίας
34. Επικοινωνιακές δεξιότητες
35. Ερευνητικό έργο

ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΩΝ ΥΠΑΛΛΗΛΩΝ

Σημειώστε σε τι βαθμό πιστεύετε ότι τα παρακάτω επηρεάζουν την απόδοση των εργαζομένων (5-βάθμια: 1: καθόλου έως 5: πάρα πολύ)

36. Ικανότητα διαχείρισης κρίσεων
37. Ικανότητα εισαγωγής καινοτομιών
38. Ικανότητα καθοδήγησης
39. Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού χρόνου
40. Αποτελεσματική διαχείριση του εργασιακού άγχους
41. Ικανότητα ιεράρχησης προτεραιοτήτων
42. Ικανότητα επικοινωνίας
43. Ικανότητα αντικειμενικής κρίσης
44. Το αίσθημα της ίσης μεταχείρισης
45. Το αίσθημα εργασιακής ασφάλειας
46. Οι δυνατότητες εξέλιξης

ΔΗΜΟΓΡΑΦΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ

47. Έτη Υπηρεσίας
 - έως 10
 - από 11 έως 20
 - από 21 έως 30
 - πάνω από 31
48. Θέση που κατέχετε
 - Εισηγητής
 - Τμηματάρχης
 - Διευθυντής
 - Γενικός Διευθυντής
49. Παρακαλώ συμπληρώστε το υψηλότερο επίπεδο εκπαίδευσης σας
 - Απόφοιτος Γυμνασίου
 - Απόφοιτος Λυκείου
 - Απόφοιτος σχολής μεταδευτεροβάθμιας εκπαίδευσης
 - Πτυχιούχος ΑΕΙ
 - Πτυχιούχος ΤΕΙ
 - Κάτοχος Μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών
 - Κάτοχος Διδακτορικού Διπλώματος
 - Απόφοιτος ΕΣΔΔΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ Β

1. Συμπληρώστε σε ποιον κλάδο ανήκετε
 - ΠΕ ΓΕΩΤΕΧΝΙΚΩΝ
 - ΠΕ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
 - ΠΕ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΟΥ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟΥ
 - ΠΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
 - ΠΕ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ
 - ΤΕ ΓΕΩΤΕΧΝΙΚΩΝ
 - ΤΕ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
 - ΤΕ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΟΥ-ΛΟΓΙΣΤΙΚΟΥ
 - ΤΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
 - ΤΕ ΥΓΕΙΑΣ
 - ΔΕ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΟΥ-ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
 - ΔΕ ΟΔΗΓΩΝ-ΔΕ ΤΕΧΝΙΚΩΝ
2. Τι βαθμό έχετε λάβει στο βασικό τίτλο με τον οποίο διοριστήκατε;
3. Συμπληρώστε πόσους βασικούς τίτλους σπουδών κατέχετε (μπορείτε να δώσετε περισσότερες από μία απαντήσεις)
 - 1 συναφές ΠΕ
 - 1 συναφές ΤΕ
 - 2 συναφείς ΠΕ
 - 2 συναφείς ΤΕ
 - 1 μη συναφές ΠΕ
 - 1 μη συναφές ΤΕ
 - 2 μη συναφείς ΠΕ
 - 2 μη συναφείς ΤΕ
4. Σημειώστε πόσα MSc κατέχετε & τι είδους (Μπορείτε να δώσετε περισσότερες από μία απαντήσεις)
 - 1 Integrated Master
 - 1 συναφές
 - 1 μη συναφές
 - 2 συναφή
 - 2 μη συναφή
5. Κατέχετε συναφή διδακτορικό τίτλο σπουδών;
 - ΝΑΙ
 - ΟΧΙ
6. Κατέχετε μη συναφή διδακτορικό τίτλο σπουδών;
 - ΝΑΙ
 - ΟΧΙ

7. Είστε απόφοιτος ΕΣΔΔ ή ΕΣΤΑ;
 - ΝΑΙ
 - ΟΧΙ
8. Πόσα σεμινάρια έχετε παρακολουθήσει την τελευταία δεκαετία;
9. Πόσες ευρωπαϊκές ξένες γλώσσες γνωρίζετε και τι επιπέδου πχ 1C2 1B1;
10. Έχετε πιστοποιημένη γνώση H/Y;
 - ΝΑΙ
 - ΟΧΙ
11. Τι βαθμό έχετε λάβει στην τελευταία αξιολόγηση που συμμετείχατε;
12. Πόσα χρόνια υπηρεσίας έχετε;
13. Πόσα χρόνια προϋπηρεσίας έχετε υπηρετήσει σε θέση ευθύνης;
14. Τι βαθμολογία έχετε λάβει σε συνέντευξη που ενδεχομένως συμμετείχατε για την θέση που κατέχετε;
15. Σε πόσες επιτροπές έχετε συμμετάσχει στην υπηρεσία σας;
16. Εάν έχετε ερευνητικό έργο, σημειώστε πόσες έρευνες σας έχουν δημοσιευτεί σε έγκριτα επιστημονικά περιοδικά;
17. Τι θέση κατέχετε;
 - Δ/ντής Υπηρεσίας
 - Τμηματάρχης Υπηρεσίας
 - Εισηγητής Β (υπάλληλος αυξημένων τυπικών προσόντων)
 - Εισηγητής Α(υπάλληλος βασικών τυπικών προσόντων)

ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ

«Δηλώνω ρητά ότι σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν.1599/1986 η παρούσα διατριβή αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλει κάθε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης».

ΠΑΝΑΓΙΩΤΑ ΔΗΜ. ΠΑΜΠΟΥΚΤΣΗ

ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΑ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΑ

Η διατριβή αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία της υποψήφιας, η οποία στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης εκχωρεί στο ανώτατο εκπαιδευτικό ίδρυμα ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ μη αποκλειστική άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δημόσιου δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσής της διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος και για όλο το χρόνο διάρκειας των δικαιωμάτων πνευματικής ιδιοκτησίας. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο για μελέτη και ανάγνωση δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας της συγγραφέως/δημιουργού ούτε επιτρέπει την πλήρη αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, αποθήκευση, πώληση, εμπορική χρήση, μετάδοση, διανομή, έκδοση, εκτέλεση, «μεταφόρτωση» (downloading), «ανάρτηση» (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της διατριβής, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση της συγγραφέως/δημιουργού. Οι δημιουργοί διατηρούν το σύνολο των ηθικών και περιουσιακών τους δικαιωμάτων.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License. To view a copy of this license, please visit: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/> or send a letter to Creative Commons, PO Box 1866, Mountain View, CA 94042, USA.



ΠΑΝΑΓΙΩΤΑ ΔΗΜ. ΠΑΜΠΟΥΚΤΣΗ

ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

Τμήμα Πληροφορικής

Εργαστήριο Υπολογιστικής Μοντελοποίησης

e-mail: ppthessaloniki@gmail.com

Η επταμελής εξεταστική επιτροπή συνήλθε σε συνεδρίαση στο Ιόνιο Πανεπιστήμιο την 23/06/2022. Τα μέλη της επταμελούς εξεταστικής επιτροπής είναι οι:

Μάρκος Αυλωνίτης, Αναπληρωτής Καθηγητής του Τμήματος Πληροφορικής, Ιονίου Πανεπιστημίου,

Σπυρίδων Σιούτας, Καθηγητής του Τμήματος Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής, Πανεπιστημίου Πατρών,

Σπυρίδων Αβδημιώτης, Αναπληρωτής Καθηγητής του Τμήματος Διοίκησης Οργανισμών, Μάρκετινγκ και Τουρισμού του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος,

Κάτια-Λήδα Κερμανίδη, Αναπληρώτρια Καθηγήτρια του Τμήματος Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου

Εμμανουήλ Μαραγκουδάκης, Καθηγητής του Τμήματος Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου

Ιωάννης Καρύδης, Επίκουρος Καθηγητής του Τμήματος Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου

Κωνσταντίνος Ασημακόπουλος, Αναπληρωτής Καθηγητής του Τμήματος Διοίκησης Οργανισμών, Μάρκετινγκ και Τουρισμού του Διεθνούς Πανεπιστημίου Ελλάδος.