ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ
ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΣΤΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ

ΧΡΗΣΗ BIG DATA ΣΤΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΡΟΣΕΛΚΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΥΠΟΨΗΦΙΩΝ

Διπλωματική εργασία που εκπονήθηκε στο Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών στη Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού για τη χορήγηση του διπλώματος Μεταπτυχιακών Σπουδών στη Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού

Ονοματεπώνυμο Φοιτητή: Καπετανίδου Αγγελική
Επιβλέπων Καθηγητής: Νικολάου Ιωάννης
ΑΘΗΝΑ, ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2022


ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Βεβαίωση εκπόνησης Διπλωματικής εργασίας

«Αυτή η διπλωματική εργασία υποβάλλεται από την συγγραφέα της ως μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών στη Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού του Οικονομικού Πανεπιστημίου Αθηνών. Υπεύθυνα δηλώνεται ότι, η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία έχει συγγραφεί από την Υπογράφουσα και δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει αξιολογηθεί στο πλαίσιο άλλου μεταπτυχιακού ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών, στην Ελλάδα ή στο εξωτερικό.»



ΚΑΠΕΤΑΝΙΔΟΥ ΑΓΓΕΛΙΚΗ

Φοιτήτρια MSc στη Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού

Περίληψη

Η χρήση τεχνολογιών μηχανικής μάθησης για την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών λειτουργειών δεν ήταν ποτέ άλλοτε πιο επίκαιρη. Το φαινόμενο αυτό δύναται να συνδράμει και στις διαδικασίες επιλογής προσωπικού, ειδικά κατά τις τελευταίες δεκαετίες που η παρείσφρηση του διαδικτύου και οι online πλατφόρμες εύρεσης εργασίας έχουν αυξήσει των αριθμών των υποβαλλόμενων αιτήσεων. Οι στόχοι της παρούσας διπλωματικής είναι δύο. Ο πρώτος είναι η ανάπτυξη ενός αλγορίθμου αυτόματης βαθμολόγησης της απασχολησιμότητας των προφίλ στην πλατφόρμα εύρεσης εργασίας CollegeLink -η οποία ειδικεύεται σε entry εως middle level θέσεις- και ο έλεγχος χρήσης του στην αξιολόγηση των υποψηφίων. Για να επιτευχθεί αυτό, δύο recruiters της ομάδας μας βαθμολόγησαν 4.000 προφίλ, τα οποία αποτέλεσαν το dataset εκπαίδευσης του αλγορίθμου, για την ανάπτυξη του οποίου χρησιμοποιήθηκαν το μοντέλο XGBoost και η μέθοδος classification (κατηγορίες βαθμολογίας από 5* έως 10). Το τελικό μοντέλο προβλέπει με 85% επιτυχία τον πραγματικό βαθμό (+/-) 1 μονάδα που θα έδινε ένας επαγγελματίας recruiter, ενώ παράλληλα οι δύο βαθμολογίες έχουν στατιστικά σημαντική σχέση ($r=0.308$, $p<0.001$). Δεύτερο στόχο αποτέλεσε η διερεύνηση της ύπαρξης σχέσης, μεταξύ της βαθμολογίας και του εκπαιδευτικού επιπέδου, της πιθανότητας πρόσληψης και των υποβαλλόντων αιτήσεων. Οι αναλύσεις πραγματοποιήθηκαν μέσω του λογισμικού IBM SPSS 25.0 και εντοπίστηκαν: Ύπαρξη σχέσης μεταξύ του εκπαιδευτικού επιπέδου και της βαθμολογίας, αλλά και της πιθανότητας πρόσληψής του εκάστοτε υποψήφιου. Ειδικότερα, την υψηλότερη βαθμολογία εμφανίζουν οι κάτοχοι μεταπτυχιακού διπλώματος, ενώ τη μεγαλύτερη πιθανότητα πρόσληψης οι απόφοιτοι ΑΕΙ. Επιπροσθέτως, η βαθμολογία ενός προφίλ έχει στατιστικά σημαντική θετική σχέση με την πιθανότητα πρόσληψης. Το γεγονός αυτό καταδεικνύει τη δυνατότητα που προκύπτει για ενσωμάτωση αυτοματοποιημένων διαδικασιών στο recruitment process στα αρχικά στάδια ενός recruitment funnel. Τέλος, όσοι αναζητούν ενεργά εργασία και υποβάλλουν περισσότερες αιτήσεις, εμφανίζονται πιο διατεθειμένοι να δαπανήσουν χρόνο στη σωστή και αναλυτική συμπλήρωση του προφίλ τους- γεγονός που δύναται να αποτελέσει αρχική ένδειξη της δέσμευσης των υποψηφίων για εύρεση εργασίας.



Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Νικολάου Ιωάννη, για την καθοδήγηση και την υποστήριξή που μου παρείχε το τελευταίο έτος.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω την ομάδα της CollegeLink και ιδιαίτερα τον CEO αυτής, Ήμελο Ιωάννη, για τη βοήθεια που μας παρείχαν. Η συνεισφορά σας ήταν μείζονος σημασίας για την ομαλή διεξαγωγή της έρευνας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την οικογένειά μου για την υποστήριξη, την αγάπη και τη συνεχή ενθάρρυνση. Αναμφίβολα δε θα μπορούσα να είχα φτάσει τόσο μακριά χωρίς αυτούς δίπλα μου.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Πίνακας Περιεχομένων

1. Εισαγωγή 1

2. Βιβλιογραφική επισκόπηση 5

2.1. Big Data 5

2.1.1. Ορισμός 5

2.1.2. Διαστάσεις των Big Data (V's) 7

2.1.3. Οι 3 τύποι δεδομένων 9

2.1.4. Κατηγορίες δεδομένων στον κλάδο της ΔΑΔ 10

2.1.5. Data Science & Big Data Analytics 12

2.1.6. Big Data Analytics- Προσδίδοντας νόημα 13

2.1.7. Human Resources Analytics 15

2.1.8. Κύκλος ζωής δεδομένων 17

2.1.9. Υποστηρικτικοί παράγοντες υιοθέτησης Big Data Analytics και πλεονεκτήματα 18

2.1.10. Εμπόδια και προκλήσεις στην υιοθέτηση και χρήση Big Data Analytics 20

2.1.11. Ηθικά ζητήματα 22

2.2. Artificial Intelligence (AI), Machine learning (ML) & Data Intelligence (DI) 24

2.2.1. Εισαγωγή 24

2.2.2. Ορισμοί 24

2.2.3. Big Data, ML, AI: Τρία απαραίτητα βήματα για τη δημιουργία νοημοσύνης υψηλού επιπέδου 25

2.2.4. Big Data και Ανάλυση δεδομένων 26

2.2.5. Πιθανά οφέλη και περιορισμοί των εργαλείων AI και ML 27

2.2.6. Συστατικά μέρη προγνωστικού μοντέλου 28

2.3. Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού 30

2.3.1. Ιστορική αναδρομή 30

2.3.2. Ορισμός 30

2.3.3. Διοίκηση Προσωπικού *vs* Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού 32

2.3.4. Στόχοι της Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού 34

2.3.5. Λειτουργίες της Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού 35

2.3.6. Recruitment and Selection 35

2.3.7. ΔΑΔ και Big Data Analytics 40

2.4 Απασχολησιμότητα (Employability) 44

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.4.1. Ορισμοί ... 44
2.4.2. Η απασχολησιμότητα σήμερα ... 44
2.4.3. Απασχολησιμότητα & Εκπαίδευση ... 46
2.4.4. Απασχολησιμότητα & Soft και Hard Competencies ... 48
2.4.5. Μοντέλα απασχολησιμότητας & Μηχανική μάθηση ... 50
2.5. Κατακλείδα και ερευνητικό στόχος ... 53
3. Μελέτη Περίπτωσης CollegeLink- Ανάπτυξη του μοντέλου αυτόματης βαθμολόγησης 54
3.1. Η εταιρεία CollegeLink ... 54
3.2. Πληροφορίες προφίλ υποψήφιου ... 54
3.3. Στοχαστικό μοντέλο πρόβλεψης απασχολησιμότητας υποψήφιου ... 56
3.4. Γενικοί κανόνες βαθμολόγησης ... 58
3.5. Κλάδοι επιλογής προφίλ ... 59
3.6. Μεθοδολογία υλοποίησης μοντέλου ... 60
3.7. Αναλυτικά αποτελέσματα του μοντέλου ... 61
3.8. Ερευνητικές Υποθέσεις ... 64
4. Ερευνητική Μεθοδολογία ... 66
4.1. Είδος Έρευνας ... 66
4.2. Συλλογή δεδομένων και πληθυσμός έρευνας ... 66
4.3. Μεθοδολογία στατιστικής ανάλυσης ... 67
5. Ανάλυση αποτελεσμάτων ... 68
5.1. Ανάλυση ερευνητικών δεδομένων μέσω του λογισμικού IBM SPSS STATISTICS ... 68
5.1.1. Μέσος όρος βαθμολογίας ανά κλάδο ... 68
5.1.2. Έλεγχος Η1 ... 69
5.1.3. Έλεγχος Η2 ... 71
5.1.4. Έλεγχος Η3 ... 74
5.1.5. Έλεγχος Η4 ... 77
6. Συμπεράσματα ... 78
6.1. Εφαρμογή αλγορίθμου αυτόματης βαθμολόγησης ... 78
6.2. Ερευνητικά συμπεράσματα ... 79
6.3. Πρακτική εφαρμογή στη ΔΑΔ ... 83
6.4. Περιορισμοί και Προτάσεις για μελλοντική έρευνα ... 85
Βιβλιογραφικές Αναφορές ... 86

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: ΑΝΑΛΥΣΕΙΣ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ SPSS 95
Περιγραφικά χαρακτηριστικά ανά κλάδο 95
Αναλύσεις Η1 98
Αναλύσεις Η2 99
Αναλύσεις Η3 100
Αναλύσεις Η4 101

Λίστα πινάκων

Πίνακας 1: Ορισμοί Big Data 7
Πίνακας 2: Συγκεντρωτικός πίνακας 42 V's 9
Πίνακας 3:Ορισμοί Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού 32
Πίνακας 4: Διαφορές Διοίκησης Προσωπικού και Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού 33
Πίνακας 5: Προβλεπτική ακρίβεια αλγορίθμου ανά κατηγορία 63
Πίνακας 6:Μ.Ο. Βαθμολογίας ανά κλάδο 69
Πίνακας 7: Μ.Ο. Βαθμολογίας ανά εκπαιδευτικό επίπεδο 71
Πίνακας 8: Ποσοστό πιθανότητας πρόσληψης συναρτήσει της βαθμολογίας του προφίλ ... 76
Πίνακας 9:Κατατάξεις ανά εκπαιδευτικό επίπεδο 82



1. Εισαγωγή

Τα Big Data έχουν αποτελέσει πόλο έλξης για τις κοινωνικές επιστήμες -αλλά και για το σύνολο των επιστημών- καθώς επιτρέπουν τη συλλογή, ανάκτηση και ανάλυση τεράστιου όγκου δεδομένων (Oswald & Putka, 2017). Συνήθως περιγράφονται μέσω της χρήσης των «*3 V's: Volume, Variety, Velocity*». Αναλυτικότερα, ο Όγκος (Volume) αναφέρεται στο μεγάλο πλήθος δεδομένων, η Ποικιλία (Variety) υποδηλώνει τις διαφορετικές μορφές που μπορούν να έχουν τα δεδομένα αυτά και τέλος η Ταχύτητα ροής (Velocity) δείχνει πως τα δεδομένα συλλέγονται διαρκώς σε πραγματικό χρόνο (George, Osinga, Lavie & Scott, 2016). Επιπρόσθετα, οι μέθοδοι ανάλυσης των Big Data αποσκοπούν στην ανίχνευση σταθερών και δυνητικά πολύπλοκων προβλέψεων στο σύνολο των διατιθέμενων δεδομένων. Παράλληλα, συχνά διαταράσσουν (perturb) κάποιο συνδυασμό του δείγματος, των μεταβλητών και του μοντέλου, ώστε να εξασφαλιστεί η ισχύς των λύσεων που παρέχουν. Αυτό είναι κάτι το οποίο οι παραδοσιακές στατιστικές μέθοδοι σπάνια πραγματοποιούν (Oswald & Putka, 2017). Τέλος, απώτερος σκοπός των αναλύσεων είναι η δημιουργία προγνωστικών μοντέλων και η μετέπειτα αξιοποίηση τους ως οδηγούς δράσης (Domingos, 2012).

Επιπροσθέτως, κρίνεται απαραίτητο να αναφερθείς πως οι επαγγελματίες της Βιομηχανικής-Οργανωτικής (Industrial and Organizational) ψυχολογίας και της Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού (ΔΑΔ) μπορούν να αποδώσουν πρόσθετη αξία στα Big Data και την τεχνητή νοημοσύνη. Αυτό δύναται να επιτευχθεί μέσω της προσφοράς των εξειδικευμένων γνώσεων τους σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο τα δεδομένα που σχετίζονται με το ΑΔ μετριούνται και αναλύονται. Επιπλέον, οι εν λόγω επαγγελματίες συνεπικουρούν και συχνά επιβλέπουν την ερμηνεία και χρήση των δεδομένων με επαγγελματικό, νομικό και ηθικό τρόπο από τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων, χάραξης πολιτικής και άλλους ενδιαφερόμενους φορείς στον επαγγελματικό χώρο. Ως εκ τούτου, με τη βοήθεια των Big Data και το τεχνικό υπόβαθρο των επαγγελματιών ΔΑΔ πολλές πολύπλοκες ερευνητικά ερωτήσεις αναφορικά με εργασιακά και επιχειρησιακά ζητήματα μπορούν πλέον να αντιμετωπιστούν σε επαρκή βαθμό, αν όχι να απαντηθούν οριστικά (Oswald, Behrend, Putka & Sinar, 2020). Σε τεχνικό επίπεδο, η γνώση και χρήση τεχνικών υπολογιστικής μοντελοποίησης (computational modeling techniques) επιτρέπουν στους επαγγελματίες της Ανάλυσης ΑΔ να συλλέξουν απευθείας πληθώρα δεδομένων. Αυτό θα τους επιτρέψει έπειτα να προσομοιώσουν διάφορες οργανωσιακές λειτουργείες (π.χ. πρόσληψη, επιλογή, εκπαίδευση κ.α.) και ως συνέπεια θα είναι σε θέση να επεκτείνουν τις οργανωσιακές δυνατότητες για λήψη αποφάσεων βάσει δεδομένων (data-driven decision-making) (Kozlowski, Chao, Grand, Braun & Kuljanin, 2016).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Σήμερα, λόγω της παγκοσμιοποίησης και του έντονου ανταγωνισμού μεταξύ των επιχειρήσεων ώστε να καταφέρουν να "αποκτήσουν" τους πιο ταλαντούχους υποψήφιους, η διαδικασίας προσέλκυσης δυνητικών υποψήφιων (recruitment) έχει πλέον αναδειχθεί ως σημαντικό εργαλείο δημιουργίας και διατήρησης ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος για τους οργανισμούς (Muduli & Trivedi, 2020). Παράλληλα, πλέον το recruitment έχει αλλάξει ριζικά μορφή και η παρείσφρηση των τεχνολογικών εξελίξεων στη διαδικασία επιτάσσει στις εταιρείες την επικέντρωση στο online recruitment. Τέλος, τις τελευταίες δεκαετίες η ερευνητική κοινότητα έχει στρέψει το ενδιαφέρον της στη χαρτογράφηση και μελέτη των παραγόντων, οι οποίοι οδηγούν στην αύξηση της απασχολησιμότητας ενός υποψήφιου, δηλαδή της " *πιθανότητας που έχει ένα άτομο για να βρει μια νέα εργασία*" (Houben, De Cuyper, Kyndt & Forrier, 2021).

Λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα παραπάνω, ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι διττός. Αρχικά διερευνήσαμε εάν η μηχανική μάθηση και η αυτοματοποίηση συγκεκριμένων ενεργειών μπορούν να μειώσουν το δαπανώμενο χρόνο για την αξιολόγηση βιογραφικών. Για την επίτευξη του εν λόγω στόχου, η ομάδα μας ανέπτυξε έναν αλγόριθμο ο οποίος προσφέρει αυτόματη βαθμολόγηση με βάση την απασχολησιμότητα σε κάθε προφίλ της πλατφόρμα της CollegeLink, η οποία αφορά την εύρεση εργασίας για θέσεις entry έως middle level. Ο βαθμός που αποδόθηκε στα προφίλ βασίστηκε στην πληρότητα και την ποιότητα των πληροφοριών που περιείχαν. Επιπλέον, για την ανάπτυξη του αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκαν το μοντέλο XGBoost και η μέθοδος classification. Αναλυτικότερα, μια recruiter της ερευνητικής ομάδας βαθμολόγησε 4.000 προφίλ βασιζόμενη σε έναν οδηγό που δημιουργήθηκε από δύο recruiters, αλλά και την προσωπική της κρίση βάση εμπειρίας. Για να μειώσουμε περαιτέρω την επίδραση της υποκειμενικότητας, 400 από αυτά τα προφίλ έλαβαν και δεύτερη βαθμολογία από διαφορετικό μέλος της ομάδας και ο τελικός βαθμός διαμορφώθηκε ως ο Μ.Ο. των δύο αξιολογήσεων. Έπειτα, το σύνολο των 4.000 βαθμολογημένων προφίλ χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του αλγορίθμου. Περισσότερες πληροφορίες παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 3. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως το τελικό μοντέλο προβλέπει με 85% επιτυχία τον ακριβή βαθμό (+/-) 1 μονάδα, που θα έδινε ένας επαγγελματίας recruiter. Ακόμα, ο συντελεστής συσχέτισης Pearson έδειξε στατιστικά σημαντική σχέση ($r=0.308$, $p<0.001$) μεταξύ της αξιολόγησης των recruiter και της πρόβλεψης. Επιπροσθέτως, η σχετική ανάλυση έδειξε πως η βαθμολογία αυτή φαίνεται να έχει στατιστικά σημαντική θετική σχέση με την πιθανότητα πρόσληψης του υποψήφιου. Ως εκ τούτου, συνυπολογίζοντας όλα τα παραπάνω, μπορούμε να ισχυριστούμε πως ένα εργαλείο αυτόματης αξιολόγησης προφίλ με αυξημένη προβλεπτική ακρίβεια δύναται να συνδράμει στην ταχύτερη αξιολόγηση των αιτήσεων στα πρώτα στάδια ενός recruitment funnel εάν το πλήθος των αιτήσεων είναι ιδιαίτερα μεγάλο. Σε κάθε

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

περίπτωση όμως δε θα πρέπει να λείπει και η εμπλοκή των αρμοδίων ώστε να αποφευχθούν φαινόμενα αδικίας.

Επιπλέον στοχεύσαμε στη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο σχετίζεται η βαθμολογία με άλλους παράγοντες όπως παραδείγματος χάριν το εκπαιδευτικό επίπεδο και η πιθανότητα πρόσληψης. Αναλυτικότερα, αναπτύχθηκαν οι εξής υποθέσεις:

Hypothesis 1: Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει τη συνολική βαθμολογία που λαμβάνει το προφίλ του.
Hypothesis 2_1: Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει την πιθανότητα που έχει ώστε να προσληφθεί, συναρτήσει του αριθμού των αιτήσεων που έχει υποβάλλει.
Hypothesis 2_2: Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει την πιθανότητα που έχει, ώστε να προσληφθεί.
Hypothesis 3: Οι υποψήφιοι με υψηλότερη βαθμολογία είναι πιθανότερο να προσληφθούν.
Hypothesis 4: Οι υποψήφιοι που υποβάλλουν περισσότερες αιτήσεις, έχουν υψηλότερη βαθμολογία.

Για τον έλεγχο των ερευνητικών υποθέσεων πραγματοποιήθηκαν οι απαραίτητες αναλύσεις μέσω του λογισμικού IBM SPSS 25.0. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως οι υποψήφιοι που λαμβάνουν την υψηλότερη βαθμολογία ανήκουν στους κλάδους “Recruitment & HR” και “Business, Consulting & Management”. Σχετικά με το εκπαιδευτικό επίπεδο εξήχθησαν τα εξής συμπεράσματα. Πρώτον, υπάρχουν στατιστικά σημαντικές διαφορές μεταξύ της βαθμολογίας των υποψηφίων ανά κλάδο με πρώτους στην κατάταξη τους κατόχους μεταπτυχιακού διπλώματος, ακολουθούμενους από τους κατόχους πτυχίου Ανώτατου Εκπαιδευτικού Ιδρύματος (ΑΕΙ). Δεύτερον, οι απόφοιτοι ΑΕΙ εμφανίζουν τις περισσότερες πιθανότητες πρόσληψης συγκριτικά με τις υπόλοιπες κατηγορίες. Τέλος, υποτέθηκε πως οι υποψήφιοι οι οποίοι βρίσκονται σε έντονα ενεργή αναζήτηση εργασίας και συνεπώς υποβάλλουν περισσότερες αιτήσεις, δαπανούν περισσότερο χρόνο για τη σωστή και ολοκληρωμένη συμπλήρωση των προφίλ τους. Η υπόθεση αυτή επιβεβαιώθηκε από τις αναλύσεις, οι οποίες έδειξαν στατιστικά σημαντική θετική συσχέτιση.

Η συνεισφορά της παρούσας διπλωματική στην ακαδημαϊκή κοινότητα είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς από όσο γνωρίζουμε, δεν υπάρχει άλλη ερευνητική προσπάθεια παρόμοια με τη δική μας. Το γεγονός αυτό δε θα πρέπει να μας εκπλήσσει , καθώς η υλοποίηση μιας τέτοιας έρευνας απαιτεί την εμπλοκή μιας ομάδας αποτελούμενη από επαγγελματίες ΑΔ, επιστήμονες δεδομένων (data scientists) και developers, καθώς και αρκετούς πόρους. Ακόμα, τίποτε από αυτά δε μπορεί να καταστεί εφικτό χωρίς τη δυνατότητα πρόσβασης στα δεδομένα μιας πλατφόρμας εύρεσης εργασίας.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Τέλος, αναφορικά με το περιεχόμενη της εργασίας, στο δεύτερο Κεφάλαιο παρουσιάζονται τα βασικά σημεία της διεθνούς βιβλιογραφίας αλλά και προηγούμενες έρευνες. Στο τρίτο Κεφάλαιο αναλύεται ο τρόπος ανάπτυξης του αλγορίθμου και παρουσιάζονται οι ερευνητικές υποθέσεις. Στο τέταρτο Κεφάλαιο γίνεται αναφορά στην ερευνητική μεθοδολογία και τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο των υποθέσεων. Στο πέμπτο Κεφάλαιο παρουσιάζονται οι αναλύσεις που πραγματοποιήθηκαν για τον έλεγχο των ερευνητικών υποθέσεων. Τέλος, στο έκτο Κεφάλαιο ακολουθούν τα συμπεράσματα της έρευνας, ο τρόπος με τον οποίο δύναται να βρουν πρακτική εφαρμογή στο recruitment, καθώς και οι περιορισμοί και προτάσεις για μελλοντικές έρευνες.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2. Βιβλιογραφική επισκόπηση

2.1. Big Data

Σήμερα, το διαδίκτυο, οι ηλεκτρονικές συσκευές, η ασύρματη συνδεσιμότητα και τεχνολογίες όπως το Internet of Things, έχουν οδηγήσει σε μια εκρηκτική αύξηση δεδομένων, τα οποία παράγονται από τους ίδιους τους χρήστες σε πραγματικό χρόνο. Τα δεδομένα αυτά μπορούν να λάβουν πληθώρα μορφών και περιεχομένου και είναι ευρέως γνωστά ως Big Data. Το σύνολο των εν λόγω πληροφοριών είναι ιδιαίτερα πολύτιμο για τους οργανισμούς, καθώς δύναται να συμβάλουν στην αποτελεσματική λήψη αποφάσεων σχετικά με το ανθρώπινο δυναμικό τους, το οποίο θεωρείται ένας από τους σημαντικότερους πόρους κάθε οργανισμού (Garcia-Arroyo & Osca, 2019).

2.1.1. Ορισμός

Ο φιλόσοφος Αντισθένης συνήθιζε να λέει "*αρχή σοφίας η των ονομάτων επίσκεψις*" δηλαδή μαθαίνουμε αν αναλύουμε την προέλευση- ετυμολογία της κάθε λέξης. Η λέξη λοιπόν Data ετυμολογείται από τη λατινική λέξη "datum", η οποία σημαίνει "δεδομένο". Ο όρος έγινε ευρέως γνωστός κατά τις δεκαετίες του 1940 και 1950, όταν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές ξεκίνησαν να εισάγουν, επεξεργάζονται και εξάγουν δεδομένα (Stanton, 2013, σελ. 8).

Από την άλλη, οι ορισμοί των Big Data και των Big Data Analytics δεν έχουν διατυπωθεί με σαφήνεια από τη διεθνή επιστημονική κοινότητα και παραμένουν ακόμα και σήμερα θέμα υπό συζήτηση (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 127). Υπάρχει, ωστόσο, πληθώρα προτεινόμενων ορισμών, οι οποίοι συχνά εμφανίζουν ομοιότητες μεταξύ τους. Στον παρακάτω πίνακα αποτυπώνονται δεκατέσσερις (14) ορισμοί, οι οποίοι έχουν προταθεί από διαφορετικούς ερευνητές.

Πηγή	**Ορισμός**
(Russom, 2011)	Τα Big Data εμπεριέχουν την αποθήκευση, διαχείριση, ανάλυση και οπτικοποίηση ιδιαίτερα μεγάλων και πολύπλοκων συνόλων δεδομένων.
(Manyika et al., 2011)	Σύνολα δεδομένων των οποίων το μέγεθος ξεπερνά την ικανότητα των τυπικών λογισμικών βάσεων δεδομένων (database software tools), ώστε να τα αποθηκεύσουν, να τα διαχειριστούν και να τα αναλύσουν

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

(Boyd & Crawford, 2012).	Ένα πολιτιστικό, τεχνολογικό και επιστημονικό φαινόμενο, το οποίο βασίζεται στην αλληλεπίδραση της τεχνολογίας, των μεθόδων ανάλυσης και της μυθολογίας.
(Beyer & Laney, 2012).	Δεδομένα υψηλού όγκου, ταχύτητας και ποικιλίας, τα οποία απαιτούν οικονομικά αποδοτικές και καινοτόμες μορφές επεξεργασίας, ώστε να παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες για τη λήψη αποφάσεων.
(Chen, Chiang & Storey, 2012).	Τα σύνολα δεδομένων και οι τεχνικές ανάλυσης που λόγω του μεθόδους και της περιπλοκότητας τους, απαιτούν προηγμένες τεχνολογίες αποθήκευσης, διαχείρισης, ανάλυσης και οπτικοποίησης δεδομένων.
(Dijcks, 2012).	Τα Big Data περιλαμβάνουν τέσσερα χαρακτηριστικά: Όγκο (Volume), Ταχύτητα απόκτησης (Velocity), Ποικιλία (Variety) και Αξία (Value).
(Fisher, DeLine, Czerwinski & Drucker, 2012).	Δεδομένα τα οποία δεν επιδέχονται χειρισμό και επεξεργασία με απλό τρόπο.
(Microsoft, 2013)	Η διαδικασία εφαρμογής σοβαρής (serious) υπολογιστικής δύναμης -στη μηχανική μάθηση και την τεχνητή νοημοσύνη- σε σοβαρά μαζικά και συχνά εξαιρετικά πολύπλοκα σύνολα πληροφοριών.
(Mayer-Schönberger & Cukier, 2013).	Τα Big Data είναι ένα φαινόμενο που επιφέρει τρεις βασικές αλλαγές στον τρόπο με τον οποίο αναλύουμε πληροφορίες, οι οποίες με τη σειρά τους επιδρούν στον τρόπο κατανόησης και οργάνωσης: 1. Περισσότερων δεδομένων, 2. Ελλιπών δεδομένων, 3. Συσχετίσεων που υπερβαίνουν την απλή αιτιότητα.
(Suthaharan, 2014)	Τα Big Data δύναται να οριστούν μέσω της χρήσης τριών χαρακτηριστικών: Πληθικότητα (Cardinality), Συνέχεια (Continuity) και Πολυπλοκότητα (Complexity).
(Morabito, 2015)	Σύνολα δεδομένων των οποίων το μέγεθος και η πολυπλοκότητα επιτάσσουν στις εταιρείες να υιοθετήσουν

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

	νέα εργαλεία και μοντέλα για τη διαχείριση των πληροφοριών τους.
(De Mauro, Greco & Grimaldi, 2016)	Τα Big Data είναι σύνολα πληροφοριών με τόσο μεγάλο όγκο, ταχύτητα απόκτησης και ποικιλία που προϋποθέτουν συγκεκριμένη τεχνολογία και μεθόδους ανάλυσης, ώστε τελικά να μετατραπούν σε αξία.
(Kaur & Sood, 2017)	Σύνολα δεδομένων με τεράστιο όγκο διαφόρων τύπων δομημένων και μη δομημένων πληροφοριών που δεν μπορούν να διαχειριστούν από τις τελευταίας τεχνολογίας πλατφόρμες επεξεργασίας.
(Taleb, Serhani, Bouhaddioui & Dssouli, 2021).	Τα Big Data αναφέρονται σε δεδομένα μεγάλου όγκου, τα οποία χαρακτηρίζονται από ασυνήθιστους τύπους. Οι τύποι αυτοί ενδέχεται να είναι δομημένοι, μη δομημένοι ή σε συνεχή ροή.

Πίνακας 1: Ορισμοί Big Data

2.1.2. Διαστάσεις των Big Data (V's)

Πέρα, όμως, από τον ορισμό οι ερευνητές κρίνουν απαραίτητη τη θεωρητική απεικόνιση των Big Data με την οποία ασχολούνται ενεργά. Συχνά, λοιπόν, χρησιμοποιούν τις διαστάσεις "V" για να το επιτύχουν (Manyika et al., 2011; Russom, 2011; Beyer & Laney, 2012; Oracle, 2012; Saha, & Srivastava, 2014; Gandomi & Haider, 2015; George et al., 2016; Kaur & Sood, 2017; Taleb et al., 2021). Η πιο γνωστή και ευρέως χρησιμοποιούμενη θεωρία, είναι η περιγραφή των Big Data με τα 3 *V's*: Volume, Variety και Velocity. Ο Όγκος (*Volume*) αναφέρεται στον ιδιαίτερα μεγάλο αριθμό του συνόλου των δεδομένων, τα οποία αντιστοιχούν σε πολλά terabytes και petabytes (Gandomi & Haider, 2015). Η Ποικιλία (*Variety*) υποδεικνύει πως τα δεδομένα δύναται να έχουν διαφορετικές μορφές. Ουσιαστικά μπορούν να αποτελέσουν ένα συνονθύλευμα από δομημένες πληροφορίες (κείμενο, αριθμοί), μη δομημένες πληροφορίες (βίντεο, εικόνες, ηχητικά δεδομένα κ.α.) και ημιδομημένες πληροφορίες (τροφοδοσίες XML και RSS) (De Mauro, Greco & Grimaldi, 2015). Τέλος, η Ταχύτητα ροής (*Velocity*) σχετίζεται με τη διαρκή συλλογή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο (George et al., 2016).

Με την πάροδο των ετών και το συνεχώς αυξανόμενο ερευνητικό ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας για το σαφή ορισμό των Big Data, προστέθηκαν σταδιακά επιπλέον V's για την

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

περιγραφή τους. Ιδιαίτερα σημαντική προσθήκη θεωρείται η διάσταση της Αξίας (*Value*). Τα Big Data συχνά χαρακτηρίζονται από σχετικά χαμηλής αξίας πυκνότητα (low value density) εάν αναλογιστεί κανείς τον όγκο τους. Παρόλα αυτά, η σωστή ανάλυση τους δύναται να οδηγήσει τελικά σε υψηλή αξία (Oracle, 2012). Η IBM, επιπρόσθετα, εισήγαγε τη διάσταση της Φιλαλήθειας (*Veracity*) ή αλλιώς της ακρίβειας, η οποία σχετίζεται με την αναξιοπιστία που εμφανίζεται σε συγκεκριμένες πηγές δεδομένων. Παραδείγματος χάριν, τα συναισθήματα ενδέχεται να αποτελούν τέτοιου είδους πληροφορίες, καθώς εμπεριέχουν σε μεγάλο βαθμό ανθρώπινη κρίση. Για την αποτελεσματική αντιμετώπιση του παραπάνω φαινομένου, συστήνεται η χρήση αναλυτικών εργαλείων για τη διαχείριση και εξόρυξη δεδομένων που χαρακτηρίζονται από αβεβαιότητα (uncertain). Επιπροσθέτως, τα Big Data διακρίνονται από Μεταβλητότητα (*Variability*), η οποία αναφέρεται στη διακύμανση των ποσοστών ροής των δεδομένων. Η μεταβλητότητα απορρέει από την ασυνέπεια που εμφανίζει συχνά η ταχύτητα εισαγωγής των δεδομένων, με αποτέλεσμα να παρατηρούνται ορισμένες φορές κορυφές και κοιλότητες (Gandomi & Haider, 2015). Μια ακόμα διάσταση η οποία μεταφράζεται ως Μεταβλητότητα -αλλά έχει διαφορετικό νόημα- είναι η διάσταση *Volatility*, η οποία είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την αποθήκευση των δεδομένων. Ουσιαστικά, σχετίζεται με την αστάθεια που προκαλείται στην κατοχή δεδομένων λόγω της δυσκολία διακράτησης τους για μεγάλα χρονικά διαστήματα και κατά συνέπεια της διαγραφής τους. Σε αυτό το σημείο κρίνεται σημαντικό να αναφέρουμε πως η αποθήκευση, διατήρηση και ασφάλεια των δεδομένων για μεγάλα χρονικά διαστήματα, αποτελούν μια ιδιαίτερα δαπανηρή ενέργεια (Khan, Uddin & Gupta, 2014). Επιπλέον, οι Seddon και Currie (2017) εισήγαγαν τη διάσταση της Οπτικοποίησης (*Visualization*). Η επίτευξη της δύναται να πραγματοποιηθεί μέσω της χρήσης εργαλείων -όπως για παράδειγμα τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική μάθηση- με σκοπό τη δημιουργία προβλεπτικών μοντέλων.

Παρατηρούμε λοιπόν πως το σύνολο των ερευνητών χρησιμοποιούν ομάδες διαστάσεων -οι οποίες αρχίζουν από το γράμμα V- ώστε να καταφέρουν να περιγράψουν όσο το δυνατόν ακριβέστερα την ιδέα των Big Data. Πέραν της βασικής ομάδας των 3V's (Volume, Velocity, Variety), συνήθως ενσωματώνουν επιπλέον χαρακτηριστικά με αποτέλεσμα τη δημιουργία ομάδων όπως 4V's, 5V's, 7V's και 10V's. Ο Shaffer (2017), συνέλεξε το σύνολο των V's που εμφανίζονται στη διεθνή βιβλιογραφία και συγκέντρωσε τελικά 42 διαφορετικά V's για την περιγραφή των Big Data (βλ. Πίνακα 2).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

1. Vagueness	15. Vault	29. Viral
2. Validity	16. Veer	30. Virtuosity
3. Valor	17. Veil	31. Viscosity
4. Value	18. Velocity	32. Visibility
5. Vane	19. Venue	33. Visualization
6. Vanilla	20. Veracity	34. Vivify
7. Vantage	21. Verdict	35. Vocabulary
8. Variability	22. Versed	36. Vogue
9. Variety	23. Version Control	37. Voice
10. Varifocal	24. Vet	38. Volatility
11. Varmint	25. Vexed	39. Volume
12. Varnish	26. Viability	40. Voodoo
13. Vastness	27. Vibrant	41. Voyage
14. Vaticination	28. Victual	42. Vulpine

Πίνακας 2: Συγκεντρωτικός πίνακας 42 V's

2.1.3. Οι 3 τύποι δεδομένων

Σημαντική, όμως, για την κατανόηση και την αξιοποίηση της έννοιας των δεδομένων (Data) είναι η κατηγοριοποίηση τους. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, -ανάλογα με τον τύπο τους- σε δομημένα, ημι-δομημένα και μη δομημένα.

Η κατηγορία δομημένα δεδομένα περιλαμβάνει πληροφορίες οι οποίες συλλέγονται με βάση προκαθορισμένα και σταθερά πεδία (π.χ. πληροφορίες από online φόρμες). Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να έχουν πληθώρα μορφών -για παράδειγμα αριθμοί, κείμενο κ.α.- και διαχωρίζονται με ευκολία από τις υπόλοιπες. Στην δεύτερη κατηγορία, δηλαδή, τα μη δομημένα δεδομένα συγκαταλέγονται πληροφορίες οι οποίες δε βασίζονται σε κάποια προκαθορισμένα πεδία. Τέτοιου τύπου δεδομένα εμπεριέχουν συνήθως αριθμητικές πληροφορίες, ήχο, κείμενο, οπτικό υλικό κ.α. Στο σημείο αυτό αξίζει να επισημανθεί ότι το 80% των Big Data ανήκουν σε αυτή την κατηγορία.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Τελευταία κατηγορία είναι αυτή των ημι-δομημένων δεδομένων. Σε αυτή εμπεριέχονται στοιχεία και από τις δυο παραπάνω κατηγορίες. Πιο αναλυτικά, ενώ τα δεδομένα δεν ορίζονται με βάση σταθερά πεδία, περιέχουν ετικέτες οι οποίες βοηθούν το διαχωρισμό τους. Παραδείγματος χάριν, οι δεξιότητες που καταχωρεί ένας χρήστης στο προφίλ του στο LinkedIn, είναι ημι-δομημένες πληροφορίες (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 133). Επιπλέον, χαρακτηριστικό παράδειγμα ημι-δομημένων πληροφοριών είναι όσες εμπεριέχονται σε ένα βιογραφικό αποτελούν επίσης ημι-δομημένα δεδομένα, καθώς εμπεριέχουν στοιχεία σε σταθερά πεδία (π.χ. όνομα, ηλικία), στοιχεία τα οποία επιτρέπουν τη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών βιογραφικών (π.χ. προϋπηρεσία), αλλά και στοιχεία με πλήρως ελεύθερη μορφή κειμένου (π.χ. περιγραφή καθηκόντων σε προηγούμενες εργασίες) (Inmon & Nesavich, 2007).

Κλείνοντας, είναι επιτακτική ανάγκη να αποσαφηνίσουμε πως το αντικείμενο μελέτης της παρούσας έρευνας -δηλαδή τα Big Data- δεν προσθέτουν κάτι καινούργιο στους υπάρχοντες τύπους δεδομένων. Η μοναδικότητα τους έγκειται στο γεγονός του όγκου, της ποικιλίας και της ταχύτητας απόκτησης πληροφοριών, καθώς και της τεχνολογίας που επιτρέπει τη συλλογή, ενσωμάτωση και ανάλυση ενός μέρους του συνόλου των δεδομένων (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 134).

2.1.4. Κατηγορίες δεδομένων στον κλάδο της ΔΑΔ

Ενώ τα Big Data στον κλάδο της ΔΑΔ δεν είναι ένα νέο φαινόμενο, η υπάρχουσα τεχνολογία στη σημερινή εποχή έχει αυξήσει σε μεγάλο βαθμό την αξία που μπορεί να λάβει κανείς από την ανάλυσή τους.

Οι πηγές από όπου μπορούν να αντληθούν δεδομένα για τους εργαζόμενους είναι πάρα πολλές. Ενδεικτικά θα αναφέρουμε τα εσωτερικά συστήματα καταγραφής ενός οργανισμού, τις απαντήσεις που δίνουν οι ίδιοι οι εργαζόμενοι σε έρευνες προσωπικού κ.α. Τα συλλεγόμενα δεδομένα κρίνεται απαραίτητο να χωρίζονται σε κατηγορίες, γεγονός το οποίο θα επιτρέψει την ευκολότερη και αποτελεσματικότερη αξιοποίηση τους. Οι 5 κύριες κατηγορίες στις οποίες μπορούν να ταξινομηθούν είναι: 1) Δημογραφικά δεδομένα, 2) Δεδομένα σχετικά με αμοιβές και παροχές, 3) Δεδομένα απόδοσης, 4) Δεδομένα συμπεριφοράς και 5) Δεδομένα κοινωνικής αλληλεπίδρασης (Ryan & Herleman, 2015).

Αναλυτικότερα, η πρώτη κατηγορία -δηλαδή τα δημογραφικά δεδομένα- είναι μοναδικά για κάθε εργαζόμενο και συνήθως συλλέγονται κατά τη διαδικασία του recruitment, ενώ έπειτα διαχειρίζονται μέσω ενός συστήματος πληροφοριών. Τέτοιου είδους δεδομένα είναι το όνομα, το επίθετο, τα στοιχεία επικοινωνίας, το επίπεδο εκπαίδευσης, το φύλο, η ηλικία, η οικογενειακή

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

κατάσταση, οι πιστοποιήσεις, το ιστορικό απασχόλησης και η προϋπηρεσία κ.α. Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να τονιστεί πως αν και τα δημογραφικά δεδομένα είναι εύκολο να συλλεχθούν, παράλληλα είναι αυτά τα οποία ένας οργανισμός συνίσταται να αποθηκεύσει και χρησιμοποιήσει με ιδιαίτερα μεγάλη προσοχή, καθώς σε πολλές περιπτώσεις τίθενται θέματα προστασίας προσωπικών δεδομένων τα οποία μάλιστα ενδέχεται να συνοδεύονται από νομικές απαιτήσεις. Το γεγονός αυτό θα αναλυθεί περαιτέρω παρακάτω.

Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν τα δεδομένα αμοιβών και παροχών των εργαζόμενων ενός οργανισμού. Αυτά είναι συνήθως ποσοτικής φύσης, αν και ενδέχεται να υπάρχουν και ποιοτικά δεδομένα όπως ευέλικτο ωράριο, ευκαιρίες ανάπτυξης κτλ. Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν οι αρμοδιότητες και τα καθήκοντα που απορρέουν από μια θέση εργασίας, ο βασικός μισθός, η υπερεργασία και οι υπερωρίες, τα bonus, οι παροχές όπως ιατρική ασφάλεια, ασφαλιστικές παροχές κτλ., τα βραβεία κ.α.

Τα δεδομένα απόδοσης συλλέγονται από τον οργανισμό κατά την παραμονή ενός εργαζόμενου σε αυτόν και περιλαμβάνουν τους επιτευχθέντες στόχους και την απόδοση του. Ως εκ τούτου εδώ περιλαμβάνονται πληροφορίες αναφορικά με τη θέση, βαθμολογίες αξιολόγησης, ιστορικό εργασίας, αναθέσεις έργων και καθηκόντων, εκπαιδεύσεις και κατάρτιση, δείκτης αφοσίωσης, εργασιακές στάσεις, σχετική κατάταξη, οργανωτικός αντίκτυπος κ.α.

Ο προτελευταία κατηγορία περιέχει δεδομένα συμπεριφοράς τα οποία αναφέρονται σε πληροφορίες αναφορικά με τη γνωστική ικανότητα, τις προτιμήσεις, την προσωπικότητα και τη συμπεριφορά ενός εργαζομένου ή υποψηφίου. Για τη συλλογή των πληροφοριών αυτών συχνά απαιτούνται ψυχομετρικά τεστ, αξιολόγηση από προϊστάμενο κτλ. Ενδεικτικά, τα δεδομένα της εν λόγω κατηγορίας είναι οι γνώσεις, οι ικανότητες, οι δεξιότητες και άλλα χαρακτηριστικά ενός ανθρώπου, τα χαρακτηριστικά της προσωπικότητάς του, οι προτιμήσεις και οι αξίες του, ο τρόπος με τον οποίον συνεργάζεται με άλλους κ.α.

Η τελευταία κατηγορία αντιπροσωπεύει την αλληλεπίδραση των εργαζομένων σε κοινωνικές επιχειρηματικές πλατφόρμες τόσο στο εσωτερικό όσο και στο εξωτερικό ενός οργανισμού. Αυτά τα δεδομένα ονομάζονται δεδομένα κοινωνικής αλληλεπίδρασης και αποκτούν ολοένα και περισσότερη ισχύ παράλληλα με την ανάπτυξη της ψηφιακής επικοινωνίας. Οι αλληλεπιδράσεις τέτοιου τύπου παράγουν πολύ μεγάλο όγκο δεδομένων και επιδρούν στην ανάπτυξη συλλογικής γνώσης, τεχνογνωσίας και μάθησης σε ένα δίκτυο. Ονομαστικά τέτοια δεδομένα είναι το κοινωνικό προφίλ, η ηγεσία σκέψης (influencer ή follower), οι δεξιότητες που καταχωρεί ο χρήστης ως κεκτημένες, η δέσμευση και η αφοσίωση, τα πεδία ενδιαφέροντος κ.α.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Η απόκτηση μιας ολοκληρωμένης εικόνας για το προφίλ ενός εργαζομένου προϋποθέτει δεδομένα από όλους τους τύπους, γεγονός το οποίο θα οδηγήσει στην ανακάλυψη μοτίβων, γνώσεων και συμπεριφορών (Ryan & Herleman, 2015).

2.1.5. Data Science & Big Data Analytics

Στις μέρες μας, η συλλογή, ανάλυση, επεξεργασία και αξιοποίηση των δεδομένων γίνεται συστηματικά γεγονός που έχει οδηγήσει στη διαμόρφωση της Επιστήμης των Δεδομένων (Data Science), η οποία ορίζεται ως "*ένας αναδυόμενος τομέας που σχετίζεται με τη συλλογή, την προετοιμασία, την ανάλυση, την οπτικοποίηση, τη διαχείριση και τη διατήρηση μεγάλων συλλογών πληροφοριών*". Πολλοί, εσφαλμένα, θεωρούν ότι η Επιστήμη των Δεδομένων συνδέεται αποκλειστικά με κλάδους όπως η επιστήμη των υπολογιστών. Για το λόγο αυτό κρίνεται αδήριτη η ανάγκη αποσαφήνισης πως για τη σωστή εφαρμογή αυτής της επιστήμης, απαιτούνται δεξιότητες διαφορετικών ειδών, συμπεριλαμβανομένων και μη μαθηματικών δεξιοτήτων (Stanton, 2013, σελ. 2).

Κατ΄ αρχάς, συστατικό μείζονος σημασίας για την Επιστήμη των Δεδομένων αποτελεί η Ανάλυση Δεδομένων, χωρίς όμως να αποτελεί τη μοναδική προαπαιτούμενη δεξιότητα (Stanton, 2013, σελ. 3). Μερικές από τις βασικές δεξιότητες που είναι σημαντικό να κατέχει ένας επιστήμονας, ο οποίος ασχολείται με την Επιστήμη των Δεδομένων, συνοψίζονται παρακάτω:

- Γρήγορη εκμάθηση του τομέα χρήσης και εφαρμογής των δεδομένων σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο
- Επικοινωνιακές δεξιότητες με επίκεντρο τους χρήστες των δεδομένων. Ουσιαστικά ένας επαγγελματίας που ασχολείται με αυτόν το τομέα, πρέπει να μπορεί να μεταφράζει τους τεχνικούς όρους σε απλουστευμένο λεξιλόγιο, το οποίο να είναι εύκολα κατανοητό και από μη ειδήμονες του κλάδου
- Κατανόηση του ευρύτερου συστήματος και του τρόπου μετακίνησης των δεδομένων μεταξύ όλων των εμπλεκόμενων χρηστών και συστημάτων
- Επαρκής γνώση αναπαράστασης των δεδομένων, καθώς και του τρόπου με τον οποίο αυτά δύναται να αποθηκευτούν και να συνδεθούν μεταξύ τους
- Μετασχηματισμός και ανάλυση δεδομένων, ώστε το σύνολό τους να συνοψίζεται και να εξάγονται απευθείας κατανοητά συμπεράσματα για τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων
- Κατάλληλη οπτικοποίηση και παρουσίαση, ανάλογα με το είδος του εκάστοτε συνόλου δεδομένων (π.χ. ραβδογράμματα, πίνακες κτλ.)

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Επίδειξη προσοχής αναφορικά με την ποιότητα των δεδομένων. Πιο αναλυτικά, οι αρμόδιοι επιστήμονες οφείλουν να γνωρίζουν τους περιορισμούς, τον τρόπο ποσοτικοποίησης της ακρίβειας των δεδομένων και να έχουν ευχέρεια στην παροχή βελτιωτικών προτάσεων για μελλοντική χρήση
- Ηθική χρήση των δεδομένων. Κρίνεται επιτακτική η ανάγκη κατανόησης των ηθικών και νομικών ζητημάτων από τους επιστήμονες ανάλυσης δεδομένων, καθώς και η ικανότητά τους να επικοινωνούν αυτούς τους κανόνες στους επικείμενους χρήστες των δεδομένων, ώστε να αποτρέπεται η κατάχρηση τους

Ωστόσο, οι παραπάνω ικανότητες και δεξιότητες είναι οι σημαντικότερες τις οποίες οφείλει να έχει ένας επιστήμονας του κλάδου, χωρίς όμως να είναι οι μοναδικές (Stanton, 2013, σελ. 5).

2.1.6. Big Data Analytics- Προσδίδοντας νόημα

Είναι εύκολα κατανοητό πως η συλλογή Big Data από μόνη της δεν έχει κάποια αξία εάν αυτά τα δεδομένα δεν αναλυθούν με κατάλληλο τρόπο, ώστε να προκύψουν συμπεράσματα τα οποία εν συνεχεία θα αποτελέσουν το θεμέλιο λίθο για τη λήψη ωφέλιμων αποφάσεων. Συνεπώς, γίνεται σαφές πως η συλλογή και η ανάλυση Big Data αποτελούν δύο διαφορετικές μεταξύ τους έννοιες. Ένας ορισμός ο οποίος χρησιμοποιείται ευρέως στη διεθνή βιβλιογραφία για να περιγράψει το πλαίσιο των Big Data Analytics είναι "*η επιστήμη που σχετίζεται με την εξέταση ακατέργαστων δεδομένων και αποσκοπεί στην εξαγωγή συμπερασμάτων αναφορικά με αυτές τις πληροφορίες*" (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 135).

Πλέον, οι οργανισμοί είναι σε θέση να συγκεντρώνουν και να αναλύουν διαρκώς πληθώρα δεδομένων, τα οποία θα δράσουν έπειτα επικουρικά στην κατανόηση και βελτίωση πολλών διαδικασιών στο τομέα της ΔΑΔ (π.χ. προσέλκυση και επιλογή, εκπαίδευση εργαζόμενων, διοίκηση και διατήρηση εξειδικευμένου ανθρώπινου δυναμικού κ.α.) (Putka & Oswald, 2015). Οι τύποι των analytics που δύναται να εφαρμοστούν στα δεδομένα ΑΔ για τη λήψη σχετικών αποφάσεων είναι τέσσερεις: Περιγραφική αναλυτική (Descriptive analytics), Διαγνωστική Αναλυτική (Diagnostic analytics), Προγνωστική αναλυτική (Predictive analytics) και Καθοδηγητική αναλυτική (Prescriptive analytics). Το σύνολο και των τεσσάρων αναλυτικών στοιχείων μπορεί να ενσωματωθεί σε ένα αναλυτικό μοντέλο ωρίμανσης (analytic maturation model), το οποίο αρχίζει με την περιγραφική και τελειώνει με την προγνωστική αναλυτική (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 135).

Ας εξετάσουμε με περισσότερες λεπτομέρειες του παραπάνω τύπους. Η περιγραφική αναλυτική απαντά στη ερώτηση "*τι έχει συμβεί;*" και χρησιμοποιείται κατά κόρον από τους οργανισμούς

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

(Landers & Schmidt, 2016, σελ. 135). Οι περισσότεροι επαγγελματίες είναι αρκετά εξοικειωμένοι με βασικούς στατιστικούς όρους, όπως μέση τιμή, διάμεσος, τυπική απόκλιση κ.α. Κρίνεται, εν τούτοις, αναγκαίο να επισημάνουμε πως η περιγραφική ανάλυση δεν περιορίζεται σε αριθμητικά δεδομένα, αλλά μπορεί να εφαρμοστεί και σε κείμενο. Για παράδειγμα, οι recruiters μπορούν να χρησιμοποιήσουν τέτοιου είδους αναλύσεις για την εξέταση των βιογραφικών και των συνοδευτικών επιστολών των υποψηφίων. Έτσι δύναται να αξιολογήσουν αυτόματα την ποικιλία των δεξιοτήτων, χαρακτηριστικών, ικανοτήτων και ενδιαφερόντων για κάθε υποψήφιο (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 136). Σκοπός της περιγραφικής αναλυτικής είναι η σύνοψη των διατιθέμενων πληροφοριών, η κατανόηση των παρελθοντικών γεγονότων και η αναζήτηση μοτίβων (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 135). Τέτοιου είδους στοιχεία είναι ιδιαίτερα χρήσιμα και ενημερωτικά για την εύρεση των τομέων στους οποίους κάποιος οργανισμός ενδείκνυται να δώσει προσοχή και να παρέμβει για να λύσει τυχόν προβλήματα. Ωστόσο, η απλή περιγραφή σχετικών πληροφοριών δεν μπορεί από μόνη της να οδηγήσει τελικά στη βελτίωση των διαδικασιών και των αποτελεσμάτων (Oswald et al., 2020).

Σε περίπτωση που οι οργανισμοί αποσκοπούν στην κατανόηση των αιτιών για ένα συγκεκριμένο φαινόμενο, θα πρέπει να κάνουν χρήση του δεύτερου τύπου, δηλαδή των διαγνωστικών αναλυτικών, τα οποία απαντούν στην ερώτηση "*γιατί συνέβη αυτό;*". Ουσιαστικά εξετάζονται τα μοτίβα μεταξύ των μεταβλητών με στόχο τον προσδιορισμό της ισχύς της μεταξύ τους σχέσης. Τα αποτελέσματα της περιγραφικής αναλυτικής χρησιμοποιούνται σε αρκετές περιπτώσεις ως είσοδο για τη διαγνωστική ανάλυση, η οποία εμπεριέχει τεχνικές όπως για παράδειγμα η πολλαπλή παλινδρόμηση (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 136).

Ο τρίτος τύπος αφορά την περίπτωση που οι οργανισμοί δεν ενδιαφέρονται για το παρελθόν και θέλουν να εξετάσουν μελλοντικά φαινόμενα, καθίσταται αναγκαίο να προβούν στη χρήση προγνωστικών αναλυτικών, τα οποία απαντούν στην ερώτηση "*τι πρόκειται να συμβεί;*" (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 137). Τα Big Data βρίσκουν εξαιρετικά πολύτιμη εφαρμογή στο συγκεκριμένο τομέα και επιδιώκουν την επίλυση επιχειρησιακών προβλημάτων. Η προγνωστική αναλυτική αποσκοπεί στη σύνδεση ενός ή παραπάνω προγνωστικών παραγόντων (predictors) με μεταβλητές αποτελεσμάτων και συχνά γίνεται χρήση τεχνικών όπως αναλύσεις συσχέτισης και παλινδρόμησης (correlation and regression analyses). Οι μέθοδοι αυτές είναι παραπλήσιες με την τυπική διαδικασία επικύρωσης αξιολόγησης που ακολουθούν οι επαγγελματίες ΔΑΔ, οι οποίοι συνδέουν σημαντικά και προκαθορισμένα κριτήρια (π.χ. εργασιακή απόδοση) με την αξιολόγηση προσωπικού χρησιμοποιώντας παρόμοιες στατιστικές διαδικασίες (Illingworth, Lippstreu & Deprez-Sims, 2015).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Ο τέταρτος και τελευταίος τύπος του αναλυτικού μοντέλου ωρίμανσης είναι η καθοδηγητική αναλυτική, η οποία πηγαίνει ένα βήμα παραπέρα από τα προαναφερθέντα. Η εν λόγω διαδικασία αποτελεί μια συνέργεια των τριών τύπων analytics που παρουσιάστηκαν λεπτομερώς παραπάνω και στοχεύει στη δημιουργία της βέλτιστης λύσης για την αντιμετώπιση μιας τρέχουσας κατάστασης. Πιο συγκεκριμένα, η καθοδηγητική αναλυτική συνδυάζει τα αποτελέσματα των τριών αναλυτικών τύπων με επιχειρησιακούς κανόνες και παρέχει συστάσεις για την καλύτερη δυνατή πορεία δράσης σε έναν οργανισμό. Επιπλέον, συμβάλει στη διαχείριση ενδεχόμενων μελλοντικών προβλημάτων στοχεύοντας στην επίτευξη βελτιωμένων επιχειρησιακών αποτελεσμάτων (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 137).

2.1.7. Human Resources Analytics

Η ύπαρξη των Analytics στον κλάδο της ΔΑΔ έχει τις ρίζες της ήδη στις αρχές του 1900. Όμως, τα τελευταία χρόνια λόγω της ανάπτυξης και της εκτεταμένης χρήσης της τεχνολογίας, αλλά κυρίως της ενσωμάτωσης των Big Data στη διαδικασία των αναλύσεων, οι εξελίξεις είναι ραγδαίες και έχουν οδηγήσει στην άνθιση του τομέα Human Resources Analytics (HRA) (Marler & Boudreau, 2017).

Ο όρος HRA πρωτοεμφανίστηκε στη διεθνή βιβλιογραφία κατά την περίοδο 2003- 2004 (Marler & Boudreau, 2017). Ενδεικτικά με τον ορισμό της έννοιας, οι Lawler, Levenson και Boudreau (2004), όρισαν τα HRA ως μια " *διαδικασία που κάνει χρήση στατιστικών τεχνικών οι οποίες συνδέουν τις πρακτικές ανθρώπινου δυναμικού με την οργανωσιακή απόδοση*". Παράλληλα, ο Bassi (2011) έδωσε τον ορισμό "*μια προσέγγιση η οποία βασίζεται σε στοιχεία και στοχεύει στη λήψη καλύτερων αποφάσεων για το ανθρώπινο δυναμικό μιας επιχείρησης. Η προσέγγιση αυτή εμπεριέχει πληθώρα εργαλείων και τεχνολογιών, τα οποία ξεκινούν από την απλή μέτρηση και συλλογή στοιχείων και φτάνουν μέχρι την προγνωστική μοντελοποίηση (predictive modeling)"*. Τέλος, ο Pape (2016) παρέθεσε τον σύντομο και περιεκτικό ορισμό "*αποφάσεις οι οποίες βασίζονται σε αναλύσεις δεδομένων που σχετίζονται με το ανθρώπινο δυναμικό μιας επιχείρησης*".

Εάν εξετάσει κάποιος προσεκτικά τη διαθέσιμη βιβλιογραφία θα καταλάβει πως υπάρχουν πολλοί και διαφορετικοί ορισμοί για τα HRA. Οι Marler και Boudreau (2017) συνέλεξαν όλα τα διαφορετικά στοιχεία τα οποία κάποιος οφείλει να λάβει υπόψιν του για τον ορισμό της έννοιας. Πιο αναλυτικά, υποστήριξαν πως τα HRA:

- Δεν θα πρέπει να ταυτίζονται με τα HR Metrics, καθώς περιλαμβάνουν μια πιο περίπλοκη ανάλυση δεδομένων.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Δεν επικεντρώνονται αποκλειστικά σε λειτουργικά δεδομένα της ΔΑΔ, καθώς περιλαμβάνουν στοιχεία από διάφορες λειτουργίες τόσο από το εσωτερικό όσο και από το εξωτερικό περιβάλλον μιας επιχείρησης.
- Προϋποθέτουν τη χρήση της τεχνολογίας για να συλλεχθούν, αναλυθούν και αναφερθούν (report) τα δεδομένα.
- Σχετίζονται με την υποστήριξη αποφάσεων αναφορικά με το ανθρώπινο δυναμικό μιας επιχείρησης.
- Τέλος, συνδέουν τις αποφάσεις του τμήματος ΔΑΔ με τα επιχειρησιακά αποτελέσματα, αλλά και την οργανωσιακή απόδοση. Με άλλα λόγια, συνδέονται στενά με τη στρατηγική ΔΑΔ.

Έπειτα, παρέθεσαν έναν ολοκληρωμένο ορισμό ο οποίος αναφέρεται στα HRA ως " *Μια πρακτική ΔΑΔ που είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την τεχνολογία, χρησιμοποιεί περιγραφικές, οπτικές και στατιστικές αναλύσεις δεδομένων τα οποία σχετίζονται με διαδικασίες του τμήματος ΔΑΔ, το ανθρώπινο κεφάλαιο, την οργανωσιακή απόδοση και οικονομικά κριτήρια από το εξωτερικό περιβάλλον, ώστε τελικά να καθοριστεί ο επιχειρηματικός αντίκτυπος και να επιτραπεί η λήψη αποφάσεων βάσει δεδομένων* ".

Δύο ακόμα ερευνητές, οι Garcia-Arroyo και Osca (2019), υποστήριξαν πως τα απαραίτητα δεδομένα συλλέγονται και έπειτα διαχειρίζονται μέσω προηγμένων τεχνολογιών, ώστε να οδηγήσουν στην υποστήριξη της λήψης αποφάσεων, αναφορικά με το προσωπικό ενός οργανισμού, οι οποίες θα μεταφραστούν στη συνέχεια σε επιθυμητά επιχειρησιακά αποτελέσματα. Σύμφωνα με τους ερευνητές, από διαδικαστική οπτική, τα HRA αποτελούνται από μια αλληλουχία μεθόδων συλλογής, καθαρισμού, οργάνωσης, επεξεργασίας και ανάλυσης εξαιρετικά μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων, τα οποία συλλέγονται από πολλαπλές πηγές και επιτρέπουν την πρόβλεψη αποτελεσμάτων σχετικά με την επαγγελματική απόδοση, την εκδήλωση ενδιαφέροντος για συμμετοχή σε προγράμματα εκπαίδευσης και ανάπτυξης κ.α.

Σε αυτό το σημείο κάποιος θα αναρωτηθεί *πως επιτυγχάνεται η αποτελεσματική ενσωμάτωση και χρήση των HRA σε έναν οργανισμό*; Την απάντηση στο παραπάνω ερώτημα έδωσαν οι Marler και Boudreau (2017), οι οποίοι εξετάζοντας τη διεθνή βιβλιογραφία κατέληξαν σε 3 κύριους παράγοντες.

Ο πρώτος είναι η κατοχή αναλυτικών δεξιοτήτων από τους επαγγελματίες των τμημάτων ΔΑΔ. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι πως σε περίπτωση που οι εν λόγω επαγγελματίες δεν εμπλέκονται στη διαδικασία μοντελοποίησης, ενδέχεται να υπάρξει λανθασμένη κριτική θεώρηση για τη συμβολή του ΑΔ σε έναν οργανισμό και αυτό μπορεί τελικά να αντιμετωπιστεί ως ένα απλό κόστος, το οποίο ενδείκνυται να ελεγχθεί ή ακόμα και να περιορισθεί.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Ο δεύτερος παράγοντας αναφέρεται στην εμπλοκή των διοικητικών στελεχών στη διαδικασία. Πολλές φορές, οι άνθρωποι τείνουν να απορρίπτουν ό,τι τους κάνει να αισθάνονται εκτεθειμένοι ως προς τις πεποιθήσεις και τον τρόπο λειτουργίας τους σε καθημερινό επίπεδο. Συνεπώς, κρίνεται επιτακτική η ανάγκη εμπλοκής των βασικών ενδιαφερόμενων μερών στη διαδικασία και μάλιστα αυτό συνίσταται να συμβεί κατά τα αρχικά στάδια, δηλαδή πριν τη διεξαγωγή των αναλύσεων.

Τρίτος και τελευταίος παράγοντας αποτελεσματικής ενσωμάτωσης των HRA είναι η ύπαρξη συστημάτων τεχνολογίας για τη ΔΑΔ ή αλλιώς Human Capital Management (HCM) Software. Αυτός ο παράγοντας είναι ίσως και ο κρισιμότερος, καθώς δύναται να αποτελέσει είτε έναν διευκολυντή για την υποστήριξη των HRA είτε ένα εμπόδιο μείζονος σημασίας σε περίπτωση απουσίας. Πιο αναλυτικά, η ύπαρξη e-HRM σε έναν οργανισμό θα οδηγήσει στη συλλογή, αποθήκευση και προσβασιμότητα δεδομένων από διάφορα τμήματα, ώστε αυτά τα δεδομένα να παράξουν αναφορές, πίνακες ελέγχου (dashboard) και κάρτες αποτελεσμάτων (scorecards) που θα βοηθήσουν στη λήψη αποφάσεων. Από την άλλη, οφείλουμε να τονίσουμε πως δεν είναι λίγες οι φορές που τα παραπάνω ενδέχεται να έχουν αρνητικό αντίκτυπο στη διαδικασία. Παραδείγματος χάριν, εάν τα δεδομένα δεν είναι ακριβή και επικαιροποιημένα ή εάν δεν είναι προσβάσιμα μεταξύ τμημάτων, οι αναλύσεις τελικά δεν θα αποδώσουν τα επιθυμητά αποτελέσματα.

Σήμερα, οι οργανισμοί έχουν στην κατοχή τους πιο πολλές πληροφορίες για τους εργαζόμενους τους όσο ποτέ άλλοτε. Βέβαια, θα πρέπει να επισημάνουμε πως για να είναι αποτελεσματική η χρήση τους, οι πληροφορίες αυτές θα πρέπει να είναι έγκυρες, πρόσφατες, εύκολα προσβάσιμες και πλήρεις. Στην περίπτωση που πληρούνται τα παραπάνω κριτήρια, η ΔΑΔ μπορεί να αξιοποιήσει τα Big Data για τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Έτσι, αφού πρώτα συγκεντρωθούν όλα τα απαραίτητα δεδομένα, αυτά μπορούν έπειτα να οργανωθούν και να ομαδοποιηθούν σύμφωνα με προκαθορισμένα κριτήρια -όπως για παράδειγμα ο έλεγχος προσβασιμότητας σε αυτά- και τελικά να αναλυθούν (Garcia-Arroyo & Osca, 2019).

2.1.8. Κύκλος ζωής δεδομένων

Απώτερος σκοπός ενός ερευνητικού έργου βασισμένο σε Big Data, είναι η ανάλυση των δεδομένων και η εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Σύμφωνα με τους Chen και Wojcik (2016), για να φτάσουμε σε αυτό το σημείο θα πρέπει να ακολουθήσουμε μια δομημένη αλληλουχία βημάτων η οποία εμπεριέχει συνολικά τα εξής τέσσερα στάδια: 1) Διαχείριση δεδομένων (Data management), 2) Απόκτηση δεδομένων (Data acquisition), 3) Επεξεργασία δεδομένων (Data processing) και 4) Ανάλυση δεδομένων (Data analytics).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Σε παρόμοιο πλαίσιο, οι Blazquez και Domenech (2018) όρισαν τον κύκλο ζωής των δεδομένων (data lifecycle) ως διαδικασία τεσσάρων σταδίων τα οποία είναι μείζονος σημασία για την επιτυχή υλοποίηση κάθε ερευνητικής προσπάθειας. Αυτά ονομαστικά είναι: 1) Ανάπτυξη σχεδίου διαχείρισης δεδομένων, 2) Απόκτηση δεδομένων, 3) Προεπεξεργασία δεδομένων και τέλος, 4) Ανάλυση δεδομένων.

Λίγα χρόνια αργότερα, οι Taleb et al. (2021) περιέγραψαν λεπτομερώς έναν παρόμοιο κύκλο ζωής για τα Big Data, ο οποίος περιέχει επίσης 4 στάδια. Πρώτο στάδιο είναι η δημιουργία δεδομένων (data generation) μέσω πληθώρας πηγών (π.χ. βίντεο και φωτογραφίες, συσκευές παρακολούθησης, δημοσιεύσεις σε ιστότοπους κοινωνικών δικτύων κ.λπ.). Δεύτερο η απόκτηση δεδομένων (data acquisition), η οποία εμπεριέχει τη συλλογή, μετάδοση και προ επεξεργασία των δεδομένων (data preprocessing). Ουσιαστικά η προ επεξεργασία αποτελεί μια απαραίτητη ενδιάμεση ενέργεια λόγω της εκθετικής αύξησης και της διαθεσιμότητας τεράστιων όγκων δεδομένων διαφορετικού τύπου. Συνολικά περιλαμβάνει την ολοκλήρωση, τη βελτίωση, τον εμπλουτισμό, το μετασχηματισμό, τον καθαρισμό και τη διάκρισης (discretization) των δεδομένων. Τρίτο στάδιο είναι η αποθήκευση δεδομένων (data storage) και η διανομή τους μεταξύ διαφορετικών ομάδων και κέντρων δεδομένων. Σε αυτό το στάδιο έγκειται η υπευθυνότητα για την είσοδο και έξοδο όλων των δεδομένων εντός του κύκλου ζωής που περιγράφεται. Τέταρτο και τελευταίο στάδιο είναι η ανάλυση δεδομένων, δηλαδή η επεξεργασία, ανάλυση και οπτικοποίηση τους. Εδώ γίνεται η ανάπτυξη και η εφαρμογή αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων και μηχανικής μάθησης που αποσκοπούν στην ευκολότερη και αποτελεσματικότερη επεξεργασία δεδομένων, με στόχο να εξαχθούν τελικά χρήσιμα συμπεράσματα.

2.1.9. Υποστηρικτικοί παράγοντες υιοθέτησης Big Data Analytics και πλεονεκτήματα

Από τα παραπάνω συνάγεται εύκολα το συμπέρασμα πως η αποτελεσματική χρήση των Big Data, αποτελεί ένα περίπλοκο φαινόμενο. Η κατανόηση των τεχνικών, οργανωσιακών και επιχειρηματικών παραγόντων, οι οποίοι δρουν είτε υποστηρικτικά είτε ανασταλτικά στη χρήση τους, αποτελεί το κλειδί για τη σωστή καθοδήγηση των εμπλεκόμενων, ώστε να οδηγηθούν τελικά στην επιτυχή ολοκλήρωση των παραπάνω βημάτων (Sejahtera, Wang, Indulska & Sadiq, 2018).

Οι διευκολυντές (enablers) της υιοθέτησης των Big Data Analytics μπορούν να οριστούν ως "*παράγοντες που συμβάλλουν στην ενίσχυση της επίτευξης των στόχων που έχουν τεθεί από τη χρήση των Big Data*" (Sejahtera et al., 2018).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Το 2015 ο Agrawal διεξήγαγε μια έρευνα προκειμένου να εξετάσει τους παράγοντες που επηρεάζουν την υιοθέτηση των Big Data Analytics από κινεζικές και ινδικές εταιρείες. Τα θεμέλια της έρευνας βασίστηκαν στο μοντέλο Τεχνολογία-Οργανισμός-Περιβάλλον (Technology-Organization-Environment) και εξετάστηκαν συνολικά εννέα παράγοντες. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν δύο παράγοντες με αρνητική επίδραση, τρεις με μη στατιστικά σημαντικό αντίκτυπο και τέσσερις με θετική επίδραση. Αναφορικά με τους τέσσερις τελευταίους παράγοντες, αυτοί είναι: η συμβατότητα (compatibility), το μέγεθος του οργανισμού (organizational size), η επικρατούσα ένταση του ανταγωνισμού (competition intensity) και η αβεβαιότητα που επικρατεί στο εξωτερικό περιβάλλον (environmental uncertainty). Η συμβατότητα -σε τεχνολογικό πλαίσιο- αναφέρεται στο "*βαθμό στον οποίο μια καινοτομία θεωρείται ότι συνάδει με τις ανάγκες ή τις υπάρχουσες πρακτικές των πιθανών μελλοντικών χρηστών*" και η ένταση του ανταγωνισμού στο "*βαθμό που ο οργανισμός επηρεάζεται από ανταγωνιστές*".

Τρία χρόνια αργότερα, οι Sejahtera et al. (2018), μέσω της εμπειρικής έρευνας που διεξήγαγαν, εντόπισαν συνολικά τέσσερις παράγοντες που επίσης διευκολύνουν την υιοθέτηση. Αυτοί είναι:

- Οι επαρκείς δυνατότητες του συστήματος (adequate system capabilities)
- Η καθιερωμένη κουλτούρα συνεργασίας (established culture of collaboration)
- Η καλή εργασιακή στάση (good working attitude)
- Και τέλος, οι "πρωταθλητές" (champions), δηλ. managers που συμβάλλουν καθοριστικά στην επίλυση προβλημάτων.

Ποιος είναι όμως ο λόγος για τον οποίο κάποιος ενδείκνυται να εξετάσει ενδελεχώς τους παράγοντες που θα τον βοηθήσουν, ώστε να ενσωματώσει τα Big Data Analytics στις διαδικασίες που ακολουθεί?

Το παραπάνω ερώτημα βρίσκει απάντηση στην πληθώρα πλεονεκτημάτων, τα οποία θα επιφέρει η προσθήκη αυτή. Πιο αναλυτικά, η αυτόματη επεξεργασία και ανάλυση των Big Data μέσω της αξιοποίησης τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence- AI) και Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning- ML) δύναται να οδηγήσει τους επαγγελματίες ΔΑΔ σε λήψη αποφάσεων πιο γρήγορα και πιο αποτελεσματικά από ότι οι παραδοσιακές μέθοδοι. Κατά συνέπεια με αυτό τον τρόπο θα επιτευχθεί εξοικονόμηση χρόνου και χρήματος για τον οργανισμό, τόσο από τη μείωση του εργασιακού φόρτου -και κατά συνέπεια του απαιτούμενου προσωπικού- όσο και από την αύξηση της ποιότητας αξιολόγησης υποψηφίων (Gonzalez, Capman, Oswald, Theys & Tomczak, 2019).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Σε αυτό το σημείο κρίνεται απαραίτητο να επισημάνουμε πως μόλις ένας οργανισμός αποκτήσει νοοτροπία διαχείρισης Big Data, θα γίνει αμέσως σαφές πως οι παραδοσιακές μεθοδολογίες των επαγγελματιών Ι-Ο ψυχολογίας και ΔΑΔ δεν επαρκούν (Putka & Oswald, 2015). Ως εκ τούτου, εργαλεία όπως η AI και η ML θα καλύψουν αυτό το κενό και θα επιτρέψουν στους οργανισμούς να διασφαλίσουν μεγαλύτερη εγκυρότητα (validity). Η επίτευξη των παραπάνω δύναται να πραγματοποιηθεί μέσω της πρόσβαση σε καινούργιες πηγές δεδομένων και παράλληλα της εφαρμογής εξελιγμένων αλγόριθμων για την ανάλυση αυτών (Sajjadani, Sojourner, Kammeyer-Mueller, & Mykerezi, 2019). Η AI και η ML επιτρέπουν πλέον εύκολη πρόσβαση σε διάφορα είδη δεδομένων και εν συνεχεία τεχνικές όπως η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing- NLP) καθιστούν την ανάλυση τους αυτοματοποιημένη και γρήγορη. Έρευνες έχουν δείξει πως η χρήση εργαλείων AI και ML με σύνεση και αντικειμενικότητα, δυνητικά ενδέχεται να οδηγήσει σε αποτελεσματικότερες αποφάσεις -αναφορικά με την προσέλκυση και επιλογή προσωπικού- συγκρινόμενη με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις. Αυτό μπορεί να συμβεί μέσω της μέτρησης χαρακτηριστικών, τα οποία είναι άρρηκτα συνδεδεμένα με την εργασιακή απόδοση (Gonzalez et al., 2019).

Συνοψίζοντας, οι νέες τεχνολογίες, μέθοδοι και ιδέες που συνοδεύουν το κίνημα των Big Data, κάνουν ευκολότερη -όσο ποτέ άλλοτε- την παρατήρηση, σύνοψη, κατανόηση και πρόβλεψη της πραγματικότητας, με τρόπους οι οποίοι δεν είχαν χρησιμοποιηθεί ξανά στο παρελθόν στα πλαίσια της Ι-Ο ψυχολογίας (Putka & Oswald, 2015).

2.1.10. Εμπόδια και προκλήσεις στην υιοθέτηση και χρήση Big Data Analytics

Παρά την πληθώρα πλεονεκτημάτων που εμφανίζει η χρήση των δεδομένων για την επίτευξη ορθής και αποτελεσματικής λειτουργίας των διαδικασιών ΔΑΔ, ένας οργανισμός που τα αξιοποιεί έρχεται ταυτόχρονα αντιμέτωπος με πολλά εμπόδια και προκλήσεις. Οι προκλήσεις και τα εμπόδια πολλές φορές τείνουν να πάρουν τόσο τεχνικό, όσο και επιχειρησιακό χαρακτήρα, ενώ παράλληλα απαιτούν πολύ χρόνο ώστε να υπερκεραστούν (Putka & Oswald, 2015).

Οι ανασταλτικοί παράγοντες για την υιοθέτηση των Big Data Analytics μπορούν να οριστούν ως "*παράγοντες που αποδυναμώνουν της επίτευξης των στόχων που έχουν τεθεί από τη χρήση των Big Data*" (Sejahtera et al., 2018).

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη υποενότητα (βλ. 2.1.4.), ο Agrawal (2015) στην έρευνα που διεξήγαγε, εντόπισε δύο κύριους παράγοντες που επηρεάζουν αρνητικά την υιοθέτηση των Big Data Analytics. Ο πρώτος είναι η πολυπλοκότητα (complexity), η οποία αναφέρεται στο "*βαθμό στον οποίο μια καινοτομία θεωρείται σχετικά δύσκολη ως προς την κατανόηση και τη χρήση της*",

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ενώ ο δεύτερος είναι η ρυθμιστική υποστήριξη (regulatory support), η οποία περιγράφει την "*κυβερνητική υποστήριξη που δύναται να δημιουργήσει ένα ενθαρρυντικό περιβάλλον, το οποίο θα οδηγήσει τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων σε εντρύφηση με αυτήν την τεχνολογία και την εξέταση της υιοθέτησης της στους οργανισμούς τους*".

Από την άλλη, οι Sejahtera et al. (2018) εντόπισαν συνολικά έντεκα ανασταλτικούς παράγοντες. Ονομαστικά αυτοί είναι:

- Η κακή ποιότητα των δεδομένων (poor data quality),
- Η ελλιπής κατανόηση των δεδομένων (lack of data understanding),
- Τα σιλό δεδομένων (data silos),
- Η έλλειψη του απαιτούμενου χρόνου (lack of time),
- Η μη πραγματοποίηση ανάλυσης κόστους-οφέλους (lack of cost-benefit analysis),
- Η έλλειψη υποστήριξης από την ανώτερη διοίκηση (lack of top management support),
- Η έλλειψη τεχνικών ικανοτήτων (lack of technical skills),
- Η έλλειψη των διαδικασιών διαχείρισης δεδομένων (lack of data management process),
- Η έλλειψη του κατάλληλου ανθρώπινου δυναμικού (lack of right people),
- Η απουσία σαφώς καθορισμένων στόχων (lack of clear goal)
- Και, τέλος, η ανεπαρκής εμπιστευτικότητα και ασφάλεια δεδομένων (poor data privacy and security).

Πέραν των εμποδίων για την υιοθέτηση των Big Data Analytics, οι οργανισμοί οφείλουν να αντιμετωπίσουν παράλληλα και μια σειρά προκλήσεων. Οι Putka και Oswald (2015), συγκέντρωσαν τις επτά (7) κυριότερες προκλήσεις, οι οποίες είναι οι εξής:

- Διασφάλιση ύπαρξης επαρκών ομοιόμορφων αναγνωριστικών (IDs), για τη σύνδεση διαφορετικών συνόλων δεδομένων από πληθώρα πηγών, οργανωτικών επιπέδων, χρονικών περιόδων κ.α.
- Επίτευξη συμφωνία ανταλλαγής δεδομένων με τους κατόχους των σχετικών πηγών στο σύνολο του οργανισμού
- Σαφής καθορισμός αναφορικά με τα χρονοδιαγράμματα λήψης δεδομένων και εξασφάλιση συνέπειας αυτών μεταξύ διαφορετικών ατόμων και ομάδων ενδιαφέροντος
- Αξιολόγηση του επιπέδου εμπιστοσύνης (level of confidence), το οποίο χαρακτηρίζει τους κατόχους δεδομένων και δη αυτών οι οποίοι έχουν τη μεγαλύτερη εμπλοκή στην προσπάθεια ανάλυσης τους

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Σαφής καθορισμός του ρυθμιστικού πλαισίου που διέπει τη χρήση δεδομένων (π.χ. συμφωνίες απορρήτου δεδομένων, ορισμός σκοπού της ανάλυσης, συμμόρφωση με τη σχετική νομοθεσία)
- Σαφής καθορισμός των επιχειρηματικών κανόνων για τη συλλογή και χρήση των δεδομένων, καθώς και διαρκής παρακολούθηση και αναπροσαρμογή των κανόνων αυτών
- Καθιέρωση λογισμικού και δομών δεδομένων (data structures), τα οποία διαχειρίζονται πολλούς τύπους εναπόθεσης και διασταυρωμένης ταξινόμησης (cross-classification) ατόμων και ομάδων, όπως επίσης και αλλαγές στις εν λόγω ταξινομήσεις με την πάροδο του χρόνου.

2.1.11. Ηθικά ζητήματα

Ένα σημαντικό ζήτημα που αφορά στα Big Data και χρήζει ανάλυσης είναι τα ηθικά ζητήματα που εγείρονται κατά τη συλλογή και επεξεργασία των δεδομένων. Επομένως, η χρήση και ανάλυση των Data και των Big Data από επαγγελματίες ΔΑΔ συνήθως συνοδεύεται από ανησυχίες αναφορικά με το απόρρητο τους, ενώ παράλληλα αναδύεται μια σειρά από νομικά και ηθικά ζητήματα κυρίως όταν αυτά αφορούν προσωπικά δεδομένα. Άλλωστε, δεν είναι τυχαίο το γεγονός πως σε πολλές χώρες υπάρχουν νομοθετικά πλαίσια για την προστασία των προσωπικών δεδομένων (Oswaldetal., 2020). Αυτό οφείλεται στο γεγονός πως αρκετές φορές η συλλογή τους διεξάγεται με έναν οριακά ανήθικο τρόπο, δηλαδή χωρίς τη ρητή συγκατάθεση των "παραγωγών" τους ή/και συγκατάθεση που να συνοδεύεται από ξεκάθαρη επεξήγηση του τρόπου με τον οποίο θα χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια τα δεδομένα αυτά. Ως εκ τούτου συχνά εγείρονται ερωτήματα αναφορικά με τη χρήση Big Data για ερευνητικούς σκοπούς στις κοινωνικές επιστήμες (Gezgin, 2018).

Προκειμένου, λοιπόν, να διασφαλιστεί η νομιμότητα στη χρήση των Data, η IBM, εξετάζοντας τους παράγοντες, οι οποίοι καθίσταται απαραίτητο να ληφθούν υπόψη κατά τη συλλογή και χρήση δεδομένων, προσδιόρισε τους τρεις βασικότερους οι οποίοι είναι:

1. Πλαίσιο (Context): αναφέρεται στη σημασία της εξέτασης και του ορισμού του αρχικού σκοπού ο οποίος καθοδηγεί τη συλλογή των δεδομένων.
2. Συγκατάθεση (Consent): προσδιορίζει τη συναίνεση και τις σχετικές επιλογές που έχουν οι παραγωγοί δεδομένων. Για παράδειγμα, οι χρήστες μέσων κοινωνικής δικτύωσης χαρακτηρίζονται από κατοχή μέτριου ελέγχου στον καθορισμό της προσβασιμότητας που έχουν εξωτερικές πηγές στα προσωπικά τους στοιχεία.
3. Υπευθυνότητα (Accountability): υπογραμμίζει τη σημασία που πρέπει να δοθεί από τους οργανισμούς όταν αυτοί αποκτούν πρόσβαση σε πληροφορίες ανθρώπων, καθώς το γεγονός

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

αυτό συμβάλει στην ανάπτυξη ανησυχιών αναφορικά με την ασφάλεια των δεδομένων (Landers & Schmidt, 2016, σελ. 144).

Στο ίδιο κλίμα, ο Fuchs (2017) επισήμανε πως κατά τη διεξαγωγή μιας έρευνας είναι ζωτικής σημασίας η ταυτόχρονη εφαρμογή -σε αυστηρό πλαίσιο- της ερευνητικής δεοντολογίας. Η δεοντολογία αυτή αφορά ζητήματα όπως η ανωνυμία, το απόρρητο των πληροφοριών, η ενημέρωση συνδυαστικά με τη συγκατάθεση και η ευαισθησία των δεδομένων. Επιπλέον, υποστήριξε πως η συνεργασία μεταξύ ερευνητών που αναλύουν Big Data και κοινωνικών επιστημόνων δύναται να συμβάλλει καθοριστικά στην επίλυση ορισμένων προβλημάτων όπως αυτά που προαναφέρθηκαν.

Ένα άλλο γεγονός που επιτείνει την πολυπλοκότητα στην ανάλυση των Big Data είναι το γεγονός πως η συλλογή και ανάλυσή τους δεν θα ήταν δυνατή χωρίς τη χρήση αυτοματοποιημένων συστημάτων. Καθώς, όμως, η βοήθεια τέτοιων συστημάτων για τη λήψη αποφάσεων αυξάνεται με ραγδαίους ρυθμούς, γίνεται ολοένα εντονότερη η ανησυχία για τις συνθήκες χρήσης των δυνατοτήτων AI και ML. Πιο συγκεκριμένα, εγείρονται έντονες ανησυχίες πως τέτοιου είδους μηχανισμοί και συστήματα ενδέχεται να αναπαράγουν με πολλαπλασιαστική ισχύ διάφορες μορφές διακρίσεων, οι οποίες παρατηρούνται στη σημερινή κοινωνία. Το φαινόμενο αυτό γίνεται ιδιαίτερα εμφανές στις αυτοματοποιημένες διαδικασίες προσέλκυσης, όπως η μεροληψία σχετικά με το φύλο, η οποία απορρέει σε μεγάλο βαθμό από την ανισορροπία του ποσοστού των δύο φύλων σε διάφορα επαγγέλματα (De-Arteaga, Romanov, Wallach, Chayes, Borgs, Chouldechova & Kalai, 2019). Παραδείγματος χάριν, δύο κλάδοι όπου το φαινόμενο αυτό γίνεται ιδιαίτερα αισθητό, είναι ο κλάδος της πληροφορικής και ο κλάδος της μηχανικής.

Εν κατακλείδι, κρίνεται επιτακτική η ανάγκη προσεκτικού και οριοθετημένου χειρισμού των δυνατοτήτων που ξετυλίγουν οι νέες τεχνολογίες που έχουμε σήμερα στα χέρια μας. Χαρακτηριστική είναι άλλωστε η φράση πως "*οι σημερινές προβλέψεις των αυτοματοποιημένων συστημάτων λήψεων αποφάσεων, επηρεάζουν σημαντικά τον κόσμο στον οποίο θα ζήσουμε αύριο*" (De-Arteaga et al., 2019).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.2. Artificial Intelligence (AI), Machine learning (ML) & Data Intelligence (DI)

2.2.1. Εισαγωγή

Σήμερα -και ιδιαίτερα κατά τη διάρκεια των τελευταίων δύο δεκαετιών- οι εξελίξεις στον επιχειρησιακό κόσμο "τρέχουν" με ραγδαίο ρυθμό. Το φαινόμενο αυτό έχει κυρίως δύο αιτίες. Η πρώτη είναι η επικράτηση φαινομένων όπως η παγκοσμιοποίηση, η άνθιση της οικονομίας Gig (Gig economy) και η πανδημία COVID-19, τα οποία κατήργησαν σε ένα βαθμό τα γεωγραφικά και οργανωτικά σύνορα (Gaur, 2020). Η δεύτερη αιτία είναι η εισαγωγή των Big Data, Cloud computing και Internet of Things (IoT) στην βιομηχανική και οργανωτική πραγματικότητα. Επιπλέον, η παρείσφρηση των εν λόγω τεχνολογιών έχει επιδράσει έντονα και στις λειτουργείες της ΔΑΔ (π.χ. recruitment, διαχείριση αμοιβών και παροχών, αξιολόγηση κ.α.), οδηγώντας στην ανάπτυξη της 4ης γενιάς (4.0 generation). Τέλος, το σύνολο των παραπάνω αλλαγών καθιστά πλέον αδήριτη την ανάγκη για πολυεπιστημονικής (multidisciplinary) αντιμετώπιση κρίσιμων οργανωτικών ζητημάτων (Sooraksa, 2021).

2.2.2. Ορισμοί

Η έλευση των Big Data στην οργανωσιακή πραγματικότητα συνοδεύεται από την ανάγκη επεξεργασίας και ανάλυσης ενός ιδιαίτερα μεγάλου όγκου δεδομένων με ταχύ, δίκαιο και αποτελεσματικό τρόπο, με στόχο την εξαγωγή πληροφοριών για επιχειρηματικό σκοπό. Για παράδειγμα, στο online recruitment η ταξινόμηση (classification) μεγάλων συνόλων δεδομένων (π.χ. περιγραφή εργασίας, προαπαιτούμενα, βιογραφικά κτλ.) είναι παράγοντες καθοριστικής σημασίας για μεταγενέστερες διαδικασίες, όπως στοχευμένες προτάσεις εργασίες σε υποψηφίους (Javed, Luo, McNair, Jacob, Zhao & Kang, 2015).

Όπως προαναφέρθηκε, η Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) και η Μηχανική Μάθηση (ML) αποτελούν δύο εργαλεία στα χέρια των ειδικών, τα οποία συμβάλουν στην επίτευξη των παραπάνω και οδηγούν σε γρήγορη και αποδοτική λήψη αποφάσεων (Gonzalez et al., 2019). Πως όμως λειτουργούν και πως συνδυάζονται με τα Big Data?

Τα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης είναι "*υπολογιστικά και μαθηματικά αλγοριθμικά μοντέλα, τα οποία εκτελούν διαδικασίες, αφού πρώτα έχουν εκπαιδευτεί με δεδομένα που έχουν εισάγει άνθρωποι, για να πάρουν τελικά την ίδια απόφαση που θα έπαιρνε ένας ειδικός σε περίπτωση που είχε στη διάθεσή του τις ίδιες πληροφορίες*" (Mishra & Tripathi, 2021). Με άλλα λόγια, ένας ειδικός τροφοδοτεί τα εν λόγω μοντέλα με το απαραίτητο "καύσιμο", δηλαδή με μεγάλο όγκο πληροφοριών, ώστε τελικά αυτά να είναι σε θέση να παράγουν μόνα τους αποφάσεις,

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

οι οποίες ταυτίζονται σε μεγάλο βαθμό με αυτές που θα λάμβανε ο ίδιος ο ειδικός. Τα προαναφερθέντα ταυτίζονται και με τον ορισμό των Tiwari, Pandey, Garg και Singhal (2021), οι οποίοι ανέφεραν τα συστήματα AI ως " *Συστήματα που σκέφτονται και ενεργούν όπως οι άνθρωποι. Ακόμα, τα εν λόγω συστήματα σκέφτονται και ενεργούν με λογική*". Μερικοί από τους βασικότερους κόμβους AI, σύμφωνα με τους Mishra και Tripathi (2021), είναι τα συστήματα πολλαπλών παραγόντων, η ασφαλής ανθρώπινη αλληλεπίδραση μέσω AI, ο συλλογισμός και ο σχεδιασμός, η ασφαλής και ιδιωτική επικοινωνία AI, η μηχανική όραση, η μάθηση από εμπειρίες και τα δεδομένα και οι γνώσεις.

Κρίνεται επιτακτική η ανάγκη επισήμανσης πως η AI δεν αποτελεί έναν τομέα αποκλειστικά συνδεδεμένο με την επιστήμη των υπολογιστών, αλλά δύναται να βρει πρακτική εφαρμογή και σε άλλους κλάδους όπως οι φυσικές επιστήμες, τα μαθηματικά, η ψυχολογία, καθώς και σε πληθώρα λειτουργιών οι οποίες εκτελούνται σε επιχειρηματικό περιβάλλον (Tiwari et al., 2021). Μάλιστα, παρατηρείται πως με την πάροδο των ετών η χρήση εργαλείων AI και ευφυΐας δεδομένων (Data Intelligence- DI), γίνεται ολοένα και πιο διαδεδομένη στους οργανισμούς. Επιπρόσθετα, το γεγονός αυτό συμβάλλει καθοριστικά στην αύξηση της απόδοσης των επιχειρήσεών. Αναφορικά με τον ορισμό της δεύτερης έννοιας, οι Mishra και Tripathi (2021), ανέφεραν την DI ως "*ένα δυναμικό μέρος των ενεργειών κάθε καθιερωμένης διαδικασίας για την ανάκτηση επιθυμητών και τελευταίας τεχνολογίας (state-of-the-art) πολιτικών*".

2.2.3. Big Data, ML, AI: Τρία απαραίτητα βήματα για τη δημιουργία νοημοσύνης υψηλού επιπέδου

Πολλές φορές εάν κάποιος δεν είναι εξοικειωμένος με τις έννοιες Big Data, Μηχανική Μάθηση και Τεχνητή Νοημοσύνη, ενδέχεται να τις συγχέει. Για να εξηγήσουμε καλύτερη τη σύνδεση των τριών αυτών εννοιών, θα χρησιμοποιήσουμε το εννοιολογικό πλαίσιο το οποίο αναπτύχθηκε από τους Krafft, Sajtos και Haenlein (2020). Οι ερευνητές αυτοί τόνισαν πως οι τεχνολογίες δύναται να βοηθήσουν τον άνθρωπο να συλλέξει και να επεξεργαστεί μεγάλο όγκο πληροφοριών για να επιτύχει βελτιωμένη μάθηση και τελικά να καταφέρει να δημιουργήσει νοημοσύνη υψηλού επιπέδου (higher-level intelligence). Πιο αναλυτικά, το παραπάνω μπορεί να επιτευχθεί μέσω της αλληλουχίας συλλογής και χρήσης μεγάλου όγκου δεδομένου (Big Data), αλγοριθμικής ερμηνείας τους (ML) και ευέλικτης προσαρμογής των αποτελεσμάτων σε ένα δεδομένο πλαίσιο (AI). Επιπλέον, ανέφεραν πως κάθε ένας από τους τρεις όρους, εμπεριέχει μια ικανότητα τεχνητής νοημοσύνης: α) Τα Big Data, επεξεργασία (processing), β) Η ML, μάθηση (learning) και γ) Η AI, προσαρμογή (adaptation). Συνοψίζοντας, η ικανότητα επεξεργασίας των Big Data θα συμβάλλει στην ανάπτυξη "αποθηκών" και ροών δεδομένων, τα οποία έπειτα θα εξορυχθούν,

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

μοντελοποιηθούν και αναλυθούν με τη χρήση τεχνικών ML, ώστε τελικά να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα με νόημα.

2.2.4. Big Data και Ανάλυση δεδομένων

Αρχικά κρίνεται απαραίτητο να τονιστεί πως η ανάλυση δεδομένων προϋποθέτει την κωδικοποίηση (encoding) γνώσεων, ώστε τελικά αυτές να μπορέσουν να εισαχθούν σε ένα υπολογιστικό σύστημα. Συμπληρωματικά, ο βασικός στόχος της AI είναι η επίλυση σύνθετων και πολύπλοκων προβλημάτων, τα οποία είναι δύσκολο να επιλυθούν από τον άνθρωπο (Tiwari et al., 2021).

Όπως έχει επισημανθεί (βλ. 2.1.5), το τελευταίο στάδιο του κύκλου ζωής των Big Data αποτελεί η ανάλυση δεδομένων, μέρη της οποίας είναι η επεξεργασία, η ανάλυση και η οπτικοποίηση τους. Ας εξετάσουμε με περισσότερες λεπτομέρειες τις εν λόγω διαδικασίες.

Προκειμένου να επιτευχθούν τα προαναφερθέντα, είναι απαραίτητη η εφαρμογή κατάλληλων αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων και ML. Μεταξύ του συνόλου των διαφόρων πιθανών αλγορίθμων, οι οποίοι συστήνονται για τα Big Data, συνήθως υιοθετούνται αυτοί με τη μεγαλύτερη ταχύτητα εκτέλεσης και τη λιγότερη κατανάλωση πόρων cloud. Βέβαια, σε κάθε περίπτωση η επιλογή του αλγορίθμου χρίζει ιδιαίτερης προσοχής, καθώς επιδρά καθοριστικά στην ποιότητα των προβλέψεων (Taleb et al., 2021).

Αναφορικά με την οπτικοποίηση, αυτή μπορεί να περιγραφή ως "*ερμηνεία των επαναλαμβανόμενων μοτίβων και τάσεων που υπάρχουν στα δεδομένα*". Για την ανάπτυξη τέτοιου είδους μοντέλων συχνά χρησιμοποιείται η βαθιά μάθηση (Deep Learning- DL), η οποία αποτελεί κλάδο της AI (Seddon & Currie, 2017). Επιπλέον, η οπτικοποίηση αποτελεί ένα συχνά χρησιμοποιούμενο χαρακτηριστικό V (Visualization) για την περιγραφή των Big Data και επιτρέπει τη μετατροπή τους σε Small Data, τα οποία είναι εύκολο στη συνέχεια να απεικονιστούν και να ερμηνευτούν οπτικά (Taleb et al., 2021). Με άλλα λόγια, η οπτικοποίηση των δεδομένων δύναται να βοηθήσει τους αρμόδιους να καταλάβουν ευκολότερα τα συμπεράσματα που εξάγονται από τις αναλύσεις αυτών και να λάβουν εν συνεχεία αποφάσεις στηριζόμενοι σε αυτά. Δεν είναι λίγες άλλωστε οι εταιρείες οι οποίες έχουν επενδύσει μεγάλα χρηματικά ποσά σε τεχνολογίες AI, ώστε να καταφέρουν να επεξεργαστούν τόσο τα δεδομένα που λαμβάνουν σε πραγματικό χρόνο, όσο και το μεγάλο όγκο των συσσωρευμένων παρελθοντικά αποθηκευμένων δεδομένων τους (Seddon & Currie, 2017).



2.2.5. Πιθανά οφέλη και περιορισμοί των εργαλείων AI και ML

Καθώς έχουμε πλέον διανύσει ένα μεγάλο μέρος της 4ης βιομηχανικής επανάστασης και οδεύουμε προς την 5η, το νέο οικοσύστημα εργασίας επιτάσσει τη συμβιωτική σχέση της τεχνολογίας με τον άνθρωπο. Ο ρόλος της ΔΑΔ στο νέο αυτό περιβάλλον οφείλει να είναι η δημιουργία μιας κουλτούρας καινοτομίας, καθώς και η προώθηση της ευκινησίας (agility) και της δημιουργικότητας (Gaur, 2020). Ειδικότερα για τη συνύπαρξη της τεχνολογίας και της ΔΑΔ, οι οργανισμοί που εισάγουν τη χρήση εργαλείων AI και ML στα συστήματα διαχείρισης των ταλέντων τους, έχουν πολλά οφέλη να κερδίσουν, ενώ ταυτόχρονα υπάρχουν και αρκετοί περιορισμοί, τους οποίους οφείλουν να λάβουν υπόψιν (Gonzalez et al., 2019; Sooraksa, 2021). Σε κάθε περίπτωση, η ενσωμάτωση της Υπολογιστικής (Computational) και Τεχνητής Νοημοσύνης στον κλάδο της ΔΑΔ, ανοίγει το δρόμο για ριζικές αλλαγές στον τομέα των HR Analytics σε πρακτικό επίπεδο (Sooraksa, 2021).

Πιο αναλυτικά, στα θετικά συγκαταλέγονται οι μειωμένοι δαπανώμενοι πόροι (χρόνος, κόπος, χρήματα, εργατοώρες) και η αυξημένη ευχέρεια χειρισμού μεγάλου όγκου δεδομένων. Ακόμα, με τη βοήθεια τέτοιου είδους εργαλείων είναι πλέον εφικτή η προσβασιμότητα σε μορφές δεδομένων, όπως για παράδειγμα ένας εξαιρετικά μεγάλος αριθμός βιογραφικών, περιεχόμενο από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, απαντήσεις αξιολογήσεων και συνεντεύξεων κτλ. Στα θετικά εντάσσεται επίσης η αυξημένη προγνωστική ακρίβεια (predictive accuracy) για πληθώρα ατομικών και οργανωτικών αποτελεσμάτων (Gonzalez et al., 2019). Επιπλέον, δίνεται η δυνατότητα για προσωποποιημένη παροχή λύσεων με εξαιρετικά μεγάλη ταχύτητα απόκρισης. Τέλος, η AI και η ML επιτρέπουν την άντληση και ανάλυση στοιχείων με στόχο την απόκτηση γνώσεων αναφορικά με πληθώρα θεμάτων σχετιζόμενων με τη συμπεριφορά των εργαζομένων, τα οποία εν συνεχεία μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων (Zel & Kongar, 2020).

Από την άλλη, δε λείπουν και οι περιορισμοί οι οποίοι επέρχονται από τους εν λόγω αλγόριθμους. Συγκεκριμένα, η ποιότητα της πρόβλεψης είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την ποιότητα των διατιθέμενων δεδομένων, καθώς και με την καταλληλότητα του χρησιμοποιούμενου αλγορίθμου. Συνεπώς, στην περίπτωση που δε διαθέτουμε ποιοτικά δεδομένα ή δε χρησιμοποιήσουμε κάποιον αλγόριθμο, ο οποίος να ταιριάζει στη συγκεκριμένη περίπτωση, δε θα έχουμε τελικά τα επιθυμητά προβλεπτικά αποτελέσματα. Επιπροσθέτως, οι επιστήμονες του κλάδου υποστηρίζουν πως οι αλγόριθμοι έχουν ένα “μαύρο κουτί” (black box), το οποίο οδηγεί σε ασάφεια αναφορικά με τον τρόπο εξαγωγής μιας δεδομένης πρόβλεψης (Gonzalez et al., 2019). Επιπλέον, η παγκόσμια αγορά βρίσκεται προς το παρόν αντιμέτωπη με την έλλειψη εξειδικευμένου ανθρώπινο δυναμικού το οποίο θα αναλάβει να φέρει εις πέρας απαιτητικές διαδικασίες ανάλυσης δεδομένων. Ακόμα, η

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

εκτενής χρήση εργαλείων AI και ML δύναται να οδηγήσει τους εργαζόμενους στη βίωση αρνητικών συναισθημάτων, καθώς θα απουσιάζει σε μεγάλο βαθμό η ανθρώπινη επαφή. Συμπληρωματικά, αρνητικά συναισθήματα ενδέχεται να βιώσουν και εργαζόμενοι οι οποίοι δεν είναι εξοικειωμένοι με τέτοιου είδους εργαλεία, γεγονός το οποίο θα τους κάνει να νιώσουν πως μειονεκτούν έναντι των συναδέλφων τους (Zel & Kongar, 2020). Τέλος, μελλοντικά ενδέχεται να υπάρξουν ζητήματα νομικής υπόστασης αναφορικά με την ιδιωτικότητα των προσωπικών δεδομένων και την αυτοματοποιημένη διαχείριση τους. Αξίζει να σημειωθεί πως ήδη πολλές χώρες έχουν θεσπίσει νόμους σχετικά με την αυτόματη διαχείριση δεδομένων, καθώς και την προστασία αυτών. Τελευταίος αλλά εξίσου σημαντικός περιορισμός είναι οι αρνητικές αντιδράσεις που παρατηρούνται από τους υποψήφιους, τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και γενικά το ευρύ κοινό, απέναντι στη χρήση εργαλείων AI και ML (Gonzalez et al., 2019).

2.2.6. Συστατικά μέρη προγνωστικού μοντέλου

Όπως προαναφέρθηκε, η προγνωστική αναλυτική αποτελεί έναν εκ των τεσσάρων τύπων analytics, τα οποία χρησιμοποιούνται εκτεταμένα για την αξιοποίηση υπαρχόντων δεδομένων. Ας εξετάσουμε αναλυτικότερα τα στοιχεία που εμπεριέχονται σε ένα *προγνωστικό μοντέλο* (predictive modeling) και πως αυτά αποτυπώνονται στη δική μας έρευνα.

Σύμφωνα με τους Kuhn και Johnson (2016, σελ.6), ο όρος προγνωστικό μοντέλο αναφέρεται στη "*διαδικασία αποκάλυψης σχέσεων και συσχετίσεων μέσα σε ένα σύνολο δεδομένων, με στόχο την πρόβλεψη κάποιων επιθυμητών αποτελεσμάτων*". Βέβαια υπάρχουν πολλοί ερευνητές οι οποίοι έχουν δώσει διαφορετική ονομασία περιγράφοντας τον ίδιο όρο, γεγονός το οποίο έχει οδηγήσει με τη σειρά του στην περιγραφή των συστατικών μερών με διάφορες συνώνυμες ονομασίες. Αναλυτικότερα:

- Οι ονομασίες δείγμα (*sample*), *data point*, παρατήρηση (*observation*) και άλλες παρεμφερείς, αναφέρονται σε μια μεμονωμένη μονάδα δεομένων -όπως παραδείγματος χάριν ένας πελάτης, ένας χρήστης κ.α.- ή ακόμα και σε ένα υποσύνολο παρατηρήσεων. Στη δική μας έρευνα, ο όρος αυτός αντικατοπτρίζει έναν χρήστη, ο οποίος έχει δημιουργήσει το ατομικό προφίλ του στην πλατφόρμα της CollegeLink.
- Το εκπαιδευτικό σετ (*training set*), χαρακτηρίζει ένα σύνολο δεδομένων, τα οποία χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη μοντέλων. Παράλληλα, τα σύνολα δοκιμής (*test sets*) ή επικύρωσης (*validation sets*) χρησιμοποιούνται με αποκλειστικό σκοπό την αξιολόγηση της απόδοσης κάποιον υποψήφιων μοντέλων. Στη δική μας περίπτωση, ο όρος αυτός αναφέρεται στα 4.000 προφίλ τα οποία θα βαθμολογηθούν από τους recruiters του project.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

- Οι όροι παράγοντες πρόβλεψης (*predictors*), ανεξάρτητες μεταβλητές (*independent variables*), περιγραφείς (*descriptors*) ή χαρακτηριστικά (*attributes*), αποτελούν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται από τους ερευνητές ως στοιχεία των μεταβλητών της εξίσωσης πρόβλεψης (*prediction equation*). Ουσιαστικά στη δική μας εξίσωση τα δεδομένα αυτά είναι οι πληροφορίες που έχει καταχωρήσει ο εκάστοτε χρήστης στο προφίλ του, όπως αυτές περιγράφονται με λεπτομέρειες στη συνέχεια (βλ. 3.2).
- Οι ονομασίες αποτέλεσμα (*outcome*), εξαρτημένη μεταβλητή (*dependent variable*), κλάση (*class*), στόχος (*target*) ή απόκριση (*response*), αποτυπώνουν το αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Έτσι, και στο δικό μας προγνωστικό μοντέλο αναφέρονται στα αποτελέσματα έπειτα από την κατάλληλη επεξεργασία των δεδομένων.
- Ένα επιπλέον συστατικό μέρος είναι τα συνεχή δεδομένα (*continuous data*), τα οποία χαρακτηρίζονται από την ιδιότητά τους να παίρνουν τιμές από αριθμητικές ή φυσικές κλίμακες. Για παράδειγμα, τέτοιου είδους δεδομένα είναι η αρτηριακή πίεση, το ύψος, το κόστος ή ακόμα και ο αριθμός τέκνων κτλ. Στο προφίλ ενός χρήστη συνεχή δεδομένα μπορούν να είναι ο βαθμός πτυχίου, τα χρόνια προϋπηρεσίας, ο αριθμός των ξένων γλωσσών που γνωρίζει κ.α.
- Μια άλλη μορφή δεδομένων είναι τα κατηγορικά (*categorical data*) ή αλλιώς ευρέως γνωστά ως ονομαστικά (*nominal*) ή διακριτά (*discrete*). Σε αυτή την κατηγορία, τα δεδομένα δύναται να λάβουν ως συγκεκριμένες τιμές, οι οποίες δεν χαρακτηρίζονται από κλιμακωτή διαβάθμιση. Στο δικό μας μοντέλο τέτοιου είδους δεδομένα μπορεί να είναι το επίπεδο γνώσης μιας ξένης γλώσσας (“Lower”, “Advanced”, “Proficiency” ή “Native”), ο τόπος κατοικίας κ.α.
- Τέλος, η κατασκευή μοντέλων (model building), η εκπαίδευση μοντέλων (model training) και η εκτίμηση παραμέτρων (parameter estimation) αποτελούν όρους οι οποίοι σχετίζονται άμεσα με τις διαδικασίες χρήσης δεδομένων, ώστε τελικά να προσδιοριστούν οι τιμές των εξισώσεων πρόβλεψης.

Η κατανόηση των επιμέρους μερών ενός προγνωστικού μοντέλου, όπως αυτά περιεγράφηκαν από τους Kuhn και Johnson (2016, σελ.6), θα αποτελέσει τον οδηγό για την βαθύτερη κατανόηση του εκτελεστικού μέρους του παρόντος project.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.3. Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού

2.3.1. Ιστορική αναδρομή

Η Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού έχει τις ρίζες της στο δεύτερο μισό του 19ου αιώνα, όποτε και αναπτύχθηκε ως μια σειρά δράσεων για τη βελτίωση των εργασιακών συνθηκών της εποχής. Έπειτα από μερικά χρόνια και σε συνδυασμό με την ανάπτυξη της βιομηχανίας, το επίκεντρο της ΔΑΔ αποτέλεσε η δημιουργία καλύτερων σχέσεων μεταξύ των εργαζομένων και των εργοδοτών. Επιπρόσθετα, κατά το στάδιο αυτό έγινε πλέον επιτακτική η ανάγκη σύστασης τμημάτων ΔΑΔ για την οργανωμένη επίτευξη στόχων. Σήμερα, η ΔΑΔ αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι της επιχειρησιακής δραστηριότητας και συμβάλει καθοριστικά στην ανάπτυξη της στρατηγικής πορείας και την επίτευξη ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος για κάθε οργανισμό (Ρίβανς, 2017). Ακόμα, οι δραστηριότητες που εμπεριέχει βασίζονται πλέον σε αναλυτικά μοντέλα που χρησιμοποιούν δεδομένα (Data driven analytical models), παρέχοντας αυξημένη αντικειμενικότητα στις λαμβανόμενες αποφάσεις, καθώς η διαίσθηση των εμπλεκόμενων αντικαθίσταται από τεκμήρια (Garcia-Arroyo & Osca, 2019; Gaur, 2020).

2.3.2. Ορισμός

Μελετώντας τη διεθνή βιβλιογραφία είναι εύκολα κατανοητό πως η προσπάθεια σαφούς ορισμού της ΔΑΔ, δεν είναι εύκολη υπόθεση. Ο Opatha (2021) πραγματοποίησε μια μεγάλη ερευνητική προσπάθεια συλλογής συνολικά 25 διαφορετικών ορισμών για τη ΔΑΔ, οι οποίοι έχουν δοθεί κατά καιρούς από πληθώρα ερευνητών που μελετούν ενεργά το αντίστοιχο πεδίο. Οι σημαντικότεροι από αυτούς παραθέτονται στον κάτωθι πίνακα με χρονολογική σειρά.

Ερευνητής/τες	Έτος	Ορισμός
French	1978	Η ΔΑΔ αποτελείται από την προσέλκυση, επιλογή, ανάπτυξη, χρήση και κατάλληλη προσαρμογή του ανθρώπινου δυναμικού από τους οργανισμούς. * Το 1978 χρησιμοποιούταν ο όρος Διαχείριση Προσωπικού (Personnel Management) αντί του ΔΑΔ.
Glueck	1979	Η λειτουργία -όλων των επιχειρήσεων- που παρέχεται για την αποτελεσματική αξιοποίηση του ΑΔ και αποβλέπει τόσο στην επίτευξη των επιχειρησιακών στόχων, όσο και στην ικανοποίηση των εργαζόμενων.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Schuler & Youngblood	1986	Όρισαν την αποτελεσματική ΔΑΔ ως αναγνώριση της σημασίας του ΑΔ σαν στοιχείο ζωτικής σημασίας και τη χρήση διάφορων δραστηριοτήτων και λειτουργιών για τη διασφάλιση της ορθής χρήσης του ΑΔ με αποτελεσματικό, νόμιμο και ωφέλιμο τρόπο για το άτομο, τον οργανισμό και την κοινωνία.
Heneman, Schwab, Fossum & Dyer	1989	Ένα συνονθύλευμα δραστηριοτήτων που εμπεριέχονται στη λειτουργία ενός οργανισμού και στοχεύουν στην επιρροή της αποτελεσματικότητας των εργαζομένων. Επισήμαναν επίσης πως η προσέλκυση, απόδοση, διατήρηση, συμμετοχή, ικανοποίηση κ.α. των εργαζομένων, θεωρούνται απόρροια της ΔΑΔ και επιτυγχάνονται μέσα από σχετικές ενέργειες.
Harris	1997	Τα προγράμματα, οι πολιτικές και οι πρακτικές για τη διαχείριση του ΑΔ ενός οργανισμού.
Kleiman	2004	Η οργανωσιακή λειτουργία που εμπεριέχει πρακτικές, οι οποίες βοηθούν έναν οργανισμό να αντιμετωπίσει αποτελεσματικά το ΑΔ του κατά τις διάφορες φάσεις του κύκλου απασχόλησης (employment cycle).
Noe, Hollenbeck, Gerhart & Wright	2007	Οι πολιτικές, οι πρακτικές και τα συστήματα που επιδρούν στη συμπεριφορά, τις στάσεις και την τελική απόδοση των εργαζομένων.
Opatha	2009	Η αποδοτική και αποτελεσματική χρήση του ΑΔ για την επίτευξη των οργανωτικών στόχων.
Ivancevich	2010	Η επιχειρησιακή λειτουργία που διευκολύνει την αποτελεσματική χρήση των εργαζομένων για την επίτευξη τόσο οργανωτικών όσο και ατομικών στόχων.
Mathis & Jackson	2011	Η ΔΑΔ είναι υπεύθυνη για τη σχεδίαση διοικητικών συστημάτων, τα οποία θα διασφαλίσουν πως το ταλέντο των εργαζόμενων χρησιμοποιείται αποδοτικά και αποτελεσματικά για την επίτευξη των οργανωτικών στόχων.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Armstrong & Taylor	2014	Η στρατηγική, ολοκληρωμένη και συνεκτική προσέγγιση της απασχόλησης, ανάπτυξης και ευημερίας των εργαζομένων ενός οργανισμού.
Dessler	2017	Η διαδικασία απόκτησης, εκπαίδευσης, αξιολόγησης και αμοιβής των εργαζομένων, καθώς η μέριμνα για τις εργασιακές σχέσεις, την υγιεινή και ασφάλεια των εργαζομένων και την εξασφάλιση δίκαιης μεταχείρισης.

Πίνακας 3:Ορισμοί Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού

Με μία προσεκτική ματιά στην εξέλιξη των ορισμών με την πάροδο των χρόνων, μπορούμε να διαπιστώσουμε πως η ΔΑΔ έχει μετασχηματιστεί από την απλή εφαρμογή δράσεων για την επίτευξη στόχων σε ένα ολοκληρωμένο μείγμα διαδικασιών, οι οποίες συνοδεύουν τους εργαζόμενους σε όλα τα στάδια του εργασιακού τους βίου. Ακόμα, παρατηρούμε πως οι ενέργειες που εφαρμόζονται ως απόρροια των εν λόγω διαδικασιών, δεν είναι πλέον μονάχα οργανωσιοκεντρικές, αλλά έχουν ταυτόχρονα και αναπτυξιακό χαρακτήρα για τους εργαζόμενους σε προσωπικό και επαγγελματικό επίπεδο.

Ο Opatha το 2021 ενσωμάτωσε όλα τα διαφορετικά στοιχεία των ορισμών σε έναν ενιαίο, ο οποίος αποτελεί ίσως τον πιο ολοκληρωμένο που έχει συγγραφεί στα πλαίσια της διεθνούς επιστημονικής κοινότητας. Αυτός ορίζει τη ΔΑΔ ως "*Την υιοθέτηση λειτουργιών και δραστηριοτήτων για την αποδοτική και αποτελεσματική χρήση του ΑΔ ενός οργανισμού για την επίτευξη των στόχων του, οι οποίοι συμπεριλαμβάνουν την ικανοποίηση των επιθυμιών των βασικών ενδιαφερόμενων μερών (key stakeholders) στο μέγιστο δυνατό βαθμό και παράλληλα τη θετική συμβολή στο περιβάλλον δραστηριοποίηση του. Ακόμα, περιλαμβάνει τη διαμόρφωση, εφαρμογή και συνεχή συντήρηση στρατηγικών, πολιτικών, διαδικασιών, κανόνων, πρακτικών και συστημάτων διαχείρισης των εργαζομένων στρατηγικά, συμμετοχικά και βιώσιμα*".

2.3.3. Διοίκηση Προσωπικού *vs* Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού

Κατά την πάροδο των ετών, ο όρος λάμβανε διαφορετικές ονομασίες, καθώς προσθέτονταν επιπλέον αρμοδιότητες στο εν λόγω τμήμα της επιχείρησης. Έτσι, ο όρος ΔΑΔ συγχέεται συχνά με παλαιότερους όρους, όπως για παράδειγμα Διαχείριση ή Διοίκηση Προσωπικού. Η Ρούλη (2017) συγκέντρωσε τις διαφοροποιήσεις των δύο όρων -οι οποίες είχαν οριστεί ήδη από τον Storey (1992)- και παρουσιάζονται αναλυτικά στον Πίνακα 3. Παράλληλα, επισήμανε πως ο κύριος πυλώνας διαφοροποίησης έγκειται στο γεγονός ότι ενώ ορισμένες λειτουργίες αποτελούν

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

μεμονωμένη δράση για τη Διοίκηση Προσωπικού, στα πλαίσια της ΔΑΔ αποτελούν ενσωματωμένο κομμάτι της βασικής της λειτουργίας.

Διάσταση	**Διοίκηση Προσωπικού**	**Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού**
Επιλογή	Μεμονωμένο καθήκον	Ενταγμένη δράση στη βασική λειτουργία
Αμοιβές	Ανάλογες με τη θέση εργασίας	Ανάλογες με την απόδοση
Εργατικό Σώμα και Διοίκηση	Σύναψη συλλογικών συμβολαίων	Τάση για σύναψη ατομικών συμβάσεων
Σχέσεις με συνδικαλιστές	Οριοθέτηση μέσω εκπαίδευσης	Προσπάθεια αποφυγής και διατήρησης αρμονικών σχέσεων
Κατηγορίες και βαθμοί θέσεων εργασίας	Πολλοί	Λίγοι
Ροή πληροφόρησης	Περιορισμένη	Αυξημένη
Σχεδιασμός εργασίας	Ατομική εργασία	Ομαδική εργασία
Αντιμετώπιση διαμαχών	Ad-hoc αντιμετώπιση	Δημιουργία καλού κλίματος και κουλτούρας
Εκπαίδευση και Ανάπτυξη	Περιορισμένη κυρίως σε ειδικά μαθήματα	Πληθώρα μορφών
Επίβλεψη	Αυστηρή, Διαδικασίες προσωπικού	Διαχείριση μέσω στρατηγικών προσωπικού
Κριτήρια Αξιολόγησης	Ελαχιστοποίηση κόστους	Μέγιστη χρήση ικανοτήτων και δεξιοτήτων

Πίνακας 4: Διαφορές Διοίκησης Προσωπικού και Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού

Εξετάζοντας τις παραπάνω διαφορές, γίνεται σαφές πως η ΔΑΔ, δηλαδή ο όρος που έχει επικρατήσει στο σύγχρονο επαγγελματικό κόσμο, έχει στραφεί πλέον σε μία πιο ανθρωποκεντρική, ομαδική και αναπτυξιακή οπτική αναφορικά με το δυναμικό μιας επιχείρησης. Παράλληλα, κρίνεται σημαντικό να επισημάνουμε πως ο κύριος λόγος υιοθέτησης της νέας προσέγγισης είναι η κατανόηση της συμβολής που μπορεί να έχει το ΑΔ ενός οργανισμού, στην επιτυχή πορεία αυτού.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.3.4. Στόχοι της Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού

Η ύπαρξη ενός τμήματος ΔΑΔ σε έναν οργανισμό, καθώς και οι ενέργειες αυτού, δεν θα είχαν νόημα εάν δε συνοδεύονταν από τη θεσμοθέτηση στόχων και την κατευθυνόμενη δράση για την επίτευξη αυτών. Ήδη από το 1987, ο Guest όρισε τους τέσσερις βασικούς στόχους της ΔΑΔ ως:

- Στρατηγική ολοκλήρωση
- Επίτευξη υψηλής δέσμευσης
- Επίτευξη υψηλής ποιότητας
- Λειτουργία κάτω από καθεστώς ευελιξίας.

Είκοσι χρόνια αργότερα, οι ερευνητές DeNisi και Griffin (2007) όρισαν τους πέντε κύριους στόχους της ΔΑΔ ως:

- Τήρηση όλων των νομικών και κοινωνικών υποχρεώσεων
- Συμβολή στην ανάπτυξη του ΑΔ σε προσωπικό και ομαδικό επίπεδο
- Βελτίωση της παραγωγικότητας και της ποιότητας
- Ανάπτυξη ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος για τον οργανισμό
- Επιτυχή επίτευξη των οργανωσιακών στόχων.

Τέλος, σύμφωνα με τους Armstrong και Tailor (2014, σελ. 5), οι οποίοι υιοθέτησαν μια πιο αναλυτική προσέγγιση, οι κύριοι στόχοι της ΔΑΔ είναι:

- Η παροχή υποστήριξης για την επίτευξη των οργανωσιακών στόχων, μέσω της ανάπτυξης και εφαρμογής στρατηγικών και πρακτικών ΔΑΔ, οι οποίες ευθυγραμμίζονται με την εταιρική στρατηγική
- Η επιλογή του κατάλληλου, εξειδικευμένου και αφοσιωμένου ΑΔ για την κάλυψη των αναγκών του οργανισμού
- Η συμβολή στη δημιουργία μιας κουλτούρας υψηλών επιδόσεων που θα διακατέχει το σύνολο των εργαζομένων
- Η δημιουργία ενός θετικού κλίματος αμοιβαίας εμπιστοσύνης μεταξύ των εργαζομένων και της διοίκησης
- Τέλος, η ηθική εφαρμογή ενεργειών ΔΑΔ.

Μελετώντας τα παραπάνω, θα μπορούσαμε να πούμε συνοπτικά πως η ΔΑΔ σήμερα αποτελεί ένα κράμα από στρατηγικές αποφάσεις και ενέργειες, με στόχο την υποστήριξη της βιωσιμότητας και της ανάπτυξης των οργανισμών, μέσω ενός ηθικού και διαφανούς τρόπου λειτουργίας. Επιπροσθέτως, σκοπός της είναι η επιτυχής δέσμευση του ΑΔ ενός οργανισμού για την επίτευξη

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

των παραπάνω, καθώς αυτό δύναται να συμβάλει καταλυτικά στην ανάπτυξη και διατήρηση ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος.

2.3.5. Λειτουργίες της Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού

Εξετάζοντας τη σχετική βιβλιογραφία, διαπιστώνεται πως η ΔΑΔ περιλαμβάνει μια σειρά από λειτουργίες, οι οποίες κρίνεται απαραίτητο να ευθυγραμμίζονται με τη στρατηγική του οργανισμού. Οι βασικότερες από τις λειτουργίες αυτές είναι οι εξής:

- Σχεδιασμός και Ανάλυση εργασίας (Job Design and Analysis)
- Προγραμματισμός ΑΔ (Human Resource Planning/ Workforce planning)
- Προσέλκυση (Recruitment) και Επιλογή (Selection) προσωπικού
- Εκπαίδευση και Ανάπτυξη προσωπικού (Learning & Development)
- Αξιολόγηση απόδοσης (Performance evaluation)
- Διαχείριση σταδιοδρομίας (Career management)
- Αμοιβές και Παροχές (Compensation & Benefits- Reward management)
- Διαχείριση ευημερίας (Welfare management)
- Διαχείριση κινήτρων (Incentives management)
- Διαχείριση παραπόνων (Grievance management)
- Υγιεινή και Ασφάλεια (Health & Safety)
- Εργασιακές σχέσεις (Labour relations)

Σύμφωνα με τον Opatha (2021), οι εν λόγω λειτουργείες κρίνονται καθοριστικής σημασίας για την επιτυχή εκτέλεση των καθηκόντων του τμήματος ΔΑΔ και εν συνεχεία τη συμβολή στην επίτευξη των επιθυμητών οργανωτικών αποτελεσμάτων.

2.3.6. Recruitment and Selection

2.3.6.1. Ορισμοί

Όπως γίνεται σαφές μελετώντας τα παραπάνω, η ΔΑΔ αποτελείται από έναν πολύπλοκο συνδυασμό δράσεων και για την ευκολότερη κατανόησή της, απαιτείται πολλές φορές πρώτα η ανάπτυξη ενός εννοιολογικού πλαισίου (Kamran, Dawood & Hilal, 2015). Με παρόμοιο τρόπο, κρίνεται απαραίτητη και η θεωρητική ανάλυση των επιμέρους μερών της.

Μια από τις σημαντικότερες -εάν όχι η σημαντικότερη- λειτουργία της ΔΑΔ, είναι η Προσέλκυση και Επιλογή προσωπικού (Recruitment & Selection process), καθώς αποτελεί το πρώτο βήμα για τη δημιουργία στρατηγικού και ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος για έναν οργανισμό (Abbasi, Tahir, Abbas, & Shabbir, 2020; Hamza et al., 2021). Σε αυτό το σημείο κρίνεται αδήριτη η ανάγκη

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

επισήμανσης πως οι λειτουργίες της προσέλκυσης και επιλογής προσωπικού είναι άρρηκτα αλληλένδετες και το γεγονός αυτό -ορισμένες φορές- καθιστά αδύνατο το διαχωρισμό των ενεργειών που περιλαμβάνουν (Abbasi et al., 2020; Abraham, Kaliannan, Mohan & Thomas, 2015). Συνεπώς, πολλοί ερευνητές προτιμούν να αποδώσουν τις δύο έννοιες με έναν κοινό ορισμό, ενώ άλλοι επιλέγουν να παραθέσουν δύο μεμονωμένους. Σε κάθε περίπτωση, τα κύρια στοιχεία που εμπεριέχονται στους ορισμούς σχετίζονται με τις δράσεις και τις αποφάσεις ενός οργανισμού για τον εντοπισμό, την προσέλκυση και την άσκηση επιρροής στους κατάλληλους υποψηφίους, ώστε τελικά να υποβάλλουν αίτηση για μια κενή θέση εργασίας, θεωρώντας την ενέργεια αυτή ως καλή επιλογή για την επαγγελματική τους σταδιοδρομία (Abraham et al., 2015).

Ο Acikgoz (2019), όρισε το recruitment ως "*τη δραστηριότητα η οποία επηρεάζει τόσο τον αριθμό, όσο και τον τύπο των υποψηφίων που υποβάλλουν αίτηση για μία κενή θέση εργασίας, συμμετέχουν στα στάδια της διαδικασίας και αποδέχονται μια προσφορά*". Δύο χρόνια αργότερα, οι Hamza et al. (2021), όρισαν το recruitment ως "*τη διαδικασία ανακάλυψης ή επιλογής (discovering or selecting) και πρόσληψης του υποψηφίου - είτε από το εσωτερικό είτε από το εξωτερικό περιβάλλον του οργανισμού- ο οποίος κατέχει τα καλύτερα προσόντα για μια εργασιακή ευκαιρία*". Παράλληλα, σύμφωνα με τους Armstrong και Tailor (2014, σελ. 226), το recruitment είναι η " *διαδικασία εύρεσης και δέσμευσης των κατάλληλων ανθρώπων που χρειάζεται ένας οργανισμός*", ενώ η επιλογή αναφέρεται στην " *απόφαση για το ποιοι αιτούντες ή υποψήφιοι πρέπει να επιλεγούν τελικά για την κάλυψη των θέσεων εργασίας*". Συνδέοντας τις δύο παραπάνω έννοιες, μπορούμε να πούμε πως το σύνολο των ενεργειών για την προσέλκυση και επιλογή προσωπικού αποτελεί τη διαδικασία πρόσληψης (Hiring Process). Ακόμα, είναι σημαντικό να επισημανθεί πως απώτερος σκοπός της εν λόγω διαδικασίας είναι η κάλυψη κενών θέσεων εργασίας με άτομα τα οποία διαθέτουν το σύνολο των επιθυμητών χαρακτηριστικών, τα οποία έχει ορίσει ο εκάστοτε οργανισμός (Acikgoz, 2019).

Ας εξετάσουμε τη σημασία της προσέλκυσης και επιλογής προσωπικού από τη σκοπιά των επιχειρήσεων. Ήδη από το 1963 ο Schultz όρισε το ανθρώπινο κεφάλαιο ως " *σημαντικό στοιχείο για την αναβάθμιση της επιχειρησιακής απόδοσης* ". Λαμβάνοντας υπόψιν πως η ποιότητα του ανθρώπινου δυναμικού ενός οργανισμού είναι στενά συνδεδεμένη με τα επιχειρησιακά αποτελέσματα, τα τελευταία χρόνια η προσέλκυση υποψηφίων αποτελεί μια από τις κρισιμότερες διαδικασίες για την οργανωσιακή επιβίωση και επιτυχία. Ταυτόχρονα, οι οργανισμοί ανταγωνίζονται πλέον έντονα μεταξύ τους για την απόκτηση των πιο ταλαντούχων εργαζόμενων (Acikgoz, 2019; Muduli & Trivedi, 2020). Υπεύθυνο για την επιτυχή διεξαγωγή των παραπάνω, είναι το τμήμα ΔΑΔ των οργανισμών (Hamza et al., 2021). Στελέχη αυτού είναι οι recruiters, οι

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

οποίοι έχουν την ευχέρεια επιλογής διάφορων μεθόδων προσέλκυσης, ενώ η τελική επιλογή βασίζεται τόσο σε κριτήρια προ-πρόσληψης όσο και σε κριτήρια μετά την πρόσληψη. Παραδείγματος χάριν, τέτοια κριτήρια μπορεί να είναι ο αριθμός των αιτήσεων, η ταχύτητα πλήρωσης της θέσης εργασίας, η ποιότητα των υποψηφίων, η απόδοση μετά την πρόσληψη, η δέσμευση κ.α. (Muduli & Trivedi, 2020).

2.3.6.3 Επιμέρους στάδια της διαδικασίας

Συνοπτικά, το recruitment είναι "*ένα σύνολο δράσεων -στις οποίες προβαίνει ένας οργανισμός- προκειμένου να εφιστήσει την προσοχή των αιτούντων εργασία, οι οποίοι πληρούν τα προαπαιτούμενα μιας θέσης και μπορούν να συνδράμουν στην επίτευξη των οργανωτικών στόχων*". Η αποτελεσματική υλοποίηση των εν λόγω δράσεων απαιτεί συνήθως πολλούς πόρους -κυρίως χρήματα και χρόνο- και περιλαμβάνει το φάσμα από την αναζήτηση των κατάλληλων υποψηφίων έως την πραγματοποίηση συνεντεύξεων (Hamza et al., 2021).

Όπως συμβαίνει και με τον ορισμό του recruitment, πολλοί ερευνητές έχουν δώσει τη δική τους οπτική αναφορικά με τις φάσεις (phases) ή αλλιώς τα στάδια (stages) που περιλαμβάνει η διαδικασία. Ο Breaugh (2008) ανέφερε πως η βασική διαδικασία περιλαμβάνει συνολικά τέσσερις φάσεις, οι οποίες αναλυτικά είναι:

1. Σαφής ορισμός των στόχων πρόσληψης
2. Ανάπτυξη των κατάλληλων στρατηγικών για την κάλυψη της θέσης
3. Υλοποίηση συγκεκριμένων δράσεων για την προσέλκυση κατάλληλων υποψηφίων
4. Αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των τριών πρώτων φάσεων.

Το 2011 οι Dineen & Soltis, παρέθεσαν το δικό τους μοντέλο, το οποίο περιλαμβάνει τις εξής τρεις φάσεις:

1. Ο οργανισμός καταβάλλει προσπάθεια για την εύρεση κατάλληλων υποψηφίων και τη δέσμευσή τους, ώστε να υποβάλλουν αίτηση για την κενή θέση εργασίας
2. Διατήρηση του status των πιθανών υποψηφίων, με σημαντικότερο στοιχείο την επίτευξη αντιλαμβανόμενης δικαιοσύνης και καλού timing σχετικά με τη διαδικασία επιλογής
3. Πρόταση προσφοράς εργασίας (job offer) στον επικρατέστερο υποψήφιο και αναμονή απάντησης, η οποία εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το timing της προσφοράς και τις πιθανές εναλλακτικές του υποψηφίου.

Τέλος, οι ερευνητές Abdullah & Abdul Rahman (2015), κατέθεσαν τη δική τους προσέγγιση, η οποία περιλαμβάνει τέσσερα στάδια. Αυτά αναλυτικά είναι:

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

1. Λεπτομερής περιγραφή της κενής θέσης, προκειμένου να προσδιοριστεί ο τρόπος κάλυψής της, καθώς και τα επιθυμητά χαρακτηριστικά των υποψηφίων
2. Ενημέρωση της περιγραφής εργασίας (job description) και των προαπαιτούμενων της θέσης (προϋπηρεσία και δεξιότητες που ζητούνται)
3. Εντοπισμός πιθανών πηγών προσέλκυσης υποψηφίων που πληρούν τα προαπαιτούμενα του παραπάνω σταδίου
4. Επιλογή του καταλληλότερου τρόπου επικοινωνίας με τους υποψηφίους.

2.3.6.4. Εύρεση υποψηφίων

Σήμερα, η εύρεση δυνητικών υποψήφιων μπορεί να γίνει μέσω πληθώρας πηγών όπως για παράδειγμα μέσω διαδικτύου, διαφήμισης, εσωτερικής κάλυψης θέσεων, πανεπιστημίων και γραφείων διασύνδεσης, γραφείων ευρέσεως εργασίας (recruitment agencies) κ.τλ. Εάν ένας οργανισμός επιλέξει να χρησιμοποιήσει κάποιο γραφείο ευρέσεως εργασίας ή σχετικούς συμβούλους (recruitment consultants), τότε αυτοί θα του παρέχουν απευθείας μια μικρή σε έκταση λίστα με υποψήφιους που πληρούν τα προαπαιτούμενα της θέσης, ώστε να προβεί απευθείας στην τελική συνέντευξη μαζί τους. Σε διαφορετική περίπτωση, ο οργανισμός θα πρέπει να εξετάσει ο ίδιος τις αιτήσεις, δηλαδή να κάνει εξέταση βιογραφικών, διαλογή και κατάρτιση ενός σύντομου καταλόγου υποψήφιων για συνέντευξη (Armstrong & Tailor, 2014, σελ. 233).

Σε κάθε περίπτωση για την επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου, κρίνεται αδήριτη η ανάγκη διαχωρισμού των υποψηφίων σε δύο κύριες κατηγορίες. Η πρώτη αφορά τους ενεργούς υποψήφιους, δηλαδή άτομα που αναζητούν εργασία, και η δεύτερη τους παθητικούς υποψήφιους, δηλαδή άτομα τα οποία πιθανώς να είναι θετικά προσκείμενα σε συζητήσεις για νέες ευκαιρίες απασχόλησης. Για την πρώτη κατηγορία μπορούν να χρησιμοποιηθούν παθητικές μέθοδοι προσέλκυσης, όπως για παράδειγμα διαδικτυακές αγγελίες, ενημέρωση για τις ανοιχτές θέσεις εργασίας σε εταιρικές ιστοσελίδες κ.α. Από την άλλη πλευρά, τέτοιου είδους μέθοδοι δε θα επιφέρουν αποτελέσματα για τους παθητικούς υποψήφιους, διότι συνήθως αυτοί δεν αναζητούν εργασία. Συγκεκριμένα, για αυτή την κατηγορία κρίνεται σκοπιμότερη η εφαρμογή μεθόδων, όπως η άμεση προσέγγιση τους με κάποιο προσωποποιημένο μήνυμα (Acikgoz, 2019).

Συνδυαστικά με τα παραπάνω ενδείκνυται να ληφθούν υπόψιν και οι συμπεριφορές αναζήτησης εργασίας (job search behaviors), τις οποίες εμφανίζουν οι δυνητικοί υποψήφιοι. Οι συμπεριφορές αυτές μπορούν να χαρακτηριστούν είτε προπαρασκευαστικές είτε ενεργές. Η πρώτη κατηγορία συμπεριφορών, εμπεριέχει το σύνολο των ενεργειών για τη συλλογή πληροφοριών αναφορικά με πιθανές ευκαιρίες καριέρας. Αντιθέτως, η δεύτερη κατηγορία -δηλαδή η ενεργές συμπεριφορές-

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

τροφοδοτούνται από τις πληροφορίες που συλλέχθηκαν σε προπαρασκευαστικό στάδιο και οδηγούν σε ουσιαστικές δράσεις, όπως η αποστολή βιογραφικών, οι συνεντεύξεις με πιθανούς εργοδότες κτλ. (Acikgoz, 2019).

2.3.6.5. Διαδικασία προσέλκυσης και επιλογής υποψηφίων

Η διαδικασία πλήρωσης μιας θέσης εργασίας, αποτελεί ένα "παιχνίδι" μεταξύ των οργανισμών και των υποψηφίων. Οι οργανισμοί, από την πλευρά τους, προσπαθούν να επιλέξουν τους καταλληλότερους υποψήφιους μέσω μίας αλληλουχίας βημάτων συμπεριλαμβανομένων της αναζήτησης, επικοινωνίας, αξιολόγησης, λήψης αποφάσεων και πειθούς. Από την άλλη, οι αιτούντες σε ανοιχτές θέσεις εργασίας αξιολογούν εάν πληρούν τα κριτήρια και τις προϋποθέσεις, υποβάλουν αιτήσεις, επικοινωνούν με τους αρμόδιους recruiters, προσπαθούν να τους πείσουν πως αποτελούν τους ιδανικούς υποψήφιους και τελικά αποφασίζουν εάν θα δεχτούν ή θα απορρίψουν μια προσφορά (Acikgoz, 2019).

Σύμφωνα με τους Putka και Oswald (2015), οι οργανισμοί πλέον προσπαθούν να βελτιστοποιήσουν τις ακολουθούμενες διαδικασίες προσέλκυσης και επιλογής εργαζομένων ακολουθώντας τα εξής βήματα:

- Διαρκής συγκέντρωση διάφορων τύπων δεδομένων καθόλη τη διάρκεια των διαδικασιών
- Αποθήκευση των δεδομένων αυτών σε πληθώρα συστημάτων διαφορετικού τύπου
- Ξεκάθαρος ορισμός βασικών δεικτών (key metrics), οι οποίοι βασίζονται στα προαναφερθέντα δεδομένα και συμβάλουν στην παρακολούθηση του τρόπου λειτουργίας των διαδικασιών και προγραμμάτων ΔΑΔ
- Χρήση των δεδομένων για τον καθορισμό στατιστικών μοντέλων, τα οποία συντελούν στην κατανόηση βασικών παραγόντων πρόβλεψης (οδηγοί) για την εκτίμηση των υπό εξέταση αποτελεσμάτων και συνδράμουν στη βελτίωση των διαδικασιών
- Τέλος, δημιουργία στατιστικών μοντέλων για την πρόβλεψη και διευκόλυνση των μελλοντικών αναγκών σε ανθρώπινο δυναμικό.

Αναφορικά με τα δεδομένα που συλλέγονται κατά τη διάρκεια της διαδικασίας πρόσληψης (π.χ. δεδομένα αιτήσεων, τεστ αξιολόγησης, πληροφορίες συνεντεύξεων κ.α.), συνήθως αποθηκεύονται σε ένα Applicant Tracking System (ATS) ή σε ένα Hiring Management System (HMS) (Putka & Oswald, 2015). Συνεπώς, παρατηρούμε πως οι "σύγχρονοι" οργανισμοί επιδιώκουν τη συγκέντρωση μεγάλου όγκου πληροφοριών, οι οποίες θα τους βοηθήσουν μετέπειτα τόσο στη σωστή λήψη αποφάσεων για την επιλογή των καταλληλότερων υποψήφιων, όσο και στην αυτοματοποίηση των διαδικασιών.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.3.6.6. Online Recruitment

Τα τελευταία χρόνια το recruitment έχει αλλάξει σε μεγάλο βαθμό, καθώς έχει επηρεαστεί έντονα από την παρείσφρηση των τεχνολογικών εξελίξεων στη διαδικασία. Ως απόρροια του παραπάνω φαινομένου έχει "γεννηθεί" το online recruitment, το οποίο ορίζεται ως " *η χρήση εταιρικών ιστοσελίδων ή/και άλλων επικοινωνιών μέσω διαδικτύου για την προσέλκυση δυνητικών υποψήφιων*" (Lee, Guzzo, Madera & Guchait, 2021).

Οι διαδικτυακές μέθοδοι προσέλκυσης υποψηφίων χρησιμοποιούνται ολοένα και περισσότερο σήμερα, ενώ παράλληλα έχουν συμβάλει δραστικά στον εντοπισμό νέων υποψήφιων με διαφορετικές δεξιότητες και σε απομακρυσμένες τοποθεσίες. Συνεπώς, ο όγκος των αιτήσεων που λαμβάνουν και αξιολογούν οι οργανισμοί πλέον έχει αυξηθεί αισθητά. Αυτός ο μεγάλος όγκος δεδομένων, καθώς και οι τεχνολογικές εξελίξεις, έχουν ανοίξει το δρόμο για την εξέταση και ανάλυση διάφορων πληροφοριών, με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης της διαδικασίας προσέλκυσης και την επίτευξη στοχευμένων προσλήψεων (Giri, Ravikumar, Mote & Bharadwaj, 2016; Illingworth et al., 2015). Για παράδειγμα, πλέον μέσω του LinkedIn ένας recruiter μπορεί να εντοπίσει -με εξαιρετικά μεγάλη ευκολία- άτομα με συγκεκριμένες δεξιότητες, ικανότητες και χαρακτηριστικά, ανάλογα τη θέση που καλείται να καλύψει (Illingworth et al., 2015).

Η υιοθέτηση online πρακτικών recruitment έχει πολλά πλεονεκτήματα σε οργανωσιακό επίπεδο, με το μεγαλύτερο από αυτά να είναι τα μειωμένα κόστη. Αναλυτικότερα, οι τρεις κύριοι πυλώνες οφέλους είναι το μειωμένο κόστος δημιουργίας ενδιαφέροντος για δυνητικούς υποψήφιους, το χαμηλό κόστος επιλογής εργαζόμενων και η μείωση του κόστους της χαμένης παραγωγικότητας, η οποία μειώνεται ως απόρροια της ταχύτερης κάλυψης μιας κενής θέσης (Muduli & Trivedi, 2020).

2.3.7. ΔΑΔ και Big Data Analytics

Διερευνώντας τη διεθνή βιβλιογραφία, συνάγεται εύκολα το συμπέρασμα πως τα Big Data δύναται να συμβάλλουν καθοριστικά στην προώθηση της επιστήμης της Βιομηχανικής-Οργανωτικής Ψυχολογίας, βοηθώντας την να "ξεχωρίσει" στα πλαίσια ενός οργανισμού και να βελτιώσει δραστικά την ποιότητα της επαγγελματικής ζωής των σχετικών εργαζόμενων (Putka & Oswald, 2015).

Σήμερα, σε πολλούς οργανισμούς τα Big Data έχουν βρει πρακτική εφαρμογή σε μικρή κλίμακα στο πλαίσιο των λειτουργιών ανάλυσης ανθρώπινου κεφαλαίου και ταλέντων (human capital analytics). Ακόμα, με αυτόν τον τρόπο συμβάλλουν στη δημιουργία εταιρικών υπηρεσιών, οι

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

οποίες τροφοδοτούνται από αναλύσεις δεδομένων (Putka & Oswald, 2015). Οι αναλύσεις αυτές συνήθως πραγματοποιούνται για τη δοκιμή υποθέσεων και την αξιολόγηση θεωριών και αποσκοπούν στην απόκτηση πληροφοριών. Εν συνεχεία, οι πληροφορίες αυτές χρησιμοποιούνται για την ερμηνεία εργασιακών φαινομένων (κατά κύριο λόγο ψυχολογικού χαρακτήρα), τα οποία είναι επίκαιρα, χρίζουν προσοχής και μπορούν να γενικευτούν. Σε οργανωσιακό επίπεδο, οι αναλύσεις πραγματοποιούνται για την περιγραφή, ταξινόμηση, πρόγνωση και πρόβλεψη οργανωσιακών φαινομένων, με στόχο τη λήψη σχετικών αποφάσεων που θα βελτιώσουν τη λειτουργία και την ευημερία τόσο των εργαζόμενων όσο και των οργανισμών (Oswald et al., 2020).

Διαφαίνεται λοιπόν ξεκάθαρα ο στρατηγικός ρόλος που μπορεί έχει η χρήση των Big Data για τους οργανισμούς και η οποία δύναται να οδηγήσει σε μια σειρά από θετικά αποτελέσματα. Παραδείγματος χάριν, τέτοιου είδους αποτελέσματα μπορεί να είναι η παροχή υποστήριξης στη λήψη αποφάσεων, η δημιουργία συστημάτων με στόχο τον έλεγχο του κόστους του ΑΔ, η αυτοματοποίηση δράσεων με ταυτόχρονη διευκόλυνση του προγραμματισμού, η ανάπτυξη διαδικασιών οι οποίες είναι πλήρως αντικειμενικές και ευνοούν την ύπαρξη ποικιλομορφίας και ένταξης (inclusion) σε έναν οργανισμό και πολλά ακόμα (Garcia-Arroyo & Osca, 2019).

Σε αυτό το σημείο κρίνεται απαραίτητο να τονιστεί πως για τη χρήση των Big Data στις διαδικασίες προσέλκυσης και επιλογής υποψηφίων καθίσταται επιτακτική η ανάγκη για κριτική θεώρηση από τους εμπλεκόμενους σε κάθε περίπτωση και για οποιαδήποτε μέθοδο πρόβλεψης έχει επιλεγεί. Για παράδειγμα ας υποθέσουμε πως μια ερευνητική ομάδα έχει αναπτύξει ένα μοντέλο για την αυτοματοποίηση της αξιολόγησης των αιτούντων σε μια θέση εργασίας. Εάν οι προβλέψεις του μοντέλου -όσο καλό και αν αυτό θεωρείται- καθοδηγούνται σε μεγάλο βαθμό από διακρίσεις και προκαταλήψεις ή εάν δεν υπάρχουν σαφείς συνδέσεις των analytics με την εργασία, τότε ενδέχεται να υπάρξουν προβλήματα δικαιοσύνης ή ακόμη και νομικής υπόστασης (Putka, Beatty & Reeder, 2018).

2.3.5.1. Προηγούμενες έρευνες

Στο σύγχρονο δυναμικό και άκρως ανταγωνιστικό επιχειρηματικό κόσμο, η τεχνολογία μετασχηματίζει τις υπάρχουσες διαδικασίες και αυξάνει το ρυθμό εκτέλεσης των καθηκόντων του ΑΔ κάθε οργανισμού. Η AI, η ML και οι αυτοματισμοί έχουν πλέον εισχωρήσει σε βάθος στην ταυτότητα των οργανισμών, επιτρέποντας τη βελτίωση των επιδόσεων και την αποτελεσματικότερη καθημερινή λειτουργία τους. Οι λύσεις αυτές επηρεάζουν πληθώρα τμημάτων, όπως το μάρκετινγκ, την παραγωγή, το τμήμα οικονομικών και το τμήμα ΔΑΔ. Αναφορικά με το τελευταίο, οι αναδυόμενες προτάσεις – οι οποίες σχετίζονται με AI και ML-

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

προσανατολίζονται κυρίως στην εκτέλεση χρονοβόρων και πολύπλοκων εργασιών (Tiwari et al., 2021; Hmoud, 2021). Ως εκ τούτου, δεν είναι λίγοι οι ερευνητές που έστρεψαν τις προσπάθειες τους προς αυτή την κατεύθυνση.

Οι Chien και Chen (2008), χρησιμοποίησαν το δέντρο αποφάσεων (decision tree) CHAID με στόχο την εξαγωγή κανόνων για συνολικά τρία διαφορετικά προβλήματα με ξεχωριστούς στόχους ταξινόμησης. Ονομαστικά αυτά είναι α) το επίπεδο απόδοσης εργαζομένων, β) ο δείκτης αποχώρησης στους τρεις πρώτους μήνες απασχόλησης και γ) ο δείκτης αποχώρησης στο πρώτο έτος. Έπειτα από τις αναλύσεις που πραγματοποίησαν, εξήγαγαν πολλούς κανόνες, οι οποίοι βασίστηκαν στα δημογραφικά στοιχεία ενός σχετικά μικρού όγκου δεδομένων το οποίο χρησιμοποιήθηκε ως training set.

Επιπλέον, το 2016 οι Giri et al., ανέπτυξαν ένα καινοτόμο εργαλείο για τη διαδικασία του recruitment, το οποίο βασίζεται σε δεδομένα που συλλέγονται από ιστότοπους κοινωνικής δικτύωσης, όπως για παράδειγμα το LinkedIn, το Twitter, το GitHub κ.α. Η εν λόγω ερευνητική προσπάθεια στόχευε στην ανάπτυξη ειδικών μηχανών αναζήτησης αναφορικά με την αυτόματη ταξινόμηση υποψηφίων που αναζητούν εργασία. Επιπλέον -σχετικά με το τεχνικό μέρος της υλοποίησης- επιλέχθηκαν διάφορες τεχνικές εξόρυξης δεδομένων, όπως π.χ. διαχωρισμός, ταξινόμηση, ομαδοποίηση κ.α., καθώς και τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως π.χ. K-means αλγόριθμοι ώστε οι χρήστες να ταξινομηθούν σε ομάδες (clusters). Έτσι, αναπτύχθηκε τελικά ένα εργαλείο το οποίο επιτρέπει στους επαγγελματίες ΔΑΔ να επιλέγουν τους καταλληλότερους υποψηφίους για μια θέση εργασίας με αυτοματοποιημένο τρόπο.

Ακόμα, οι Sisodia, Vishwakarma και Pujahari (2017) χρησιμοποίησαν πέντε διαφορετικούς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης (linear support vector machine, C 5.0 decision tree classifier, random forest, k-nearest neighbor και Naïve Bayes classifier), ώστε να δημιουργήσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης του ρυθμού εκτροπής (churn) των εργαζομένων, βασιζόμενοι σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων HR Analytics.

Επιπρόσθετα, οι ερευνητές Pessach, Singer, Avrahami, Ben-Gal, Shmueli και Ben-Gal (2020), ανέπτυξαν ένα αναλυτικό πλαίσιο/οδηγό για την υποστήριξη λήψης αποφάσεων από επαγγελματίες recruiters, αναφορικά με την επιλογή των καταλληλότερων υποψηφίων για την πλήρωση κενών θέσεων εργασίας. Αναλυτικότερα, η έρευνα τους εμπεριείχε δύο σκέλη. Το πρώτο αφορούσε ένα τοπικό σχήμα (local scheme) πρόβλεψης, βασιζόμενο στη μοντελοποίηση ερμηνευσιμότητας (interpretability modeling), σχετικά με την πιθανά επιτυχημένη πρόσληψη ενός υποψηφίου λαμβάνοντας υπόψιν τα χαρακτηριστικά του ιστορικού του. Ενώ το δεύτερο,

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

σχετιζόταν με ένα μαθηματικό μοντέλο το οποίο στόχευε στη συνολική βελτιστοποίηση της διαδικασίας του recruitment, λαμβάνοντας υπόψιν μια σειρά παραγόντων.

Οι παραπάνω είναι τέσσερις ενδεικτικές έρευνες προς την κατεύθυνση της χρήσης προηγμένων τεχνολογικών εργαλείων στο τομέα της λήψης αποφάσεων -ειδικά σε επιχειρηματικό πλαίσιο- και της αυτοματοποίησης καθημερινών λειτουργιών.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.4 Απασχολησιμότητα (Employability)

2.4.1. Ορισμοί

Το ανθρώπινο κεφάλαιο είναι άμεσα συνυφασμένο με τη "*διαδικασία που εμπεριέχει κατάρτιση, εκπαίδευση και επαγγελματικές πρωτοβουλίες για τη βελτίωση των γνώσεων, δεξιοτήτων, ικανοτήτων, αξιών και κοινωνικών πόρων, οι οποίοι θα οδηγήσουν στην ικανοποίηση και την αυξημένη απόδοση των εργαζομένων, βελτιώνοντας παράλληλα την απόδοση του οργανισμού*" (Husain, Mokhtar, Ahmad & Mustapha, 2010). Ένας όρος που συνδέεται στενά με την παραπάνω θεώρηση και αποτελεί ζήτημα κρίσιμης σημασίας για την πλειονότητα των ανθρώπων είναι η απασχολησιμότητα. Η έννοια αυτή έχει οριστεί συνοπτικά ως "*η ικανότητα ενός ανθρώπου να αποκτήσει απασχόληση*" (Kleine, Schmitt & Wisse, 2021) ή αλλιώς " *η πιθανότητα που έχει ένα άτομο για να βρει μια νέα εργασία*" (Houben et al., 2021). Βέβαια, ο όρος είχε ήδη κινήσει το ενδιαφέρον των ερευνητών από τη δεκαετία του 90', με τον Kanter (1995), να αναφέρεται στην απασχολησιμότητα ως " *συσσώρευση ανθρώπινου και κοινωνικού κεφαλαίου - δεξιοτήτων, φήμης και σχέσεων – οι οποίες δύναται να επενδυθούν μεταγενέστερα σε νέες ευκαιρίες που προκύπτουν εντός αλλά και εκτός του παρόντος οργανισμού στον οποίο ανήκει ένας εργαζόμενο*". Επιπλέον, το 1998 οι Hillage και Pollard (σελ. 24) αναφέρθηκαν στην απασχολησιμότητα ως "*την ικανότητα αξιοποίησης των δεξιοτήτων μέσω της βιώσιμης απασχόλησης*".

Συμπληρωματικά με τον ορισμό της έννοιας, κρίνεται σημαντικό να αναφέρουμε πως η απασχολησιμότητα έχει τόσο εσωτερική, όσο και εξωτερική διάσταση. Η πρώτη αντικατοπτρίζει τις σχετικές με την επιθυμητή εργασία δεξιότητες και γνώσεις ενός ατόμου, την ικανότητά του για αποτελεσματική αναζήτηση εργασίας και την ευελιξία που έχει ώστε να αποκτά νέες γνώσεις. Από την άλλη πλευρά, η δεύτερη σχετίζεται με την επικρατούσα κατάσταση στην αγορά εργασίας και εμφανίζει εξίσου σημαντική συνεισφορά στη διαμόρφωση της απασχολησιμότητας ενός υποψηφίου (Rothwell, Herbert & Rothwell, 2008).

2.4.2. Η απασχολησιμότητα σήμερα

Σε κάθε περίπτωση, η απασχολησιμότητα αποτελεί μια πολύπλευρη έννοια με μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον, ενώ παράλληλα χρίζει ιδιαίτερης προσοχής από νέα άτομα τα οποία επιθυμούν να εισέλθουν στον εργασιακό στίβο και να επιβιώσουν στο εξαιρετικά ανταγωνιστικό περιβάλλον το οποίο επικρατεί στο χώρο των επιχειρήσεων σήμερα (Giancaspro & Manuti, 2021).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.4.2.1. Απασχολησιμότητα και 4η Βιομηχανική Επανάσταση

Η 4ης Βιομηχανική Επανάσταση (*Fourth Industrial Revolution- 4IR*) έχει βρει πρακτική εφαρμογή σε πληθώρα λειτουργιών της καθημερινής και επαγγελματικής μας ζωής, ενώ παράλληλα παρουσιάζει τεράστιο ερευνητικό ενδιαφέρον. Τα βασικά συστατικά της είναι η Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) και η συνδεσιμότητα 5G (Krafft et al., 2020). Επιπρόσθετα, η 4IR μπορεί να οριστεί ως "*μια διαδικασίας πλήρους ψηφιοποίησης, η οποία ξεκινάει από τις απαιτήσεις του εκάστοτε πελάτη και την παραγωγή προϊόντων ή υπηρεσιών και φτάνει μέχρι και την εξυπηρέτηση μετά την πώληση*" (Khuraisah, Khalid & Husnin, 2020).

Εξετάζοντας κανείς τη συχνότητα των Βιομηχανικών Επαναστάσεων (*Industrial Revolution- IR*), θα διαπιστώσει πως μεταξύ δύο IR ο χρόνος που μεσολαβεί μειώνεται με την πάροδο των ετών. Κατά συνέπεια, δε θα πρέπει να μας εκπλήσσει το γεγονός πως ο ρυθμός με τον οποίο συμβαίνουν οι αλλαγές που επέρχονται λόγω της 4IR είναι ταχύτερος συγκριτικά με προηγούμενες. Ακόμα, το παραπάνω φαινόμενο οδηγεί σε εκρηκτικές και ανατρεπτικές καινοτομίες στο σύνολο των κοινωνικών συστημάτων, χωρίς να μπορεί να ξεφύγει από αυτές και η αγορά εργασίας, η οποία έχει τροποποιηθεί ριζικά τις τελευταίες δεκαετίες. Πιο αναλυτικά, πλέον παρατηρείται μείωση των παραδοσιακών θέσεων εργασίας και ταυτόχρονη δημιουργία νέων, οι οποίες χαρακτηρίζονται από εξιδεικευμένες γνώσεις και απαίτηση για κατοχή soft skills από τους υποψήφιους. Ως εκ τούτου, για να καταφέρει ένας εργαζόμενος να παραμείνει ανταγωνιστικός στον εργασιακό βίο, κρίνεται απαραίτητο να αποκτά νέες δεξιότητες, καθώς και να έχει προσωπική θέληση για μάθηση (Khuraisah et al., 2020).

Σε αυτό το σημείο -για το σκοπό της παρούσας έρευνας- οφείλουμε να κάνουμε μια ιδιαίτερη αναφορά στους φοιτητές και την επιτακτική ανάγκη που υπάρχει για παροχή τεχνολογικής εκπαίδευσης σε αυτούς από τα ίδια τα εκπαιδευτικά ιδρύματα, καθώς η εκτενής έκθεση των νέων στη χρήση τεχνολογιών δεν επαρκεί από μόνη της. Έτσι τα πανεπιστήμια δύναται να δράσουν επικουρικά στη μείωση του χάσματος ψηφιακής παιδείας, αυξάνοντας με αυτό τον τρόπο την απασχολησιμότητα των συμμετεχόντων στα προγράμματά τους. Για να συμβεί αυτό, συνίσταται η εστίαση της εκπαίδευσης να είναι στον τρόπο με τον οποίο η τεχνολογία και οι δυνατότητες που προσφέρει μπορούν να χρησιμοποιηθούν κριτικά και αποτελεσματικά και όχι στην παροχή συγκεκριμένων γνώσεων αναφορικά με ένα περιορισμένο εύρος τεχνολογιών. Κλείνοντας, υπάρχουν τεκμηριωμένες έρευνες οι οποίες καταδεικνύουν πως οι εργοδότες αντιλαμβάνονται τις ψηφιακές γνώσεις (digital literacy) των νέων αποφοίτων ως μια προαπαιτούμενη δεξιότητα που αυξάνει αισθητά την απασχολησιμότητά τους (Khuraisah et al., 2020).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.4.2.2. Απασχολησιμότητα: Απλή επιταγή της αγοράς ή προσωπική υπόθεση;

Εξετάζοντας τις εξελίξεις στον τομέα της απασχόλησης -οι οποίες "τρέχουν" με ιλιγγιώδη ταχύτητα- καθώς και την αυξανόμενη ανασφάλεια που επικρατεί αναφορικά με την εργασία και την οικονομία της γνώσης (knowledge economy), γίνεται εύκολα αντιληπτό πως όλοι οι εργαζόμενοι οφείλουν να αναπτύσσουν νέες ικανότητες (Houben et al., 2021). Χαρακτηριστικές είναι άλλωστε οι φράσεις του γνωστού συγγραφέα Toffler, ο οποίος ήδη από το 1970 είχε επισημάνει πως " *Στον 21ο αιώνα, ο όρος αναλφαβητισμός δε θα χαρακτηρίζει πλέον τους ανθρώπους που δεν ξέρουν να γράφουν και να διαβάζουν, αλλά εκείνους οι οποίοι δεν έχουν μάθει τον τρόπο να μαθαίνουν*". Συμπληρωματικά, ο ίδιος συγγραφέας είχε αναφέρει πως επειδή οι εξελίξεις στον επαγγελματικό τομέα είναι ραγδαίες, οι φοιτητές δε θα πρέπει να επικεντρώνονται στη μελέτη ενός συγκεκριμένου αντικειμένου, αλλά θα πρέπει να διδάσκονται τον τρόπο με τον οποίο μπορούν να αξιολογούν και να ταξινομούν πληροφορίες. Με αυτόν τον τρόπο θα καταφέρουν τελικά να ανταποκριθούν στις συνεχώς μεταβαλλόμενες απαιτήσεις της αγοράς εργασίας, δημιουργώντας το κατάλληλο μείγμα από soft και hard skills (McQuaid & Lindsay, 2005; Houben et al., 2021). Παράλληλα, η συνεχής μάθηση και ανάπτυξη θα βοηθήσει τους εργαζόμενους ώστε η επαγγελματική αποκατάσταση να αντιμετωπίζεται με ευελιξία και προσαρμοστικότητα και όχι ως μια προκαθορισμένη και παγιωμένη πορεία (Christensen, Gittleson & Smith, 2020).

Σήμερα πολλοί ερευνητές αναφέρονται στις δεξιότητες απασχολησιμότητας, οι οποίες μπορούν να χαρακτηριστούν ως "*ικανότητες μη τεχνικών και επαγγελματικών δεξιοτήτων που θεωρούνται εξίσου σημαντικές με τεχνικές δεξιότητες*" (Husain et al., 2010). Επιπροσθέτως, η απόκτηση τέτοιου είδους δεξιοτήτων, καθώς και ικανοτήτων που σχετίζονται με την επαγγελματική αποκατάσταση, θα πρέπει να απασχολεί σε μεγάλο βαθμό τους ίδιους τους εργαζόμενους. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι ότι οι ίδιοι οφείλουν να αποκτήσουν έλεγχο σε θέματα σχετικά με την καριέρα τους και να λάβουν αποφάσεις αναφορικά με τη σταδιοδρομία τους (Houben et al., 2021). Άλλωστε, εάν ένας νέος εργαζόμενος διερευνήσει τόσο τις δεξιότητες που κατέχει, όσο και τις ενναλακτικές επιλογές σταδιοδρομίας του, θα οδηγηθεί στην υποβολή αιτήσεων για θέσεις εργασίας οι οποίες είναι καταλληλότερες για αυτόν και κατά συνέπεια θα αυξηθεί η αντιλαμβανόμενη απασχολησιμότητά του (Kleine et al., 2021).

2.4.3. Απασχολησιμότητα & Εκπαίδευση

Σύμφωνα με τους Daud et al. (2021), οι ραγδαίες εξελίξεις στην αγορά εργασίας σε συνδυασμό με τη χρήση νέων ψηφιακών τεχνολογιών, έχουν αναδιαμορφώσει τον τρόπο εκτέλεσης πληθώρας

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

εργασιακών καθηκόντων. Ως αποτέλεσμα οι εργοδότες -στο σύνολο των κλάδων- επιζητούν από τους ήδη υπάρχοντες εργαζόμενους τους επανεκπαίδευση και από τους νέους πτυχιούχους που προσλαμβάνουν, συγκεκριμένες δεξιότητες. Ταυτόχρονα όμως, το κόστος ανάπτυξης του ανθρώπινου κεφαλαίου παρουσιάζεται ιδιαίτερα αυξημένο και κατά συνέπεια οι εργοδότες επιθυμούν τα εκπαιδευτικά ιδρύματα να τροφοδοτούν τους φοιτητές με δεξιότητες απασχολησιμότητας, με σκοπό την αποφυγή της πρόσθετης εκπαίδευση από τις επιχειρήσεις και του κόστους που αυτές συνεπάγονται (Husain et al., 2010). Μάλιστα, η φήμη του εκπαιδευτικού ιδρύματος από το οποίο έχει αποφοιτήσει ένας υποψήφιος, επηρεάζει σε σημαντικό βαθμό την απασχολησιμότητα του (Rothwell et al., 2008; Aviso et al., 2021).

Η μάθηση σε εργασιακό πλαίσιο αναφέρεται σε "*πολλούς και διάφορους τρόπους, μέσω των οποίων οι εργαζόμενοι μαθαίνουν στους οργανισμούς*". Ακόμα, μπορεί να ταξινομηθεί σε τρεις κατηγορίες: επίσημη (formal), μη τυπική (non-formal) και άτυπη (informal) ή να λάβει μια ενδιάμεση τιμή στο συνεχές πολύ επίσημη έως άτυπη. Στον εργασιακό χώρο, η επίσημη μάθηση συνήθως πραγματοποιείται μέσα από πολύ δομημένα, συχνά χορηγούμενα από ιδρύματα και βασισμένα στα πλαίσια τάξεων (classroom-based) περιβάλλοντα. Η μη τυπική εμπεριέχει γνώσεις από μη πιστοποιημένη, αυθόρμητη και απρογραμμάτιστη μάθηση, καθώς και τη συστηματική αντανάκλαση (systematic reflection) και εξέταση πρότερων εμπειριών, οι οποίες οδηγούν σε μελλοντική συμπεριφορά. Τέλος, η άτυπη μάθηση πραγματοποιείται σε ένα πλαίσιο στο οποίο οι συμμετέχοντες μπορούν -μέσω άτυπων δραστηριοτήτων- να συμβάλλουν και στην ανάπτυξής τους, πέραν της οργανωσιακής αποτελεσματικότητας. Παραδείγματος χάριν τέτοιες δραστηριότητες θα μπορούσαν να είναι η αυτοκατευθυνόμενη μάθηση ή η ανεπίσημη εκπαίδευση μέσω coaching ή mentoring (Giancaspro & Manuti, 2021).

Η ευκαιρία που παρέχεται σε ορισμένους φοιτητές να πραγματοποιήσουν πρακτική άσκηση -άμεσα συνυφασμένη με το αντικείμενο σπουδών τους- μπορεί να θεωρηθεί ως επίσημη διαδικασία μάθησης, παρόμοια με εργασιακή προϋπηρεσία. Επιπλέον, τους παρέχει τη δυνατότητα αύξησης των πιθανοτήτων να εκληφθούν από την αγορά εργασίας ως ικανότεροι επαγγελματίες, έναντι αυτών που δεν πραγματοποιούν κάποια σχετική πρακτική (Marsono, Sugandi, Tuwoso & Purnomo, 2017). Επομένως, γίνεται αντιληπτό πως ο θεσμός της πρακτικής άσκησης έχει θετικό αντίκτυπο στην απασχολησιμότητα των νέων, ακόμα και εάν αυτοί δεν έχουν εισαχθεί ακόμα στον εργασιακό βίο ή εάν έχουν μονάχα μια μικρή εργασιακή εμπειρία.

Ακόμη, ο εθελοντισμός αποτελεί μια μη τυπική ή άτυπη διαδικασία μάθησης, με παραπλήσια αποτελέσματα όπως αυτά της πρακτικής άσκησης ή της εργασιακής εμπειρίας. Άλλωστε, υπάρχουν αρκετά εμπειρικά στοιχεία τα οποία επιβεβαιώνουν πως η εθελοντική εργασία συχνά

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

συνεπάγεται επιθυμία για ανάπτυξη επαγγελματικών ευκαιριών σταδιοδρομίας και ισχυρή θέληση για απόκτηση νέων δεξιοτήτων. Επιπλέον, έρευνες υποστηρίζουν πως μέσω της εθελοντικής δράσης, οι συμμετέχοντες αποκτούν μία σειρά από δεξιότητες, συμπεριλαμβανομένων της λήψης αποφάσεων, της ηγεσίας, της στρατηγικής σκέψης, της δημιουργικής σκέψης και της επίλυσης συγκρούσεων. Συμπεραίνουμε λοιπόν πως ο εθελοντισμός δύναται να δράσει επικουρικά στην αύξηση της απασχολησιμότητας όλων των ηλιακών και επαγγελματικών ομάδων (Giancaspro & Manuti, 2021).

2.4.4. Απασχολησιμότητα & Soft και Hard Competencies

Ο όρος "competency" ή αλλιώς δεξιότητα έχει λάβει κατά καιρούς πολλές και διαφορετικές ερμηνείες. Αρχικά κρίνεται επιτακτική η ανάγκη διευκρίνησης πως η λέξη δεν περιλαμβάνει αποκλειστικά και μόνο την ικανότητα (competent). Ένας σύντομος και περιεκτικός ορισμός είναι πως η δεξιότητα εμπεριέχει "*τις γνώσεις, τις ικανότητες, τα χαρακτηριστικά, τα κίνητρα και τις συμπεριφορές που θεωρούνται προαπαιτούμενα για την εκτέλεση μιας εργασίας*" (Abraham, Karns, Shaw & Mena, 2001). Σε παρόμοιο πλαίσιο, οι Armstrong και Taylor (2014, σελ. 93) όρισαν τη δεξιότητα ως " *ένα ατομικό χαρακτηριστικό, το οποίο υποκινεί υψηλή απόδοση*". Επιπλέον, υπέδειξαν πως οι δεξιότητες μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε συμπεριφορικές και τεχνικές. Η πρώτη κατηγορία προσδιορίζει το είδος της απαιτούμενης συμπεριφοράς, το οποίο θα συντελέσει στην επίτευξη αποτελεσμάτων όπως ομαδική δράση, καλή επικοινωνία κτλ. Η δεύτερη κατηγορία προσδιορίζει το τι γνωρίζουν οι άνθρωποι να κάνουν, για να καταφέρουν να αποδώσουν στο ρόλο τους αποτελεσματικά (Armstrong & Taylor, 2014, σελ. 93).

Δύο ακόμα ερευνητές, οι Tripathi και Agrawal (2014), οι οποίοι εξέτασαν το συγκεκριμένο θέμα, κατηγοριοποίησαν τις δεξιότητες σε *hard* και *soft*. Από τη μια, οι hard δεξιότητες προσδιορίζουν το λειτουργικό κομμάτι της εργασίας ενός ατόμου και συνήθως διαφέρουν ανά επάγγελμα. Για παράδειγμα, για έναν προγραμματιστή τέτοιου είδους δεξιότητες θα μπορούσαν να είναι ο βαθμός πτυχίου, η ικανότητα προγραμματισμού (coding ability) κτλ. Από την άλλη, οι soft δεξιότητες καταδεικνύουν την ικανότητα ενός ατόμου, ώστε να διαχειρίζεται σωστά τα εργασιακά του καθήκοντα και να αναπτύσσει σχέσεις με άλλα άτομα. Για παράδειγμα, τέτοιου είδους δεξιότητες είναι οι επικοινωνιακές, οι ηγετικές και οι διαπροσωπικές. Θα πρέπει να τονιστεί πως τα τελευταία έτη τόσο η ακαδημαϊκή, όσο και η επιχειρηματική κοινότητα, δίνουν ιδιαίτερη έμφαση στη μελέτη και την αξιολόγηση των soft δεξιοτήτων που κατέχουν οι εργαζόμενοι (Fareri, Melluso, Chiarello & Fantoni, 2021).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Επιπροσθέτως, τα competencies δύναται να προσδιοριστούν μέσα από το ακρωνύμιο KSA (*Knowledge, Skills & Abilities*) (Tubbs & Schulz, 2006). Πιο αναλυτικά, η γνώση (knowledge) περιλαμβάνει το θεωρητικό πλαίσιο που αποκτήθηκε ως αποτέλεσμα της εξάσκησης συγκεκριμένων ενεργειών και είναι περισσότερο επίκτητη και κοινωνικά κατασκευασμένη από ότι η εγγενής νοημοσύνη. Η επιδεξιότητα (skill) εκφράζει την έννοια μιας προσωπικής ιδιότητας, η οποία είναι στοχοκατευθυνόμενη. Ουσιαστικά αναφέρεται σε μια συμπεριφορά που επιδέχεται βελτίωσης μέσα από εξάσκηση και η αξιοποίηση της επιφέρει πρόσθετη αξία στον κάτοχο. Τέλος, η ικανότητα (ability) προσδιορίζει το επίπεδο της δυνατής απόδοσης στην οποία μπορεί να φτάσει ένα άτομο αφού ασκήσει τους πόρους που διαθέτει. Γενικά στη βιβλιογραφία μπορεί να συναντήσει κανείς πληθώρα διαστάσεων οι οποίες δύναται να επηρεάσουν το βαθμό μιας δεξιότητας ενός ανθρώπου, όπως για παράδειγμα η γνώση, η επιδεξιότητα, η ικανότητα, η κατανόηση, η δράση, η εμπειρία και το κίνητρο (Winterton, Delamare - Le Deist & Stringfellow, 2006).

Πως όμως συνδέονται όλα τα παραπάνω με την αξιολόγηση των υποψηφίων και την εξέταση της απασχολησιμότητάς τους;

Η απάντηση είναι πως οι παραδοσιακές διαδικασίες προσέλκυσης συνήθως χρησιμοποιούν ένα μείγμα από διάφορες μεθόδους για την αναζήτηση προσωπικών πληροφοριών των υποψηφίων, όπως τα KSA ή αλλιώς τις δεξιότητές τους. Τέτοιες μέθοδοι είναι για παράδειγμα τα τεστ αυτοαξιολόγησης ή προσωπικότητας, τα κέντρα αξιολόγησης, οι συνεντεύξεις, ο έλεγχος του ιστορικού του υποψήφιου κ.α. Απώτερος σκοπός της συλλογής των εν λόγω πληροφοριών είναι η εκτίμηση του εάν και κατά πόσο ένας υποψήφιος διαθέτει τα απαραίτητα KSA που προαπαιτεί μια θέση εργασίας (Wenzhi, Yenchun, Chuangang & Hao, 2021). Ως εκ τούτου, όσες περισσότερες δεξιότητες ή μέρη αυτών κατέχει ένας υποψήφιος -σε συνδυασμό πάντα με το ταίριασμα αυτών με τις απαιτήσεις μιας συγκεκριμένης θέσης- τόσες περισσότερες είναι και οι πιθανότητές του να προσληφθεί.

Αναφορικά με τους νέους απόφοιτους, η ανάλυση των ερευνητών Daud et al. (2021) κατέδειξε τέσσερις βασικές δεξιότητες, η κατοχή των οποίων θεωρείται ζωτικής σημασίας για την απασχολησιμότητά τους. Συγκεκριμένα αυτές είναι οι βασικές ακαδημαϊκές δεξιότητες (γνώσεις σχετικές με το αντικείμενο σπουδών του εκάστοτε υποψηφίου), η σκέψη υψηλής ποιότητας, οι τεχνικές δεξιότητες και οι δεξιότητες απασχολησιμότητας. Ποια είναι όμως τα χαρακτηριστικά εκείνα που οδηγούν στην ανάπτυξη δεξιοτήτων απασχολησιμότητας για τους αποφοίτους τριτοβάθμιας εκπαίδευσης; Σύμφωνα με τους ίδιους ερευνητές τα τρία κυριότερα είναι οι επικοινωνιακές δεξιότητες, η δεξιότητα επίλυσης προβλημάτων και η κριτική σκέψη. Ακόμα, σε

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

παρόμοιο κλίμα οι Aviso et al. (2021) επισήμαναν πως οι εργοδότες αναμένουν από τους νέους πτυχιούχους να διαθέτουν τεχνικές γνώσεις στον τομέα σπουδών τους, soft skills, αλλά και ικανότητα απόκτησης νέων δεξιοτήτων (*trainability*) στο σύνολο της επαγγελματικής τους πορείας. Επιπροσθέτως, οι Khuraisah et al. (2020) πραγματοποίησαν μια από τις εκτενέστερες ανασκοπήσεις και συνθέσεις προηγούμενων ερευνών και κατέληξαν στα εξής. Τα δύο σημαντικότερα χαρακτηριστικά τα οποία επιζητούν οι εργοδότες από το νεοπροσληφθέν προσωπικό τους είναι η ψηφιακή παιδεία (digital literacy skills) και η αυτομάθηση (self-learning). Εάν ένας νέος διαθέτει τα δύο αυτά χαρακτηριστικά, με την κατάλληλη εκπαίδευση μπορεί πολύ εύκολα να συμβαδίσει με οποιαδήποτε εξέλιξη παρουσιαστεί στον κλάδο απασχόλησής του. Παράλληλα, καθώς φτάνουμε στο τέλος της 4^{ης} βιομηχανικής επανάστασης, οι εργοδότες περιμένουν από τους νέους αποφοίτους να διαθέτουν δεξιότητες σχετικές με το τρίπτυχο Πληροφορική-Επικοινωνία-Τεχνολογία (Information-Communication-Technology). Βέβαια, η κατοχή των εν λόγω δεξιοτήτων δεν αποτελεί πανάκεια για την αύξηση της απασχολησιμότητας ενός αποφοίτου, καθώς ενδείκνυται να συνδυάζονται με αναλυτικές δεξιότητες και ικανότητα επιλογής, σύνθεσης και αξιοποίησης των κατάλληλων δεδομένων για τη λήψη αποφάσεων. Τέλος, σύμφωνα με τους ερευνητές σημαντική κρίνεται επίσης και η δεξιότητα επικοινωνίας μέσω της χρήσης τεχνολογικών μέσων και ηλεκτρονικών μορφών επικοινωνίας.

2.4.5. Μοντέλα απασχολησιμότητας & Μηχανική μάθηση

Η αύξηση των εισαχθέντων στα ιδρύματα τριτοβάθμιας εκπαίδευσης συνοδεύεται με την ταυτόχρονη αύξηση των αποφοίτων. Το εν λόγω φαινόμενο γίνεται ολοένα και εντονότερο με την πάροδο των ετών, γεγονός το οποίο έχει φέρει στην επιφάνεια την ανάγκη πρόβλεψης της απασχολησιμότητας των νέων πτυχιούχων με γρήγορο και αυτοματοποιημένο τρόπο (Vinutha & Yogisha, 2021). Παράλληλα, η πρόβλεψη του βαθμού απασχολησιμότητας των νέων δύναται να συνδράμει στην αναγνώριση του τρόπου με τον οποίο κάποιος μπορεί να ενισχύσει τις πιθανότητες που έχει ώστε να προσληφθεί σε μια εργασία και να εξελίξει την καριέρα του. Η χρήση τεχνικών ML αυξάνεται διαρκώς και πλέον υπάρχουν πολλές τεχνικές, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την εξόρυξη δεδομένων στον εκπαιδευτικό τομέα, όπως το δέντρο αποφάσεων (decision tree), τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks), ο δείκτης K-nearest neighbor κ.α. Μέσω αυτών των τεχνικών σήμερα είμαστε σε θέση να ανακαλύψουμε διάφορους κανόνες συσχέτισης, να προβούμε σε ομαδοποίηση πληροφοριών και να εξάγουμε συμπεράσματα (Bai & Hira, 2021).

Αναφορικά με την ML, η πρόβλεψη απασχολησιμότητας αναφέρεται σε "*μια επαναληπτική διαδικασία που περιλαμβάνει τη συλλογή διαθέσιμων δεδομένων, τον καθαρισμό και την*

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

προετοιμασία των δεδομένων, τη δημιουργία μοντέλων και τέλος την επικύρωση και την εφαρμογή τους στην πρόβλεψη". Βλέπουμε λοιπόν πως ένα μοντέλο πρόβλεψης χρειάζεται μόνο κάποια καίρια χαρακτηριστικά των υποψηφίων και όχι το σύνολο τους. Το γεγονός αυτό βοηθά τόσο στην αύξηση της προβλεπτικής ακρίβειας όσο και στην μείωση του απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευση του μοντέλου. Συνεπώς, πριν προχωρήσουμε στη δημιουργία ενός μοντέλου, είναι απαραίτητη η ορθή και προσεκτική επιλογή των απαιτούμενων χαρακτηριστικών- μια διαδικασία με μεγάλη εκτελεστική δυσκολία (Bai & Hira, 2021). Επιπροσθέτως, είναι απαραίτητο να τονιστεί πως για την αποτελεσματική πρόβλεψη της απασχολησιμότητας των νέων, συστήνεται να ληφθούν υπόψιν διάφοροι παράγοντες όπως ο βαθμός πτυχίου, το σύνολο των hard και soft skills και μια σειρά άλλων παραγόντων, των οποίων η κατοχή κρίνεται σημαντική για τους περισσότερους οργανισμούς (Vinutha & Yogisha, 2021).

2.4.5.1. Προηγούμενες έρευνες

Η χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της απασχολησιμότητας υποψηφίων βρίσκει πρακτική εφαρμογή κυρίως την τελευταία πενταετία, δίνοντας χώρο στην ερευνητική κοινότητα για περαιτέρω ανάλυση του φαινομένου. Ενδεικτικό του παραπάνω είναι το γεγονός πως στην αναζήτηση *(ALL (employability) AND ALL ("machine learning"))* στη μηχανή Scopus τα αποτελέσματα είναι συνολικά 405[1]. Από αυτά μόλις τα 28 έχουν δημοσιευτεί το 2016 και παλαιότερα, ενώ από το 2017 και έπειτα, παρατηρείται ραγδαία αύξηση των σχετικών δημοσιεύσεων. Παράλληλα, οι έρευνες που μελετούν το εν λόγω φαινόμενο σε εστιασμένο δείγμα νεαρών αποφοίτων, είναι αρκετά περιορισμένες. Παρακάτω παρατίθενται ενδεικτικά τρεις πρόσφατες από αυτές.

Οι Aviso et al. (2021), χρησιμοποίησαν την τεχνική μηχανικής μάθησης hyperbox ώστε να δημιουργήσουν μοντέλα ταξινόμησης if/then και να διερευνήσουν την επίδραση που έχουν τα χαρακτηριστικά ενός εκπαιδευτικού ιδρύματος στην απασχολησιμότητα των αποφοίτων του. Η εν λόγω έρευνα επικεντρώθηκε στα πανεπιστήμια της Νοτιοανατολικής Ασίας.

Επιπροσθέτως, την ίδια χρονιά, οι Vinutha και Yogisha υλοποίησαν την ανάπτυξη ενός προγνωστικού μοντέλου απασχολησιμότητας νέων πτυχιούχων μηχανικών, βασιζόμενοι σε προκαθορισμένα κριτήρια τα οποία οι εταιρείες θεωρούν ιδιαίτερα σημαντικά. Η εν λόγω ερευνητική προσπάθεια αναπτύχθηκε σε δύο φάσεις. Στην πρώτη χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης (Support vector machine, Random forest, Naïve Bayes, Bayesian

[1] Σημειώνεται ότι η αναζήτηση πραγματοποιήθηκε στις 21/11/2021.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

classifier, Logistic regression, Xgboost κ.α.) με στόχο την πρόβλεψη του βαθμού απασχολησιμότητας του εκάστοτε αποφοίτου, συνδυαστικά με τα πεδία στα οποία συστήνεται να καταβάλει προσπάθεια ώστε να βελτιωθεί και κατά συνέπεια να αυξήσει την απασχολησιμότητα του. Στη δεύτερη φάση έγινε χρήση του αλγορίθμου random forest για την πρόβλεψη πληθώρας αποτελεσμάτων, όπως για παράδειγμα της λίστας των εταιρειών για τις οποίες κάθε απόφοιτος θεωρείται πιθανό να επιλεγεί, της λίστας επιλαχόντων αποφοίτων για μια συγκεκριμένη εταιρεία ή για ένα συγκεκριμένο ρόλο, η ανάπτυξη αναφοράς σχετικά με το ποσοστό επιλεξιμότητας (eligibility) για κάθε ρόλο κ.α.

Τέλος, οι Raman και Pramod (2021) προσπάθησαν να ερευνήσουν τη σχέση που έχουν για έναν φοιτητή μεταπτυχιακού στη Διοίκηση Επιχειρήσεων της Ινδίας τρία χαρακτηριστικά: α) Η απασχολησιμότητα του/της, β) Η ευκαιρία που έχει ώστε να εξασφαλίσει μια θέση εργασίας με βάση την εργασιακή του/της απόδοση κατά τη διάρκεια της πρακτικής άσκησης (*pre-placement offers*) και γ) Ο προσφερόμενος σε αυτόν/ή μισθός. Επιπλέον, οι ερευνητές συμπεριέλαβαν στο μοντέλο τους συνολικά 24 χαρακτηριστικά, όπως το υπόβαθρο των προπτυχιακών σπουδών, η συμμετοχή σε πανεπιστημιακές δραστηριότητες κ.α. Σε τεχνικό επίπεδο, για την κατασκευή του προγνωστικού μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν συνολικά 13 αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, ενώ τελικά επιλέχθηκε ο ταξινομητής (classifier) Gradient boosting, καθώς απέδωσε την καλύτερη προγνωστική ακρίβεια (accuracy) συγκριτικά με τους υπολοίπους.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2.5. Κατακλείδα και ερευνητικό στόχος

Σήμερα η διαδικτυακή προσέλκυση υποψηφίων χρησιμοποιείται ως κύρια πηγή πληροφόρησης και προσέγγισης υποψήφιων που αναζητούν εργασία (Lee et al., 2021). Το εν λόγω φαινόμενο έχει οδηγήσει στη συγκέντρωση μεγάλου αριθμού βιογραφικών από τις εταιρείες, οι οποίες υποχρεώνονται να καταναλώνουν υπερβολικό χρόνο και ανθρώπινους πόρους για την αξιολόγηση τους. Ακόμα, οι μη δομημένες πληροφορίες, οι οποίες εμπεριέχονται συνήθως στα βιογραφικά, οξύνουν περαιτέρω το πρόβλημα. Συνεπώς, για την αντιμετώπιση των παραπάνω τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί πληθώρα εργαλείων για την αυτόματη ανάκτηση πληροφοριών και την παροχή βοήθειας στους recruiters, ώστε να αυτοματοποιηθούν συγκεκριμένες, επαναλαμβανόμενες και εύκολα τυποποιήσιμες ενέργειες (Gunaseelan, Mandal & Rajagopalan, 2020). Το γεγονός αυτό δύναται να μειώσει σημαντικά τόσο το χρόνο που αφιερώνουν οι επαγγελματίες της ΔΑΔ στις εν λόγω διαδικασίες, όσο και τον κόπο και τα χρήματα που συνεπάγεται αυτός. Άλλωστε, δεν είναι λίγοι οι οργανισμοί που έχουν ήδη υιοθετήσει διαδικτυακά (online) ή έξυπνα (intelligent) συστήματα recruitment, τα οποία διαδραματίζουν καταλυτικό ρόλο στην επιτάχυνση των διαδικασιών, καθώς στηρίζονται σε προηγμένες τεχνικές επεξεργασίας κειμένου. Τέλος, πέραν της ενίσχυσης της ταχύτητας εκτέλεσης των διαδικασιών, η χρήση τεχνολογικά προηγμένων λογισμικών στη διαδικασία του recruitment κρίνεται απαραίτητη για την εξάλειψη μεροληπτικών συμπεριφορών από μεμονωμένα άτομα τα οποία εμπλέκονται στη διαδικασία (Sooraksa, 2021).

Λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα παραπάνω και η δική μας ερευνητική προσπάθεια καθοδηγείται σε μεγάλο βαθμό από την ανάγκη ταχύτερης λήψης αποφάσεων, καθώς και την αξιοποίηση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν -από τη χρήση της τεχνολογίας- στις διαδικασίες του recruitment. Αναλυτικότερα, έχει ως στόχο την ανάπτυξη ενός αλγορίθμου ο οποίος θα εκτελεί αυτόματη βαθμολόγηση των προφίλ υποψηφίων που αναζητούν εργασία μέσα από την πλατφόρμα της CollegeLink. Ειδικότερα, ο βαθμός που αποδόθηκε σε κάθε προφίλ προέκυψε με βάση ορισμένα πεδία πληροφοριών, τα οποία θα αναλυθούν λεπτομερώς στο επόμενο κεφάλαιο. Παράλληλα, το παρόν project στοχεύει στην εξέταση του τρόπου με τον οποίο σχετίζεται η βαθμολογία αυτή σε μια σειρά φαινομένων, όπως το εκπαιδευτικό επίπεδο και η πιθανότητα πρόσληψης.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

3. Μελέτη Περίπτωσης CollegeLink- Ανάπτυξη του μοντέλου αυτόματης βαθμολόγησης

3.1. Η εταιρεία CollegeLink

Η CollegeLink αποτελεί μια εταιρεία που δημιουργήθηκε με αρχικό στόχο να γεφυρώσει το χάσμα μεταξύ των πανεπιστημίων και της αγοράς εργασίας, βοηθώντας τους νέους απόφοιτους να βρουν την κατάλληλη θέση εργασίας για το ξεκίνημα της επαγγελματικής τους σταδιοδρομίας. Με άλλα λόγια, η CollegeLink λειτουργεί ως συνδετικός κρίκος μεταξύ των επιχειρήσεων και των υποψήφιων που αναζητούν εργασία. Επιπροσθέτως, αποτελεί την 1η Recruiting πλατφόρμα στην Ελλάδα με εξειδίκευση σε entry και middle level θέσεις εργασίας. Οφείλουμε να σημειώσουμε πως το όραμα της εταιρείας συνοψίζεται στις φράσεις "*να φτάσει η CollegeLink σε ένα τέτοιο επίπεδο που δεν θα μένει απόφοιτος για απόφοιτος άνεργος. Αγαπάμε τους νέους, είμαστε νέοι, πιστεύουμε σε αυτούς, πιστεύουμε στους εαυτούς μας και είμαστε οι μόνοι που μπορούμε να βοηθήσουμε για την βελτίωση της ανεργίας στην χώρα μας. Αν δεν το κάνουμε εμείς, δεν θα το κάνει κανείς*" (CollegeLink, 2021α).

Η δραστηριότητα της CollegeLink χωρίζεται σε δύο βασικούς πυλώνες. Ο πρώτος είναι τα academies, τα οποία στοχεύουν στην παροχή των απαραίτητων εφοδίων στους συμμετέχοντες ώστε να εξοπλίσουν τη φαρέτρα τους με state-of-the-art γνώσεις ανά κλάδο. Τα academies που προσφέρονται αυτή τη στιγμή από την εταιρεία είναι τέσσερα και επικεντρώνονται στις πλέον περιζήτητες ειδικότητες της αγοράς. Αναλυτικότερα αυτά είναι: Digital Marketing Academy, Web Development Academy, Finance & Accounting Academy και Data Analytics Academy (CollegeLink, 2021β). Ο δεύτερος πυλώνας εμπεριέχει το "ταίριασμα" του κατάλληλου υποψηφίου στην κατάλληλη θέση και προσφέρεται στις εταιρείες μέσω τριών πακέτων (starter plan, pro plan, hands free recruitment plan), ανάλογα με τις ανάγκες τους (CollegeLink, 2021γ). Σε κάθε περίπτωση, η δεύτερη υπηρεσία προσφέρεται εντελώς δωρεάν στους υποψήφιους που δημιουργούν το προσωπικό τους προφίλ στην πλατφόρμα.

3.2. Πληροφορίες προφίλ υποψήφιου

Η πλατφόρμα της CollegeLink δίνει τη δυνατότητα στους υποψήφιους να δημιουργήσουν το προσωπικό τους προφίλ. Γιατί είναι όμως σημαντικό το προφίλ του εκάστοτε υποψηφίους να είναι σωστά και πλήρως ενημερωμένο;

Η απάντησε έγκειται σε δύο διαστάσεις. Πρώτον, ένα λεπτομερές προφίλ μπορεί να "οδηγήσει την πλατφόρμα" στην παροχή κατάλληλων και στοχευμένων προτάσεων, βασισμένες στις ικανότητες,

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

τα πτυχία, τα ενδιαφέροντα και την προϋπηρεσία κάθε ατόμου. Δεύτερον, ένα ολοκληρωμένο προφίλ βοηθά τις εταιρείες να εντοπίσουν τους υποψήφιους που ανταποκρίνονται στα προαπαιτούμενα των θέσεων εργασίας που προσπαθούν να καλύψουν (CollegeLink, 2021δ).

Το προφίλ ενός υποψηφίους στην πλατφόρμα, μπορεί να εμπεριέχει συνολικά τα ακόλουθα πεδία:

1. ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ
2. LOOKING FOR, όπου ο υποψήφιος έχει την επιλογή να διαλέξει μεταξύ των επιλογών full time, part-time, remote, internship, voluntary work
3. SUMMARY, όπου ο υποψήφιος συστήνεται να γράψει μια σύντομη περιγραφή για αυτόν, τις σπουδές, την προϋπηρεσία, το χαρακτήρα και τις φιλοδοξίες του
4. COLLEGELINK TRUSTMARKS, όπου καταχωρείται πιθανή πιστοποίηση από τα academies της εταιρείας (βλ. 3.1)
5. EDUCATION, όπου συμπληρώνεται η εκπαίδευση που έχει λάβει ο υποψήφιος. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: UNIVERSITY/SCHOOL (όνομα πανεπιστημίου, ΙΕΚ κτλ.), DEPARTMENT (τμήμα), MAJOR (τομέας), EDUCATION LEVEL (εκπαιδευτικό επίπεδο, π.χ. Πανεπιστήμιο, ΤΕΙ, Κολλέγιο κτλ.), GRADE (βαθμός) και WHEN (ημερομηνία έναρξης και λήξης φοίτησης)
6. PROFESSIONAL EXPERIENCE, όπου συμπληρώνεται η εργασιακή εμπειρία του υποψήφιου. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: COMPANY (όνομα εταιρείας), LOCATION (τοποθεσία), POSITION (θέση εργασίας), WHEN (ημερομηνία έναρξης και λήξης εργασίας) και DESCRIPTION (σύντομη περιγραφή των καθηκόντων που απορρέουν από τη θέση)
7. VOLUNTEER EXPERIENCE, όπου συμπληρώνεται η εθελοντική εργασία του υποψήφιου. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: ORGANIZATION (οργανισμός), ROLE (ρόλος), CAUSE (σκοπός), WHEN (ημερομηνία έναρξης και λήξης εργασίας) και DESCRIPTION (σύντομη περιγραφή των καθηκόντων που απορρέουν από τη θέση)
8. SEMINARS / COURSES, όπου συμπληρώνονται τα σεμινάρια που έχει παρακολουθήσει ή παρακολουθεί ο υποψήφιος. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: SEMINAR \ COURSE NAME (όνομα σεμιναρίου) και WHEN (ημερομηνία έναρξης και λήξης σεμιναρίου)
9. PROJECTS, όπου συμπληρώνονται τα projects τα οποίο έχει ολοκληρώσει ο υποψήφιος. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: OCCUPATION (επάγγελμα-φορέας) και DESCRIPTION (σύντομη περιγραφή του project)

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

10. CERTIFICATIONS, όπου συμπληρώνονται οι πιστοποιήσεις που κατέχει ο υποψήφιος. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: CERTIFICATION NAME (τίτλος πιστοποίησης), CERTIFICATION AUTHORITY (φορέας παροχής πιστοποίησης), CERTIFICATION URL (url για online καταχώρηση πιστοποίησης) και EXPIRATION (λήξη πιστοποίησης- σε περίπτωση που υπάρχει)
11. LANGUAGES, όπου συμπληρώνονται οι γλώσσες τις οποίες γνωρίζει ο υποψήφιος. Σε αυτό το πεδίο και για κάθε εισαγωγή υπάρχουν τα υποπεδία: LANGUAGE (όνομα γλώσσας) και LEVEL (επίπεδο γνώσης- επιλογή μεταξύ των Lower, Advanced, Proficiency και Native)
12. SKILLS, όπου ο υποψήφιος καλείται να συμπληρώσει τόσο hard όσο και soft skills του, με τη μορφή tags ή κειμένου
13. CONTACT INFORMATION, όπου καταχωρούνται τα στοιχεία επικοινωνίας. Σε αυτό το πεδίο υπάρχουν τα υποπεδία: LOCATION (τόπος κατοικίας), PHONE (τηλεφωνικός αριθμός), EMAIL και DATE OF BIRTH (ημερομηνία γέννησης)
14. Τέλος, δίνεται και η δυνατότητα καταχώρησης ενός αρχείου με το ανανεωμένο βιογραφικό σημείωμα του υποψηφίου.

Η συμπλήρωση όλων των παραπάνω πεδίων δεν είναι απαραίτητη για τη δημιουργία του προφίλ. Με άλλα λόγια, ο κάτοχος ενός προφίλ μπορεί να συμπληρώσει μόνο ορισμένα από αυτά. Σε αυτό το σημείο οφείλουμε να επισημάνουμε πως ο δημιουργός ενός ολοκληρωμένου και λεπτομερούς προφίλ, έχει περισσότερες πιθανότητες να "εντοπιστεί" από το σύστημα και τις εταιρείες.

3.3. Στοχαστικό μοντέλο πρόβλεψης απασχολησιμότητας υποψήφιου

Η ερευνητική μας προσπάθεια -σε επίπεδο υλοποίησης- επικεντρώθηκε στη δημιουργία ενός στοχαστικού μοντέλου πρόβλεψης της απασχολησιμότητας των υποψηφίων της πλατφόρμας. Πιο συγκεκριμένα, για το σκοπό της παρούσας έρευνας, η απασχολησιμότητα ενός υποψήφιους ορίστηκε ως η πληρότητα του προφίλ του, συνδυαστικά με την ποιότητα των παρεχόμενων πληροφοριών.

Σε αυτό το σημείο κρίνεται απαραίτητο να τονιστεί πως μια τυπική διαδικασία μηχανικής μάθησης απαιτεί έναν αρκετά μεγάλο αριθμό δεδομένων για την επίτευξη της εκμάθησης. Παράλληλα, η πλειοψηφία των εταιρειών δεν έχει συνήθως διαθέσιμο τον απαραίτητο όγκο δεδομένων για την τροφοδοσία του αλγόριθμου, ώστε να ληφθούν ποιοτικά αποτελέσματα (Sooraksa, 2021). Έτσι και στη δική μας έρευνα, τα απαιτούμενα αρχικά δεδομένα δημιουργήθηκαν από εμάς. Ειδικότερα, προσδώσαμε σε ορισμένα προφίλ ένα σκορ απασχολησιμότητας, τόσο με βάση τα στοιχεία που

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

αντλήσαμε από τη διεθνή βιβλιογραφία (βλ. 2.4), όσο και από την εμπειρία μας ως recruiters. Πιο αναλυτικά, η κύρια ερευνήτρια βαθμολόγησε συνολικά 4.000 προφίλ και έπειτα το 10% εξ αυτών (400 προφίλ) βαθμολογήθηκαν και από δεύτερο recruiter. Για αυτά τα 400 προφίλ ο τελικός βαθμός διαμορφώθηκε ως ο μέσος όρος των δύο διαφορετικών βαθμολογιών. Επιπρόσθετα, το σύνολο των 4.000 βαθμολογημένων προφίλ χρησιμοποιήθηκε για να "εκπαιδεύσουμε" τον αλγόριθμό μας. Ακόμα, το dataset που χρησιμοποιήθηκε για την "εκπαίδευση" και τη "δοκιμή" του μοντέλου αποτελείται συνολικά από 7 μεταβλητές (αναλύονται παρακάτω) μαζί με την εξαρτημένη μεταβλητή του σκορ (με διαβάθμιση από το 5* έως το 10). Θα πρέπει να επισημάνουμε πως η τελευταία μεταβλητή, δηλ. η βαθμολογία του εκάστοτε προφίλ, δόθηκε ξεχωριστά από το υπόλοιπο dataset, αφού δεν αποτελεί πληροφορία που απορρέει από κάποιο πληροφοριακό σύστημα, αλλά βασίζεται αποκλειστικά στην εκτίμηση των εμπλεκόμενων recruiters. Δηλαδή το τελικό αρχείο αποτελούταν συνολικά από τα στοιχεία τα οποία αντλήθηκαν μέσω της πλατφόρμας (ανεξάρτητες μεταβλητές) και μια επιπλέον στήλη που εμπεριείχε τη βαθμολογία του προφίλ (εξαρτημένη μεταβλητή) και η οποία ήταν απόρροια των χαρακτηριστικών των υπόλοιπων 7 ανεξάρτητων μεταβλητών.

Η εξαρτημένη μεταβλητή μοντελοποιήθηκε ώστε έχοντας τις απαραίτητες πληροφορίες από το προφίλ ενός υποψήφιους, το μοντέλο να μας "επιστρέφει" αυτόματα μια βαθμολογία με μεγάλη προσεγγιστική ακρίβεια σχετικά με τη βαθμολογία που θα έδινε ένα έμπειρο στέλεχος της εταιρείας. Οι υπόλοιπες μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν ως ανεξάρτητες είναι οι εξής με σειρά σημαντικότητας:

- Education (Δίνεται bonus σε αξιόλογα certifications και σεμινάρια)
- Positions (Στα έτη προϋπηρεσίας υπολογίζεται και η εθελοντική απασχόληση, αλλά όχι η στρατιωτική θητεία. Επιπλέον, τα projects αποτελούν κομμάτι της εργασιακής εμπειρίας και δίνεται επιπλέον bonus)
- Headline και "looking for"
- Summary
- Languages
- English level (Αναφέρεται στο επίπεδο διαχείρισης της αγγλικής γλώσσας που έχει δηλώσει ο υποψήφιος)
- Skills

Για το παρόν project, τα 3 βασικότερα V των Big Data είναι:

1. Όγκος (*Volume*): Το σύνολο των προφίλ.



2. Ποικιλία (*Variety*): Οι πληροφορίες που περιλαμβάνονται σε κάθε προφίλ, όπως αυτές περιεγράφηκαν λεπτομερώς παραπάνω (Βλ. 3.2.)
3. Ταχύτητα ροής (*Velocity*): Η ταχύτητα προσθήκης και επεξεργασίας των δεδομένων. Αυτή ήταν σχετικά χαμηλή, καθώς το μεγαλύτερο ποσοστό των δεδομένων ήταν ήδη καταχωρημένο στη βάση της CollegeLink. Παράλληλα, η προσθήκη νέων καταχωρήσεων (προφίλ), καθώς και η επεξεργασία των πληροφοριών των ήδη υπαρχόντων δεν πραγματοποιούταν με έντονο ρυθμό κατά τη διάρκεια διεξαγωγής του project.

3.4. Γενικοί κανόνες βαθμολόγησης

Οι γενικοί κανόνες που χρησιμοποιήθηκαν για τη βαθμολόγηση των προφίλ, προκειμένου όλοι οι εμπλεκόμενοι αξιολογητές να έχουν μια κοινή κατεύθυνση, παρουσιάζονται παρακάτω.

- **Headline & Summary - max. 1 βαθμοί**:

Εάν υπάρχει Headline και "looking for"= 0,5 βαθμός

Summary

<10 & >200 λέξεις: 0 βαθμός

11-199 λέξεις: 0,5 βαθμός

*Ταυτόχρονα αξιολογείται και η ποιότητα του περιεχομένου.

- **Education- max. 3,5 βαθμοί**:

Το μέγιστο της ακαδημαϊκής εκπαίδευσης που έχει δηλώσει ο υποψήφιος.

Κάτοχος πτυχίου από κολλέγιο, ΤΕΙ και όλες οι άλλες περιπτώσεις: 1 βαθμός

Κάτοχος πτυχίου ΑΕΙ: 2 βαθμοί

Κάτοχος πτυχίου Πολυτεχνείου: 2,5 βαθμοί

Κάτοχος μεταπτυχιακού/διδακτορικού: 3 βαθμοί

***** 0,5 bonus σε αξιόλογα **certifications και σεμινάρια**

** Οι υποψήφιοι με 2+ πτυχία (π.χ. 1 πτυχίο ΤΕΙ και ένα πτυχίο ΑΕΙ ή 2 πτυχία ΑΕΙ) λάμβαναν τη μέγιστη βαθμολογία, δηλ. 3 μονάδες.

- **Positions- max. 3,5 βαθμοί**:

<1 έτη προϋπηρεσίας: 1 βαθμός

1-2 έτη προϋπηρεσίας: 2 βαθμοί

>2 έτη προϋπηρεσίας: 3 βαθμοί

* Στα έτη προϋπηρεσίας υπολογίζεται και η **εθελοντική απασχόληση** με μικρότερη βαρύτητα, αλλά όχι ο στρατός.



** Τα **projects** αποτελούν κομμάτι της εργασιακής εμπειρίας και προστίθεται επιπλέον 0,5 βαθμός.

- **Languages- max. 1 βαθμός**:

Το πλήθος των ξένων γλωσσών που είναι δηλωμένες.

1 γλώσσα (πλην της ελληνικής): 0,5 βαθμοί

>2 γλώσσες (πλην της ελληνικής): 1 βαθμός

* Στο συγκεκριμένο πεδίο δόθηκε ιδιαίτερη βαρύτητα στη γλώσσα της αγγλικής γλώσσας.

- **Skills- max. 1 βαθμός**:

<3 ή > 8 λέξεις: 0 βαθμός

3-8 λέξεις: 1 βαθμός

→ **Range βαθμολογίας 0-10**

Οι παραπάνω κανόνες αποτελούν το πρότυπο βαθμολόγησης προφίλ. Κρίνεται σημαντικό να επισημανθεί πως σε αυτούς παρεισφρέει σημαντικά και η υποκειμενική αξιολόγηση βάση εμπειρίας των αξιολογητών. Για παράδειγμα, ένας απόφοιτος του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, ενδέχεται να λάβει ελαφρώς μεγαλύτερη βαθμολογία στο πεδίο της εκπαίδευσης, από ότι ένας απόφοιτος του Πολυτεχνείου Κρήτης. Ακόμα, η βαθμολόγηση ενδέχεται να επηρεαστεί από τη γενική εικόνα ενός προφίλ και μια σειρά άλλων παραγόντων, οι οποίοι απορρέουν από την εμπειρία των recruiters.

3.5. Κλάδοι επιλογής προφίλ

Το σύνολο των προφίλ που υπάρχουν στην πλατφόρμα της CollegeLink αγγίζει τις 100.000. Κάθε υποψήφιος ανήκει σε έναν έως και τρεις κλάδους εργασίας (sector), γεγονός το οποίο βοηθά τόσο τους ίδιους τους υποψηφίους στην αναζήτησή τους, όσο και τις εταιρείες προκειμένου να προσελκύσουν ευκολότερα το επιθυμητό target group κάθε θέσης. Οι κλάδοι στους οποίους μπορεί να ανήκει ένας υποψήφιος -σύμφωνα με το διαχωρισμό της πλατφόρμας- είναι οι εξής:

1. Accountancy, Banking & Finance
2. Business, Consulting & Management
3. Creative Arts & Design
4. Energy & Utilities
5. Engineering & Manufacturing
6. Environment & Agriculture

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

7. Healthcare
8. Hospitality & Events Management
9. Tourism & Hotel
10. Information Technology
11. Law
12. Marketing, Advertising & PR
13. Property & Construction
14. Media & Journalism
15. Public Services & Administration
16. Recruitment & HR
17. Retail
18. Sales
19. Science & Pharmaceuticals
20. Transport & Logistics
21. Teacher & Education
22. Customer Care

Συμπληρωματικά, είναι απαραίτητο να τονιστεί πως ένας υποψήφιος μπορεί να ανήκει σε μια ή/και περισσότερες υποκατηγορίες των παραπάνω κλάδων. Για παράδειγμα, κάποιος ο οποίος εντάσσεται στον κλάδο Information Technology, μπορεί να ανήκει στις υποκατηγορίες Software Engineer και Web Developer.

3.6. Μεθοδολογία υλοποίησης μοντέλου

Παρακάτω παρουσιάζεται συνοπτικά η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση της παρούσας εργασίας.

Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της βαθμολογίας των υποψηφίων της πλατφόρμας είναι το XGBoost και η μέθοδος το classification. Πιο αναλυτικά, ο ερευνητής ο οποίος ήταν επιφορτισμένος με την ανάπτυξη του αλγορίθμου, έλαβε περίπου 21.500 προφίλ υποψηφίων με διάφορα χαρακτηριστικά, όπως επίπεδο σπουδών, αριθμός skills, έτη προϋπηρεσίας, αριθμός εργασιακών θέσεων ανά υποψήφιο, επίπεδο αγγλικής γλώσσας κ.α. Από το σύνολο των προφίλ, περίπου τα 4.000 είχαν ήδη λάβει σχετική βαθμολογία από έμπειρα στελέχη της εταιρείας και έτσι χρησιμοποιήθηκαν για να εκπαιδεύσουμε και να ελέγξουμε το τελικό μας μοντέλο.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Ο διαχωρισμός των προφίλ πραγματοποιήθηκε ως εξής, το 75% του συνόλου χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ το 25% για το απαραίτητο testing. Επιπρόσθετα, οι κατηγορίες οι οποίες δημιουργήθηκαν για το classification, ήταν οι εξής:

- Κατηγορία 5: Ο υποψήφιος έχει βαθμολογηθεί από 0 έως 5
- Κατηγορία 6: Ο υποψήφιος έχει βαθμολογηθεί με 6
- Κατηγορία 7: Ο υποψήφιος έχει βαθμολογηθεί με 7
- Κατηγορία 8: Ο υποψήφιος έχει βαθμολογηθεί με 8
- Κατηγορία 9: Ο υποψήφιος έχει βαθμολογηθεί με 9
- Κατηγορία 10: Ο υποψήφιος έχει βαθμολογηθεί με 10

Επιπλέον, τα κριτήρια βαθμολόγησης τα οποία ανέδειξε το μοντέλο ως βασικότερα ήταν τελικά τα παρακάτω:

- Τα επιλεγμένα sectors (βλ. 3.5)
- Η εκπαίδευση του υποψηφίου
- Ο αριθμός των καταχωρημένων skills
- Το πόσο εκτενές είναι το personal summary και η περιγραφή του εκάστοτε ρόλο που είχε ο υποψήφιος σε κάθε θέση εργασίας
- Ο αριθμός των θέσεων εργασίας που είχε ο υποψήφιος στο παρελθόν
- Τα έτη προϋπηρεσίας
- Ο αριθμός των ξένων γλωσσών τις οποίες γνωρίζει ένας υποψήφιος σε τουλάχιστον advanced επίπεδο
- Τα έτη που έχουν περάσει έως την ανάληψη της τελευταίας θέσης εργασίας από τον υποψήφιο
- Το επίπεδο γνώσης της αγγλικής γλώσσας
- Και τελευταία κριτήρια βαθμολόγησης αποτελούν τα status, certifications, seminars και το εάν ο υποψήφιος εντάσσεται σε κάποιον από τους κλάδους Information Technology, Accountancy, Banking & Finance και Business.

3.7. Αναλυτικά αποτελέσματα του μοντέλου

Σε αυτό το σημείο κρίνεται απαραίτητο να εξετάσουμε μια μια τις κατηγορίες των βαθμολογιών, καθώς και το ποσοστό συμφωνίας του αλγορίθμου με την πραγματική βαθμολογία που θα έδινε ένας recruiter.

Όταν το μοντέλο εκτιμάει ότι ένα προφίλ βαθμολογείται με 5, σύμφωνα με το τεστ του μοντέλου, η πραγματική κατανομή των βαθμολογιών είναι ως εξής:

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

5	6	7	8	9	10
65%	19%	11%	5%	1%	0%

Αναλυτικότερα, εάν ένα προφίλ βαθμολογηθεί από τον αλγόριθμο με 5, υπάρχει 65% πιθανότητα η πραγματική βαθμολογία που θα του έδινε ένας recruiter να είναι 5, 19% πιθανότητα να είναι 6, 11% πιθανότητα να είναι 7, 5% πιθανότητα να είναι 8, 1% πιθανότητα να είναι 9 και καμία πιθανότητα η πραγματική βαθμολογία να είναι 10. Οι παρακάτω πίνακες αποτυπώνουν τα αντίστοιχα ποσοστά και για τις υπόλοιπες κατηγορίες.

Όταν το μοντέλο εκτιμάει ότι ένα προφίλ βαθμολογείται με 6, η πραγματική κατανομή των βαθμολογιών είναι ως εξής:

5	6	7	8	9	10
16%	**50%**	17%	11%	4%	2%

Όταν το μοντέλο εκτιμάει ότι ένα προφίλ βαθμολογείται με 7, η πραγματική κατανομή των βαθμολογιών είναι ως εξής:

5	6	7	8	9	10
10%	17%	**51%**	14%	7%	2%

Όταν το μοντέλο εκτιμάει ότι ένα προφίλ βαθμολογείται με 8, η πραγματική κατανομή των βαθμολογιών είναι ως εξής:

5	6	7	8	9	10
3%	7%	14%	**56%**	16%	5%

Όταν το μοντέλο εκτιμάει ότι ένα προφίλ βαθμολογείται με 9, η πραγματική κατανομή των βαθμολογιών είναι ως εξής:

5	6	7	8	9	10
1%	1%	7%	18%	**49%**	24%

Και τέλος, όταν το μοντέλο εκτιμάει ότι ένα προφίλ βαθμολογείται με 10, η πραγματική κατανομή των βαθμολογιών είναι ως εξής:

5	6	7	8	9	10

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

0%	3%	5%	10%	19%	**64%**

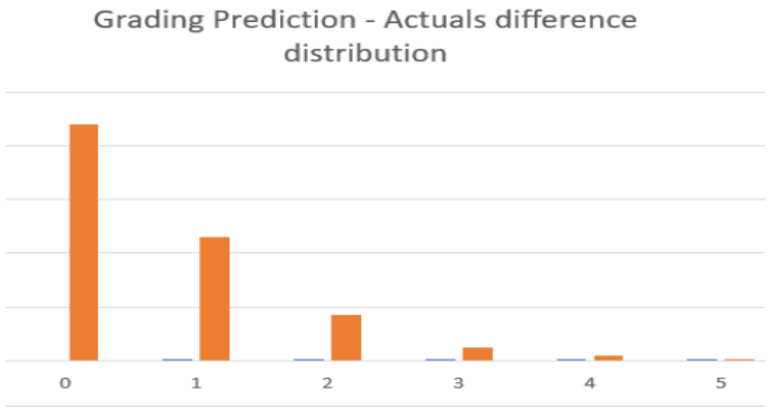
Τα στοιχεία για το prediction accuracy ανά κατηγορία (+/-)1 μονάδα, αλλά και το συνολικό, παρουσιάζονται στον ακόλουθο πίνακα.

Class	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**Prediction Accuracy**
Class (+/-1) Prediction Accuracy	84%	82%	82%	85%	90%	82%	**85%**

Πίνακας 5: Προβλεπτική ακρίβεια αλγορίθμου ανά κατηγορία

Ο πίνακας 5 μας δείχνει πως εάν ένα προφίλ λάβει τη βαθμολογία απασχολησιμότητας 5 από τον αλγόριθμο, η πιθανότητα η πραγματική βαθμολογία που θα δινόταν να είναι είτε 5 είτε 6 είναι 84%. Επιπλέον, εάν λάβει τη βαθμολογία 6, η πιθανότητα η πραγματική βαθμολογία να βρίσκεται μεταξύ 5 έως 7 είναι 82% και ούτω καθεξής. Συνεπώς, ως αποτέλεσμα των επι μέρους ποσοστών πρόβλεψης, το μοντέλο που δημιουργήθηκε προβλέπει συνολικά με 85% επιτυχία την ακριβή βαθμολογία που θα έδινε ένας recruiter με απόκλιση (+/-) 1 βαθμό.

Επιπροσθέτως, στο παρακάτω σχήμα φαίνεται η συνολική κατανομή της διαφοράς της πρόβλεψης του μοντέλου από την πραγματική βαθμολογία.



Τέλος, ο δείκτης Pearson Correlation έδειξε στατιστικά σημαντική θετική σχέση ($r=0.308$, $p<0.001$) μεταξύ του πραγματικού βαθμού και της πρόβλεψης του αλγόριθμου. Επιπλέον, συγκρίνοντας τους μέσους όρους των βαθμολογιών -6,13 και 6,51 αντίστοιχα- διαπιστώνουμε πως οι δοθέντες βαθμοί από τον αλγόριθμο είναι ελαφρώς μεγαλύτεροι από αυτούς των recruiters.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Correlations[b]

		Score_Recr	Prediction
Score_Recr	Pearson Correlation	1	.308**
	Sig. (2-tailed)		.000
Prediction	Pearson Correlation	.308**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

b. Listwise N=4000

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation	N
Score_Recr	6.13	1.399	4000
Prediction	6.51	1.586	4000

3.8. Ερευνητικές Υποθέσεις

Απώτερος σκοπός της παρούσας έρευνας είναι ο έλεγχος συγκεκριμένων υποθέσεων, οι οποίες εξήχθησαν έπειτα από εκτενή μελέτη της διεθνούς βιβλιογραφίας. Επιπροσθέτως, υποτέθηκαν τα εξής:

- Οι υποψήφιοι που έχουν λάβει περισσότερες ακαδημαϊκές κα εκπαιδευτικές πιστοποιήσεις, διαθέτουν καλύτερο τεχνικό υπόβαθρο και συνεπώς περισσότερες γνώσεις αναφορικά με τον τομέα δραστηριοποίησής τους.
- Οι εταιρείες προτιμούν εργαζόμενους που διαθέτουν ισχυρό εκπαιδευτικό υπόβαθρο.
- Εάν το προφίλ ενός υποψηφίου διαθέτει ποιοτικές πληροφορίες (πτυχία, προϋπηρεσία, πιστοποιήσεις ξένων γλωσσών κτλ.), ο υποψήφιος έχει περισσότερες πιθανότητες πρόσληψης.
- Οι υποψήφιοι οι οποίοι αναζητούν εργασία μέσα από πλατφόρμες εύρεσης εργασίας και δαπανούν περισσότερο χρόνο για τη λεπτομερή συμπλήρωση του προφίλ τους, είναι πιθανότερο να προσληφθούν.
- Τέλος, όσο περισσότερες αιτήσεις υποβάλει ένας υποψήφιος, τόσες περισσότερες πιθανότητες έχει ώστε να προσληφθεί.

Ως εκ τούτου, με βάση τα όσα αναφέρθηκαν στην ενότητα 2 αλλά και τις προαναφερθέντες παρατηρήσεις, αναπτύχθηκαν και ελέγχθηκαν οι εξής υποθέσεις:

Hypothesis 1: Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει τη συνολική βαθμολογία που λαμβάνει το προφίλ του.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Hypothesis 2_1: Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει την πιθανότητα που έχει ώστε να προσληφθεί, συναρτήσει του αριθμού των αιτήσεων που έχει υποβάλλει.

Hypothesis 2_2: Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει την πιθανότητα που έχει, ώστε να προσληφθεί.

Hypothesis 3: Οι υποψήφιοι με υψηλότερη βαθμολογία είναι πιθανότερο να προσληφθούν.

Hypothesis 4: Οι υποψήφιοι που υποβάλλουν περισσότερες αιτήσεις, έχουν υψηλότερη βαθμολογία.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

4. Ερευνητική Μεθοδολογία

4.1. Είδος Έρευνας

Η ερευνητική μεθοδολογία αναφέρεται στον καθορισμό μιας δομημένης αλληλουχίας διαδικασιών που στόχο έχουν την ανάλυση εμπειρικών δεδομένων, ώστε να οδηγηθούμε τελικά σε επιβεβαίωση ή απόρριψη αντιλήψεων (Zikmund, 2003). Επιπροσθέτως, το 2017 ο Walliman όρισε την έρευνα ως "*ανακάλυψη νέων πραγμάτων, τα οποία μέχρι πρότινος κανείς δε γνώριζε. Δηλαδή, πρόκειται για την προώθηση των συνόρων της γνώσης*". Συμπληρωματικά όρισε τις ερευνητικές μεθόδους ως τεχνικές οι οποίες χρησιμοποιούνται στην έρευνα.

Οι Bickman και Rog (2008, σελ. 5) ανέφεραν πως υπάρχουν δύο είδη επιστημονικής έρευνας, τα οποία ονομαστικά είναι η βασική (basic) και η εφαρμοσμένη (applied). Σύμφωνα με τους μελετητές, η βασική έρευνα στοχεύει στην άνθιση της γνώσης, είτε μέσω της επένδυσης σε νέες ιδέες είτε μέσω της επιβεβαίωσης υφισταμένων θεωριών. Από την άλλη, η εφαρμοσμένη έρευνα στοχεύει στην ταχεία ανάπτυξη απαντήσεων ή πορείας δράσης, αποσκοπώντας στην επίλυση εξειδικευμένων προβλημάτων τα οποία είναι πολύπλοκα και χρήζουν αντιμετώπισης. Η παρούσα έρευνα έχει ως στόχο την κριτική διερεύνηση μιας σειράς υποθέσεων, οι οποίες σχετίζονται με την απασχολησιμότητα των υποψηφίων που διαθέτουν προφίλ στην πλατφόρμα εύρεσης εργασίας της CollegeLink. Συνεπώς, θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως βασική.

4.2. Συλλογή δεδομένων και πληθυσμός έρευνας

Για τους σκοπούς της εν λόγω έρευνας χρησιμοποιήθηκε ειδική επιστημονική μεθοδολογία για την ανάπτυξη ενός αλγορίθμου, ο οποίος προσέδωσε εν συνεχεία μια βαθμολογία απασχολησιμότητας σε κάθε προφίλ (βλ. 3.6.). Ακόμα, αντλήσαμε μέσα από τη βάση δεδομένων της CollegeLink επιπλέον στοιχεία για κάθε προφίλ, όπως:

- Το επίπεδο εκπαίδευσης του υποψηφίου
- Τα sectors στα οποία ανήκει ο υποψήφιος
- Τον αριθμό των αιτήσεων που έχει κάνει μέσω της πλατφόρμας
- Τον αριθμό των απορρίψεων που έχει δεχτεί
- Το εάν προσλήφθηκε σε κάποια θέση ή όχι.

Τελικά, το σύνολο το δείγματός μας αποτελούταν από περίπου 21.500 προφίλ υποψηφίων με όλα τα παραπάνω στοιχεία.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

4.3. Μεθοδολογία στατιστικής ανάλυσης

Έπειτα από τη συλλογή των προαναφερθέντων δεδομένων και την ενοποίησή τους σε ένα αρχείο, ακολούθησε η κωδικοποίηση και η μετατροπή τους σε χρησιμοποιήσιμα ψηφιακά δεδομένα με απώτερο σκοπό τη στατιστική ανάλυσή τους. Ειδικότερα, η στατιστική ανάλυση υλοποιήθηκε μέσω της χρήσης του λογισμικού IBM SPSS 25.0.

Για την ανάλυση των χαρακτηριστικών του δείγματος αναφορικά με το μέσο όρο ανά sector, χρησιμοποιήθηκαν περιγραφικές στατιστικές τεχνικές (μέσος όρος, τυπική απόκλιση, κτλ). Επιπλέον, πραγματοποιήθηκαν διάφοροι έλεγχοι για ενδεχόμενες διαφοροποιήσεις των μέσων όρων (ανάλυση διακύμανσης, analysis of variance, έλεγχος Kruskal-Wallis, μέθοδος Bonferroni κ.α.).

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

5. Ανάλυση αποτελεσμάτων

5.1. Ανάλυση ερευνητικών δεδομένων μέσω του λογισμικού IBM SPSS STATISTICS

5.1.1. Μέσος όρος βαθμολογίας ανά κλάδο

Αρχικά, κρίνεται απαραίτητο να τονίσουμε πως ένας υποψήφιος μπορεί να αναζητά θέση εργασίας ταυτόχρονα σε έναν έως και τρεις διαφορετικούς κλάδους από τους 22 που υπάρχουν στην πλατφόρμα. Οπότε, οι επιλογές του δύναται να εντάσσονται σε sector 1 ή sector 1 και 2 ή sector 1, 2 και 3.

Με στόχο την εύρεση του μέσου όρου της βαθμολογίας των υποψηφίων ανά sector ενεργήσαμε ως εξής. Αρχικά εξήχθησαν 3 πίνακες οι οποίοι περιείχαν δεδομένα για τον αριθμό των υποψηφίων που είχαν δηλώσει το κάθε sector (N), το μέσο όρο της βαθμολογίας τους (Mean) και την τυπική απόκλιση (Std. Deviation). Έπειτα, για κάθε sector υπολογίσαμε την παρακάτω εξίσωση: $Mean_sector_i = (N_j * Mean_j) / (N_1 + N_2 + N_3)$, όπου i= 1,2,…22 και j= 1,2,3. Ως αποτέλεσμα προέκυψε πίνακας 6, ο οποίος απεικονίζει το Μ.Ο. της βαθμολογίας των προφίλ ανά κλάδο, όπως αυτός προσδιορίστηκε από τον αλγόριθμο. Υπενθυμίζεται πως το διαβαθμισμένο σκορ κυμάνθηκε στο εύρος 5* έως 10.

No.	Name	Mean	Rank
16	Recruitment & HR	7.025	1
2	Business, Consulting & Management	6.972	2
12	Marketing, Advertising & PR	6.961	3
14	Media & Journalism	6.943	4
15	Public Services & Administration	6.941	5
13	Property & Construction	6.791	6
11	Law	6.775	7
10	Information Technology	6.769	8
4	Energy & Utilities	6.761	9
19	Science & Pharmaceuticals	6.751	10
6	Environment & Agriculture	6.740	11
8	Hospitality & Events Management	6.726	12
5	Engineering & Manufacturing	6.726	13
21	Teacher & Education	6.694	14
20	Transport & Logistics	6.676	15

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

1	Accountancy, Banking & Finance	6.664	16
3	Creative Arts & Design	6.614	17
18	Sales	6.574	18
17	Retail	6.501	19
22	Customer Care	6.457	20
9	Tourism & Hotel	6.435	21
7	Healthcare	6.420	22

Πίνακας 6: Μ.Ο. Βαθμολογίας ανά κλάδο

Παρατηρούμε λοιπόν πως οι υποψήφιοι οι οποίοι αναζητούν εργασία στον κλάδο "Recruitment & HR" σημειώνουν την υψηλότερη βαθμολογία (Μ.Ο.= 7,025), ακολουθούμενοι από τους υποψηφίους του κλάδου "Business, Consulting & Management" (Μ.Ο.= 6,972) κ.ο.κ., ενώ τελευταίοι στην ταξινόμηση εμφανίζονται οι υποψήφιοι του κλάδου "Healthcare".

5.1.2. Έλεγχος Η1

Σύμφωνα με την υπόθεση 1: *Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει τη συνολική βαθμολογία που λαμβάνει το προφίλ του.*

Για τον έλεγχο της συγκεκριμένης υπόθεσης και προκειμένου να εκτιμηθεί η στατιστική σημαντικότητα της διαφοράς των μετρήσεων μεταξύ των πέντε ομάδων, χρησιμοποιήθηκε η ανάλυση διακύμανσης (Μονοπαραγοντική ANOVA). Κατά τον έλεγχο των προϋποθέσεων εφαρμογής της εν λόγω ανάλυσης, διαπιστώθηκε πως απορρίπτεται η υπόθεση ισότητας των διασπορών μεταξύ των ομάδων. Πιο αναλυτικά, ο έλεγχος Levene έδειξε πως δεν ισχύει η μηδενική υπόθεση (Sig.= 0,000), δηλαδή τα πέντε δείγματα είναι ανομοιογενή. Επομένως, η χρήσης της συγκεκριμένης μεθόδου δεν συνίσταται και αντ' αυτού ενδείκνυται η χρήση της μη παραμετρικής μεθόδου Kruskal-Wallis. Εν συνεχεία, λαμβάνοντας υπόψιν τα αποτελέσματα του ελέγχου Kruskal-Wallis διαπιστώσαμε πως η υπόθεση απορρίπτεται (p-value= 0,000) (Οι αναλύσεις παρατίθενται λεπτομερώς στο παράρτημα). Ως εκ τούτου, ο έλεγχος δεν μπορεί να μας εξηγήσει ποιος είναι ο μέσος που διαφέρει σε σχέση με τους υπόλοιπους και συνεπώς για να προσδιοριστούν οι μέσοι οι οποίοι διαφέρουν μεταξύ τους, κρίνεται αναγκαίο να πραγματοποιηθούν πολλαπλές συγκρίσεις μεταξύ των ομάδων (ανά δύο). Έτσι, για το σκοπό αυτό επιλέχθηκε η μέθοδος Bonferroni και τα αποτελέσματα φαίνονται παρακάτω.



Multiple Comparisons

Dependent Variable: SCORE

Bonferroni

(I) EDUCATION LEVEL	(J) EDUCATION LEVEL	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
Bachelor (T.E.I.)	College	.1904*	.0574	.009	.029	.352
	Bachelor (Uni)	-.5346*	.0379	.000	-.641	-.428
	Master	-1.0792*	.0427	.000	-1.199	-.959
	Other	-.1981*	.0497	.001	-.338	-.058
College	Bachelor (T.E.I.)	-.1904*	.0574	.009	-.352	-.029
	Bachelor (Uni)	-.7250*	.0493	.000	-.864	-.587
	Master	-1.2696*	.0531	.000	-1.419	-1.120
	Other	-.3885*	.0589	.000	-.554	-.223
Bachelor (Uni)	Bachelor (T.E.I.)	.5346*	.0379	.000	.428	.641
	College	.7250*	.0493	.000	.587	.864
	Master	-.5446*	.0310	.000	-.632	-.457
	Other	.3365*	.0401	.000	.224	.449
Master	Bachelor (T.E.I.)	1.0792*	.0427	.000	.959	1.199
	College	1.2696*	.0531	.000	1.120	1.419
	Bachelor (Uni)	.5446*	.0310	.000	.457	.632
	Other	.8811*	.0447	.000	.756	1.007
Other	Bachelor (T.E.I.)	.1981*	.0497	.001	.058	.338
	College	.3885*	.0589	.000	.223	.554
	Bachelor (Uni)	-.3365*	.0401	.000	-.449	-.224
	Master	-.8811*	.0447	.000	-1.007	-.756

*. The mean difference is significant at the 0.05 level.

Επομένως, συνάγεται το συμπέρασμα πως όλοι οι μέσοι όροι της βαθμολογίας των πέντε ομάδων του δείγματός μας, διαφέρουν στατιστικά σημαντικά μεταξύ τους. Οι μεγαλύτερες διαφορές παρατηρούνται μεταξύ των αποφοίτων μεταπτυχιακής εκπαίδευσης και αυτών οι οποίοι έχουν αποφοιτήσει από ΤΕΙ ή Κολλέγιο, με διαφορά 1,08 και 1,27 αντίστοιχα.

Όπως φαίνεται παρακάτω στον πίνακα 7, την υψηλότερη βαθμολογία καταγράφουν οι κάτοχοι μεταπτυχιακού διπλώματος (Mean= 7,864, SD= 1,4357), ακολουθούμενοι από τους κατόχους πτυχίου Ανώτατου Εκπαιδευτικού Ιδρύματος (ΑΕΙ) (Mean= 7,320, SD= 1,7190), τους κατόχους πτυχίων της κατηγορίας "άλλο" (Mean= 6,983, SD= 1,9248), τους κατόχους πτυχίου Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος (ΤΕΙ) (Mean= 6,785, SD= 1,9138), ενώ τελευταίοι στην κατάταξη εμφανίζονται οι κάτοχοι πτυχίου ιδιωτικών κολλεγίων (Mean= 6,594, SD= 1,1840). Τα αναλυτικά στοιχεία καθώς και το σχετικό γράφημα ErrorBar παρουσιάζονται στο Παράρτημα.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Εκπαιδευτικό επίπεδο	Αρ. Υποψηφίων	Μ.Ο. Βαθμολογίας	Τυπική Απόκλιση
Bachelor (TEI)	2580	6,785	1,9138
College	1381	6,594	1,8480
Bachelor (Uni)	10350	7,320	1,7190
Master	4386	7,864	1,4357
Other	2238	6,983	1,9248
Total	20935	7,284	1,7629

Πίνακας 7: Μ.Ο. Βαθμολογίας ανά εκπαιδευτικό επίπεδο

5.1.3. Έλεγχος Η2

Έλεγχος $H2_1$

Σύμφωνα με την υπόθεση 2_1: *Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει την πιθανότητα που έχει ώστε να προσληφθεί, συναρτήσει του αριθμού των αιτήσεων που έχει υποβάλλει.*

Για τον έλεγχο της συγκεκριμένης υπόθεσης, δημιουργήθηκε μια νέα μεταβλητή, η οποία αποτελεί το κλάσμα (Πρόσληψη/ Αριθμός αιτήσεων), προκειμένου να εξετάσουμε τη πιθανότητα ανά αίτηση. Για παράδειγμα, κάποιος ο οποίος έχει κάνει π.χ. 10 αιτήσεις και έχει προσληφθεί από μια εταιρεία θα λάβει το νούμερο 0,10 το οποίο αντιστοιχεί στο ποσοστό 10%. Επιπλέον, κάποιος ο οποίος δεν έχει προσληφθεί από καμία εταιρεία ανεξαρτήτως του αριθμού των αιτήσεων που έχει υποβάλλει θα λάβει 0,00. Τέλος, όσοι δεν έχουν καταθέσει καμία αίτηση, δε συμπεριλήφθηκαν στο δείγμα μας καθώς θεωρήθηκε πως δεν αποτελούν ενδεικτικό δείγμα υποψηφίων οι οποίοι αναζητούν εργασία.

Για τον έλεγχο της υπόθεσης 2 και προκειμένου να εκτιμηθεί η στατιστική σημαντικότητα της διαφοράς των μετρήσεων μεταξύ των πέντε ομάδων, χρησιμοποιήθηκε εκ νέου η ανάλυση διακύμανσης. Τα αποτελέσματα της διαδικασίας ήταν παρόμοια με αυτά του ελέγχου της Η1. Επομένως, εφόσον ο έλεγχος Levene έδειξε (Sig.= 0,000), τα δείγματα είναι ανομοιογενή. Οπότε χρησιμοποιήθηκε και πάλι ο έλεγχος Kruskal-Wallis με αποτέλεσμα (p-value = 0,000). Έτσι τελικά επιλέχθηκε η μέθοδος Bonferroni και τα αποτελέσματα φαίνονται παρακάτω.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Multiple Comparisons

Dependent Variable: ACCEPTED/APPLICATIONS

Bonferroni

(I) EDUCATION LEVEL	(J) EDUCATION LEVEL	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
Bachelor (T.E.I.)	College	.00100	.00613	1.000	-.0162	.0182
	Bachelor (Uni)	-.01467*	.00393	.002	-.0257	-.0036
	Master	-.00540	.00437	1.000	-.0177	.0069
	Other	-.01321	.00527	.122	-.0280	.0016
College	Bachelor (T.E.I.)	-.00100	.00613	1.000	-.0182	.0162
	Bachelor (Uni)	-.01568*	.00534	.033	-.0307	-.0007
	Master	-.00641	.00567	1.000	-.0223	.0095
	Other	-.01422	.00639	.262	-.0322	.0037
Bachelor (Uni)	Bachelor (T.E.I.)	.01467*	.00393	.002	.0036	.0257
	College	.01568*	.00534	.033	.0007	.0307
	Master	.00927*	.00316	.034	.0004	.0181
	Other	.00146	.00432	1.000	-.0107	.0136
Master	Bachelor (T.E.I.)	.00540	.00437	1.000	-.0069	.0177
	College	.00641	.00567	1.000	-.0095	.0223
	Bachelor (Uni)	-.00927*	.00316	.034	-.0181	-.0004
	Other	-.00781	.00473	.988	-.0211	.0055
Other	Bachelor (T.E.I.)	.01321	.00527	.122	-.0016	.0280
	College	.01422	.00639	.262	-.0037	.0322
	Bachelor (Uni)	-.00146	.00432	1.000	-.0136	.0107
	Master	.00781	.00473	.988	-.0055	.0211

*. The mean difference is significant at the 0.05 level.

Από τον παραπάνω πίνακα φαίνεται πως οι μέσοι όροι των πιθανοτήτων ανά αίτηση, οι οποίοι εμφανίζουν στατιστικά σημαντικές διαφορές μεταξύ τους είναι ο μέσος όρος των κατόχων πτυχίου ΑΕΙ, με τους μέσους όρους των κατόχων πτυχίου ΤΕΙ, Κολλεγίου ή Μεταπτυχιακού. Αναλυτικότερα, υπάρχει στατιστικά σημαντική διαφορά της πιθανότητας πρόσληψης ανά αίτηση σε περίπτωση κατοχής πτυχίου ΑΕΙ (Mean = 5,15%, SD = 0,16130) σε σχέση με την πιθανότητα σε περίπτωση (βλ. Παράρτημα):

- Κατοχής πτυχίου ΤΕΙ (Mean = 3,68%, SD = 0,13332)
- Κατοχής πτυχίου Κολλεγίου (Mean = 3,58%, SD = 0,13141)
- Κατοχής μεταπτυχιακού διπλώματος (Mean = 4,22%, SD = 0,14747)

Συμπληρωματικά, αξίζει να εξετάσουμε τα νούμερα και σε απόλυτο αριθμό (βλ. $H2_2$), ώστε να έχουμε μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα.



Έλεγχος H2₂

Σύμφωνα με την υπόθεση 2_2: *Το επίπεδο σπουδών ενός υποψηφίου επηρεάζει την πιθανότητα που έχει ώστε να προσληφθεί*.

Εφόσον επιθυμούμε να ελέγξουμε την ύπαρξη σχέσης μεταξύ δύο κατηγορικών μεταβλητών, θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε το X^2-test.

Case Processing Summary

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
ACCEPTED * EDUCATION LEVEL	15123	98.4%	248	1.6%	15371	100.0%

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymptotic Significance (2-sided)
Pearson Chi-Square	30.635[a]	4	.000
Likelihood Ratio	31.019	4	.000
Linear-by-Linear Association	4.050	1	.044
N of Valid Cases	15123		

a. 0 cells (0.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 178.40.

ACCEPTED * EDUCATION LEVEL Crosstabulation

			EDUCATION LEVEL					
			Bachelor (T.E.I.)	College	Bachelor (Uni)	Master	Other	Total
ACCEPTED	not_found_job	Count	1579	763	5858	2793	1191	12184
		Expected Count	1526.7	739.6	5971.6	2739.2	1206.9	12184.0
		% within ACCEPTED	13.0%	6.3%	48.1%	22.9%	9.8%	100.0%
		% within EDUCATION LEVEL	83.3%	83.1%	79.0%	82.1%	79.5%	80.6%
		Standardized Residual	1.3	.9	-1.5	1.0	-.5	
	found_job	Count	316	155	1554	607	307	2939
		Expected Count	368.3	178.4	1440.4	660.8	291.1	2939.0
		% within ACCEPTED	10.8%	5.3%	52.9%	20.7%	10.4%	100.0%
		% within EDUCATION LEVEL	16.7%	16.9%	21.0%	17.9%	20.5%	19.4%
		Standardized Residual	-2.7	-1.8	3.0	-2.1	.9	
Total		Count	1895	918	7412	3400	1498	15123
		Expected Count	1895.0	918.0	7412.0	3400.0	1498.0	15123.0
		% within ACCEPTED	12.5%	6.1%	49.0%	22.5%	9.9%	100.0%
		% within EDUCATION LEVEL	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Τα παραπάνω στοιχεία μας δείχνουν τα εξής:

- Από τους 15.371 υποψηφίους, οι οποίοι έχουν υποβάλει τουλάχιστον μια αίτηση, έχουν δηλώσει στο αντίστοιχο πεδίο της πλατφόρμας το εκπαιδευτικό τους επίπεδο οι 15.123 (Ποσοστό 98,4%).
- Από αυτούς τους 15.123 υποψηφίους, έχουν βρει εργασία οι 2.939 (Ποσοστό 19,4%).
- Εφόσον το X^2-test έδειξε (p-value = 0,000), δεχόμαστε την εναλλακτική υπόθεση. Δηλαδή η πρόσληψη ενός υποψήφιου σχετίζεται με το εκπαιδευτικό του επίπεδο.
- Από τους 2.939 προσληφθέντες το 52,9% είναι κάτοχοι πτυχίου ΑΕΙ, το 20,7% είναι κάτοχοι μεταπτυχιακού, το 10,8% είναι κάτοχοι πτυχίου ΤΕΙ, το 10,4% είναι κάτοχοι πτυχίου κατηγορίας άλλο και το 5,3% είναι κάτοχοι πτυχίου Κολλεγίου.
- Από τους 7412 υποψηφίους ΑΕΙ, οι 1554 προσλήφθηκαν (Ποσοστό 21%).
- Από τους 1498 υποψηφίους με επίπεδο σπουδών "άλλο" (π.χ. Λύκειο, Διδακτορικό κ.α.), οι 307 προσλήφθηκαν (Ποσοστό 20,5%).
- Από τους 3400 υποψηφίους με μεταπτυχιακό, οι 607 προσλήφθηκαν (Ποσοστό 17,9%).
- Από τους 918 υποψηφίους Κολλεγίου, οι 155 προσλήφθηκαν (Ποσοστό 16,8%).
- Από τους 1895 υποψηφίους ΤΕΙ που υπέβαλαν τουλάχιστον μια αίτηση, οι 316 προσλήφθηκαν (Ποσοστό 16,7%).

5.1.4. Έλεγχος Η3

Σύμφωνα με την υπόθεση 3: *Οι υποψήφιοι με υψηλότερη βαθμολογία είναι πιθανότερο να προσληφθούν*.

Για τον έλεγχο της Η3 θα πρέπει να εξετάσουμε πόσοι υποψήφιοι από κάθε κατηγορία έχουν κάνει τουλάχιστον μια αίτηση, πόσοι τελικά από αυτούς προσλήφθηκαν και τι βαθμολογία είχε λάβει το προφίλ τους. Υπενθυμίζεται ότι αναφορικά με τη βαθμολογία των προφίλ έχουν διαμορφωθεί οι εξής κατηγορίες: Κατηγορία 5 (Βαθμός από 0 έως 5), Κατηγορία 6 (Βαθμολογία με 6), Κατηγορία 7 (Βαθμολογία με 7) και ούτω κάθε εξής έως την Κατηγορία 10.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Statistics

SCORE

N	Valid	15371
	Missing	0
Mean		7.469
Median		7.000
Mode		5.0
Std. Deviation		1.7549

SCORE

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	5.0	3391	22.1	22.1	22.1
	6.0	1349	8.8	8.8	30.8
	7.0	3173	20.6	20.6	51.5
	8.0	1912	12.4	12.4	63.9
	9.0	3203	20.8	20.8	84.8
	10.0	2343	15.2	15.2	100.0
	Total	15371	100.0	100.0	

Παρατηρούμε πως ο συνολικός αριθμός των υποψηφίων που έχουν κάνει τουλάχιστον μια αίτηση είναι 15.371 άτομα. Ο μέσος όρος των βαθμολογιών διαμορφώθηκε σε 7,469 με τυπική απόκλιση (standard deviation) 1,7549. Επιπλέον, η διάμεσος ήταν 7, ενώ η επικρατούσα τιμή ήταν η βαθμολογία 5, με τον αριθμό των υποψηφίων της αντίστοιχης κατηγορίας να είναι 3.391.

Πόσοι όμως από τους υποψηφίους κάθε κατηγορίας προσλήφθηκαν τελικά; Την απάντηση δίνουν οι παρακάτω αναλύσεις.

Chi-Square Tests

	Value	df	Asymptotic Significance (2-sided)
Pearson Chi-Square	383.361[a]	5	.000
Likelihood Ratio	372.739	5	.000
Linear-by-Linear Association	304.938	1	.000
N of Valid Cases	15371		

a. 0 cells (0.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 261.53.

Το X^2-test έδειξε (p-value = 0,000) και συνεπώς δεχόμαστε την εναλλακτική υπόθεση. Δηλαδή η πρόσληψη ενός υποψηφίου εξαρτάται από τη βαθμολογία του προφίλ του.

Statistics

SCORE

N	Valid	2980
	Missing	0
Mean		7.973
Median		9.000
Mode		9.0
Std. Deviation		1.7405

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ACCEPTED * SCORE Crosstabulation

			SCORE						
			5.0	6.0	7.0	8.0	9.0	10.0	Total
ACCEPTED	not_found_job	Count	2950	1113	2673	1626	2385	1644	12391
		Expected Count	2733.6	1087.5	2557.8	1541.3	2582.0	1888.8	12391.0
		% within ACCEPTED	23.8%	9.0%	21.6%	13.1%	19.2%	13.3%	100.0%
		% within SCORE	87.0%	82.5%	84.2%	85.0%	74.5%	70.2%	80.6%
		Standardized Residual	4.1	.8	2.3	2.2	-3.9	-5.6	
	found_job	Count	441	236	500	286	818	699	2980
		Expected Count	657.4	261.5	615.2	370.7	621.0	454.2	2980.0
		% within ACCEPTED	14.8%	7.9%	16.8%	9.6%	27.4%	23.5%	100.0%
		% within SCORE	13.0%	17.5%	15.8%	15.0%	25.5%	29.8%	19.4%
		Standardized Residual	-8.4	-1.6	-4.6	-4.4	7.9	11.5	
Total		Count	3391	1349	3173	1912	3203	2343	15371
		Expected Count	3391.0	1349.0	3173.0	1912.0	3203.0	2343.0	15371.0
		% within ACCEPTED	22.1%	8.8%	20.6%	12.4%	20.8%	15.2%	100.0%
		% within SCORE	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

Από τους 15.371 υποψηφίους προσλήφθηκαν οι 2.980 (19,4%). Σύμφωνα με τα παραπάνω στοιχεία, για τους 2.980 προσληφθέντες, ο μέσος όρος των βαθμολογιών διαμορφώθηκε σε 7,973 με τυπική απόκλιση 1,7405. Ακόμα, τόσο η διάμεσος όσο και η επικρατούσα τιμή ήταν 9, με τον αριθμό των υποψηφίων της αντίστοιχης κατηγορίας να είναι 818. Επιπρόσθετα, συνάγεται εύκολα τα συμπέρασμα πως οι μισοί εκ των προσληφθέντων ανήκουν στις κατηγορίες 9 και 10. Ο παρακάτω συγκεντρωτικός πίνακας αποτυπώνει αναλυτικά τα ποσοστά ανά κατηγορία.

Κατηγορία	Αρ. Υποψηφίων	Αρ. Προσληφθέντων	Ποσοστό
5	3391	441	**13,0%**
6	1349	236	**17,5%**
7	3173	500	**15,8%**
8	1912	286	**15,0%**
9	3203	818	**25,5%**
10	2343	699	**29,8%**

Πίνακας 8: Ποσοστό πιθανότητας πρόσληψης συναρτήσει της βαθμολογίας του προφίλ

Τέλος, κατά τη διερεύνηση ύπαρξης συσχέτισης μεταξύ της βαθμολογίας ενός προφίλ και της πιθανότητας πρόσληψης ανά αίτηση, εντοπίστηκε μικρή θετική σχέση ($r=0.135$, $df=15369$, $p<0.001$). Ως εκ τούτου, μπορούμε να ισχυριστούμε ότι η αύξηση της βαθμολογίας συσχετίζεται με την αύξηση της πιθανότητας που έχει ένας υποψήφιος για να προσληφθεί ανά αίτηση που υποβάλλει.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

5.1.5. Έλεγχος Η4

Σύμφωνα με την υπόθεση 4: *Οι υποψήφιοι που υποβάλλουν περισσότερες αιτήσεις, έχουν υψηλότερη βαθμολογία*.

Για τη διερεύνηση της συγκεκριμένης υπόθεσης ελήφθησαν υπόψιν όλα τα προφίλ, ανεξαρτήτως εάν είχαν υποβάλει κάποια αίτηση ή όχι.

Κατά τη διερεύνηση ύπαρξης συσχέτισης μεταξύ της βαθμολογίας ενός προφίλ και του αριθμού των αιτήσεων, εντοπίστηκε μεταξύ τους μικρή θετική σχέση ($r=0.223$, $df=21463$, $p<0.001$). Συνεπώς, μπορούμε να ισχυριστούμε ότι η αύξηση της βαθμολογίας συσχετίζεται με τον αριθμό των υποβληθέντων αιτήσεων.



6. Συμπεράσματα

6.1. Εφαρμογή αλγορίθμου αυτόματης βαθμολόγησης

Στη σημερινή εποχή οι διαδικασίες του recruitment έχουν αλλάξει δραματικά, καθώς πλέον το διαδίκτυο και οι πλατφόρμες εύρεσης εργασίας έχουν καταστίσει ευκολότερη από ποτέ την πρόσβαση σε πληθώρα αγγελιών εργασίας. Το φαινόμενο αυτό έχει οδηγήσει αναπόφευκτα σε αυξημένο αριθμό αιτήσεων για κάθε θέση εργασίας, υποχρεώνοντας τους recruiters να καταβάλουν ολοένα και περισσότερο χρόνο στην αξιολόγηση αυτών. Ένα μέσο αντιμετώπισης του παραπάνω φαινομένου είναι η εκμετάλλευση σύγχρονων εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης, με σκοπό τη μείωση της χρονικής διάρκειας της εν λόγω διαδικασίας. Ενδεικτικό τρόπο για να συμβεί αυτό αποτελεί η δημιουργία μιας πρότερης ένδειξης της ποιότητας κάθε αίτησης χωρίς ο αρμόδιος recruiter να χρειαστεί να εξετάσει αναλυτικά το περιεχόμενο ενός προφίλ ή ενός βιογραφικού. Παράλληλα, αυτή η ένδειξη δύναται να χρησιμοποιηθεί και από τους ίδιους τους υποψήφιους, προκειμένου να γνωρίζουν την πιθανότητα που έχουν ώστε να προχωρήσει η αίτησή τους σε επόμενο στάδιο και φυσικά να προβούν στις απαραίτητες ενέργειες ώστε να αυξήσουν την πιθανότητα αυτή.

Η μελέτη και υλοποίηση των παραπάνω απαιτεί αφενός αρκετούς πόρους (χρόνο, χρήματα και τεχνογνωσία) και αφετέρου τη σύμπραξη μιας ερευνητικής ομάδας -αποτελούμενη από επαγγελματίες διαφόρων κλάδων- με μια εταιρεία η οποία θα παρέχει τα απαραίτητα δεδομένα. Ως αποτέλεσμα, μέχρι στιγμής η ερευνητική κοινότητα δεν έχει εμβαθύνει στο συγκεκριμένο ζήτημα. Η παρούσα ερευνητική προσπάθεια φιλοδοξεί να συμβάλει στην κάλυψη του συγκεκριμένου κενού αναπτύσσοντας έναν αλγόριθμο που εξυπηρετεί τις προαναφερθέντες ανάγκες από τη σκοπιά του recruitment. Ειδικότερα, αναπτύχθηκε ένας αλγόριθμος ο οποίος προσδίδει σε κάθε προφίλ μια διαβαθμισμένη βαθμολογία από το 5 έως το 10, με βάση την πληρότητα και την ποιότητα των πληροφοριών που εμπεριέχει. Η ομάδα που ενεπλάκη στο project, αποτελούταν συνολικά από δύο επαγγελματίες recruiters, έναν επιστήμονα δεδομένων (data scientist) και έναν προγραμματιστή, ο οποίος ανέλαβε την εξόρυξη των δεδομένων από την πλατφόρμα της CollegeLink. Το τελικό μοντέλο του αλγορίθμου εμφανίζει ιδιαίτερα ικανοποιητική προβλεπτική ακρίβεια, φτάνοντας να προβλέπει την ακριβή βαθμολογία ενός προφίλ (+/-)1 βαθμό με ποσοστό επιτυχίας 85%. Επιπλέον, ο συντελεστής συσχέτισης Pearson κατέδειξε στατιστικά σημαντική σχέση ($r=0.308$, $p<0.001$) μεταξύ του δοθέντος βαθμού από τους recruiters και της πρόβλεψης του μοντέλου. Ο Μ.Ο. των βαθμολογιών των recruiters διαμορφώθηκε σε 6,13, ενώ του μοντέλου σε 6,51. Επομένως, οι δοθείσες βαθμολογίες από τον αλγόριθμο εμφανίζονται ελαφρώς μεγαλύτερες. Επιπροσθέτως, οι

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

αναλύσεις έδειξαν πως υπάρχει στατιστικά σημαντική θετική σχέση μεταξύ της βαθμολογίας και της πιθανότητας πρόσληψης του υποψηφίου. Λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα παραπάνω, καταλήγουμε στο συμπέρασμα πως τέτοιου είδους εργαλεία δύναται να συμβάλλουν στη μείωση του δαπανώμενου χρόνου από τους recruiters για εξέταση αιτήσεων, προσφέροντας αυτοματοποίηση της διαδικασίας- τουλάχιστον για μαζική χρήση κατά τα πρώτα στάδια ενός recruitment funnel. Έτσι οι αιτήσεις μπορούν τελικά να ιεραρχηθούν και εξεταστούν κατά σειρά προτεραιότητας με βάση τη βαθμολογία που θα λάβουν.

Συμπληρωματικά, δε θα πρέπει να παραλείψουμε ότι ο ρόλος της τεχνολογίας στις διαδικασίες επιλογής σχετίζεται με πληθώρα πλεονεκτημάτων. Αρχικά, επιτρέπει τη συλλογή και επεξεργασία τεράστιου όγκου δεδομένων -γεγονός το οποίο θα ήταν αδύνατον χωρίς τη χρήση τεχνολογικών μέσων. Ως αποτέλεσμα, οι επαγγελματίες της ΔΑΔ είναι σε θέση να εξάγουν συμπεράσματα με μεγάλη προβλεπτική ακρίβεια. Ακόμα, ο χρόνος και οι πόροι που καταβάλλονται μειώνονται δραματικά. Ασφαλώς για τη δημιουργία τέτοιων συστημάτων απαιτείται η δαπάνη πολλών πόρων στην αρχή, αλλά σε βάθος χρόνου η απόσβεση από την εξοικονόμηση εργατοωρών κτλ. είναι συμφέρουσα και αμεσότερη συναρτήσει του πλήθους των διατιθέμενων δεδομένων. Επιπρόσθετα, η τεχνολογία μας επιτρέπει να διαχειριστούμε αποτελεσματικά ένα από τα χαρακτηριστικά "V" των Big Data, το Velocity (Ταχύτητα ροής). Πιο συγκεκριμένα αναφορικά για τον τομέα της έρευνάς μας, η εκρηκτική αύξηση της χρήσης του διαδικτύου καθιστά εφικτή την ταυτόχρονη επεξεργασία δεδομένων σε μια πλατφόρμας, ακόμα και από το σύνολο των χρηστών της. Επομένως, η συνεχής και έγκαιρη παρακολούθηση των αλλαγών στα στοιχεία των χρηστών είναι πλέον αδύνατη αποκλειστικά με τη χρήση του ανθρώπινου παράγοντα. Συνεπώς, ως προέκταση της παρούσας έρευνας, η δοθείσα βαθμολογία δύναται να λάβει τις απαραίτητες παραμετροποιήσεις από τους ειδικούς ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της εταιρείας, τα προαπαιτούμενα της θέσης και άλλους παράγοντες. Το γεγονός αυτό απαιτεί λίγο χρόνο και ταυτόχρονα καθιστά εφικτή την εξέταση των πιο ταιριαστών αιτήσεων με σειρά προτεραιότητας, ώστε τα παραχθέντα αποτελέσματα του αλγόριθμου να ανταποκριθούν επαρκώς σε κάθε εξατομικευμένη ανάγκη. Με αυτό τον τρόπο η αυτοματοποίηση της διαδικασίας θα περάσει από την κάλυψη μιας συγκεκριμένης ανάγκης στην προσφορά ποιοτικών δεδομένων πρόσληψης εντός ανταγωνιστικού πλαισίου κόστους.

6.2. Ερευνητικά συμπεράσματα

Έναν εκ των δύο στόχων της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο αλληλοεπιδρούν παράγοντες ενός προφίλ σε μια πλατφόρμα εύρεσης εργασίας όπως, ο επιθυμητός κλάδος εύρεσης εργασίας, το εκπαιδευτικό επίπεδο, η συνολική βαθμολογία, ο

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

αριθμός των υποβαλλόμενων αιτήσεων και η πιθανότητα πρόσληψης. Άλλωστε, σήμερα λόγω του άκρως ανταγωνιστικού περιβάλλοντος που επικρατεί στον εργασιακό τομέα, η διερεύνηση τέτοιων συσχετίσεων κρίνεται εξαιρετικά σημαντική. Επιπλέον, η εξέταση της φύσης αλλά και της έντασης τέτοιου είδους σχέσεων παρουσιάζει ενδιαφέρον τόσο για τους οργανισμούς, όσο και για τους ίδιους τους υποψήφιους.

Παρακάτω παρουσιάζονται αναλυτικά τα ευρήματα των αναλύσεων που πραγματοποιήθηκαν.

Ο Μ.Ο. της βαθμολογίας των προφίλ ανά κλάδο έδειξε πως πρώτοι βρίσκονται οι υποψήφιοι του κλάδου "Recruitment & HR" και δεύτεροι του "Business, Consulting & Management". Επιπλέον, η πρώτη τετράδα συμπληρώνεται από τους κλάδους "Marketing, Advertising & PR" και "Media & Journalism". Επομένως, μπορούμε να συμπεράνουμε πως οι υποψήφιοι οι οποίοι διαθέτουν γνώσεις σχετιζόμενες με τη Διοίκηση Ανθρώπινου Δυναμικού, την προβολή, τη διαφήμιση και γενικά με ευρύτερες κατηγορίες του συμβουλευτικού επιχειρηματικού κλάδου, εμφανίζουν υψηλότερη βαθμολογία, όπως αυτή ορίζεται από ένα αυτοματοποιημένο σύστημα αξιολόγησης μέσω μηχανικής μάθησης. Ο κύριος λόγος για τον οποίο ενδέχεται να συμβαίνει αυτό είναι πως οι άνθρωποι που αναζητούν εργασία στους εν λόγω κλάδους είναι πιο εξοικειωμένοι με τη διαδικασία εύρεσης εργασίας, τον τρόπο λειτουργίας των επιχειρήσεων και τις τεχνικές προώθησης και marketing. Ακόμα, στις τέσσερις τελευταίες θέσεις της ταξινόμησης βρίσκονται οι υποψήφιοι των κλάδων "Retail", "Customer Care", "Tourism & Hotel" και "Healthcare". Η γενική παραδοχή για τους υποψήφιους των τριών πρώτων κατηγοριών είναι πως οι αρμοδιότητές τους σχετίζονται με την εξυπηρέτηση πελατών και δεν υπάρχει κάποια εμπλοκή με ενέργειες για την υλοποίηση των οποίων είναι υπεύθυνα τα ανώτερα ιεραρχικά κλιμάκια μιας επιχείρησης. Ακόμα, οι υποψήφιοι του κλάδου "Healthcare" είναι συνήθως απόφοιτοι παραϊατρικών σχολών που δεν έχουν καμία ενασχόληση με επιχειρηματικές λειτουργίες. Τέλος, από την εμπειρία μας προκύπτει πως συνήθως για θέσεις των τεσσάρων αυτών κλάδων δεν απαιτούνται από τους εργοδότες πολλά διαπιστευτήρια αναφορικά με hard skills, καθώς οι αρμοδιότητες που απορρέουν δεν είναι ιδιαίτερα εξειδικευμένες όπως θα ήταν π.χ. για μια θέση digital marketer, tech recruiter, συμβούλου επιχειρήσεων κτλ. Συνεπώς, οι υποψήφιοι συχνά δε χρειάζεται να αποκτήσουν επιπλέον πτυχία, να παρακολουθήσουν σεμινάρια κτλ. Μάλιστα, για ορισμένες θέσεις όπως παραδείγματος χάριν πωλητής λιανικής, δεν κρίνεται απαραίτητη ούτε η λήψη πτυχίου από κάποιο εκπαιδευτικό ίδρυμα. Τονίζεται πως οι συγκεκριμένες παρατηρήσεις αποτελούν απόρροια τις εμπειρίας μας στο recruitment και δεν έχουν λάβει τη σχετική διερεύνηση μέσω ανάλυσης δεομένων.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Αναφορικά με την εξέταση των Μ.Ο. των βαθμολογιών ανά εκπαιδευτικό επίπεδο, προέκυψαν στατιστικά σημαντικές διαφορές ανάμεσα στις πέντε κατηγορίες. Αναλυτικότερα, η φθίνουσα σειρά έχει ως εξής:

1. Κάτοχοι μεταπτυχιακού διπλώματος
2. Κάτοχοι πτυχίου ΑΕΙ
3. Κάτοχοι πτυχίου κατηγορίας "Άλλο" (Διδακτορικό, Λύκειο, ΑΣΠΑΙΤΕ κ.α.)
4. Κάτοχοι πτυχίου ΤΕΙ
5. Κάτοχοι πτυχίου ιδιωτικών κολλεγίων

Τα παραπάνω ευρήματα δε θα πρέπει να μας εκπλήσσουν, καθώς συνήθως οι υποψήφιοι με μεταπτυχιακό δίπλωμα ή πτυχίο ΑΕΙ φαίνεται να έχουν παρακολουθήσει επιπλέον σεμινάρια/εκπαιδεύσεις, γνωρίζουν πάνω από μια ξένες γλώσσες και εμφανίζονται συνολικά πιο εξοικειωμένοι σχετικά με το σωστό τρόπο συμπλήρωσης του προφίλ τους σε μια διαδικτυακή πλατφόρμα. Η παρατήρηση αυτή είναι εμπειρική και προκύπτει τόσο από την διεξοδική μελέτη των 4.000 προφίλ για το σκοπό της παρούσας διπλωματικής, όσο και από την εξέταση άνω των 10.000 προφίλ συνολικά λόγω επαγγέλματος. Από την άλλη, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός πως δεν ισχύει η ίδια σειρά σχετικά με τα ποσοστά των προσλήψεων ανά εκπαιδευτικό επίπεδο επί των συνολικών προσλήψεων μέσω της πλατφόρμας. Ειδικότερα, πάνω από τους μισούς προσληφθέντες (52,9%) είναι απόφοιτοι ΑΕΙ, (20,7%) μεταπτυχιακού, (10,8%) ΤΕΙ, (10,4%) κατηγορίας "Άλλο", ενώ τελευταίοι εμφανίζονται σε αυτή την κατηγορία οι απόφοιτοι κολλεγίων (5,3%). Επιπλέον, ο αριθμός των συνολικών προσλήψεων μέσα από την πλατφόρμα για υποψήφιους που έχουν καταχωρήσει στο αντίστοιχο πεδίο το/α πτυχίο/α που διαθέτουν είναι 2.939 στο σύνολο των 15.123 υποψήφιων που έχουν υποβάλει τουλάχιστον μια αίτηση (Ποσοστό 19,4%). Δεν ισχύει όμως το ίδιο ποσοστό και για τις επιμέρους κατηγορίες για τις οποίες το κλάσμα (Αριθμός προσλήψεων/ Συνολικές αιτήσεις) ανά κατηγορία εκπαιδευτικού επιπέδου διαμορφώνεται ως εξής: Πρώτοι είναι οι υποψήφιοι ΑΕΙ (21%), δεύτεροι οι υποψήφιοι της κατηγορίας "Άλλο" (20,5%), τρίτοι οι κάτοχοι μεταπτυχιακού (17,9%), τέταρτοι οι υποψήφιοι προερχόμενοι από κολλέγια (16,8%) και τελευταίοι οι υποψήφιοι ΤΕΙ (16,7%). Ο πίνακας 9 απεικονίζει συγκεντρωτικά το σύνολο των προαναφερθέντων κατατάξεων.

Μ.Ο. Βαθμολογιών	**Ποσοστό (Αρ. υποψηφίων ανά εκπαιδευτικό επίπεδο / Σύνολο προσλήψεων)**	**Ποσοστό (Αρ. προσληφθέντων/ Αρ. αιτούντων ανά Εκπαιδευτικό επίπεδο)**
1. Μεταπτυχιακό	1. Πτυχίο ΑΕΙ (52,9%)	1. Πτυχίο ΑΕΙ (21%)

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

2. Πτυχίο ΑΕΙ	2. Μεταπτυχιακό (20,7%)	2. Κατηγορίας "Άλλο" (20,5%)
3. Πτυχίο κατηγορίας "Άλλο"	3. Πτυχίο ΤΕΙ (10,8%)	3. Μεταπτυχιακό (17,9%)
4. Πτυχίο ΤΕΙ	4. Κατηγορίας "Άλλο" (10,4%)	4. Πτυχίο Κολλεγίου (16,8%)
5. Πτυχίο Κολλεγίου	5. Πτυχίο Κολλεγίου (5,3%)	5. Πτυχίο ΤΕΙ (16,7%)
	Μ.Ο. (19,4%)	Μ.Ο. (19,4%)

Πίνακας 9:Κατατάξεις ανά εκπαιδευτικό επίπεδο

Συμπεραίνουμε λοιπόν πως για entry έως middle level θέσεις, οι απόφοιτοι ΑΕΙ έχουν τις περισσότερες πιθανότητες πρόσληψης τόσο επί των συνολικών προσλήψεων όσο και επί του συνόλου των αιτήσεων της συγκεκριμένης κατηγορίας εκπαίδευσης. Ακόμα, οι απόφοιτοι μεταπτυχιακού προγράμματος εμφανίζουν την υψηλότερη βαθμολογία, αλλά το γεγονός αυτό δεν αντανακλάται στην πιθανότητα που έχουν ώστε να προσληφθούν σε θέσεις entry έως middle επίπεδο. Ειδικότερα, αποτελούν το (20,7%) των συνολικών προσλήψεων μέσω της πλατφόρμας, ενώ το ποσοστό των προσληφθέντων/αιτούντες της συγκεκριμένης κατηγορίας είναι (17,9%), δηλαδή μικρότερο του (19,4%) που αναμενόταν. Επιπρόσθετα, οι προσληφθέντες με πτυχίο από την κατηγορία "Άλλο" είναι προτελευταίοι στις συνολικές προσλήψεις, αλλά αντιθέτως εμφανίζουν εξαιρετικό ποσοστό προσλήψεων εάν λάβουμε υπόψιν μας το συνολικό αριθμό των αιτούντων της συγκεκριμένης κατηγορίας, καθώς 2 στους 10 βρίσκουν τελικά εργασία. Τέλος, οι υποψήφιοι με πτυχία ΤΕΙ και κολλεγίων φαίνεται να αποτελούν μικρό ποσοστό των συνολικών προσλήψεων – 10,8% και 5,3% αντίστοιχα- και παράλληλα εμφανίζουν τα δυο μικρότερα ποσοστά επιτυχίας εάν ληφθεί υπόψιν μόνο ο αριθμός αιτούντων κάθε κατηγορίας. Εν κατακλείδι, για entry έως middle θέσεις οι εταιρείες φαίνεται να επιλέγουν κυρίως απόφοιτους ΑΕΙ, ενώ τα μικρότερα ποσοστά επιτυχίας εμφανίζουν οι απόφοιτους ΤΕΙ και κολλεγίων.

Το μεγαλύτερο ερευνητικό ερώτημα της παρούσας εργασίας είναι η διερεύνηση της ύπαρξης σχέσης μεταξύ της βαθμολογίας ενός προφίλ και της πιθανότητας πρόσληψης του υποψηφίου, καθώς και η εξέταση της φύσης αυτής της σχέσης. Από τα ευρήματα των αναλύσεων, συνάγεται το συμπέρασμα πως η βαθμολογία και η πιθανότητα πρόσληψης, έχουν μεταξύ τους στατιστικά σημαντική θετική σχέση ($r=0.135$, $p<0.001$). Πιο αναλυτικά, από τους συνολικά 2.980 προσληφθέντες, οι 441 (14,8%) ανήκουν στην κατηγορία 5, οι 236 (7,9%) στην κατηγορία 6, οι 500 (16,8%) στην κατηγορία 7, οι 818 (27,4%) στην κατηγορία 9 και οι 699 (23,5%) στην κατηγορία 10. Επιπλέον, παρατηρούμε πως οι μισοί από τους προσληφθέντες προέρχονται από τις κατηγορίες 9 και 10. Επιπροσθέτως, οι 2.980 προσληφθέντες απεικονίζουν το ποσοστό (19,4%) εάν λάβουμε υπόψιν μας το συνολικό αριθμό των αιτούντων. Όμως, δεν προκύπτει το ίδιο ποσοστό

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ανά κατηγορία βαθμολογίας. Πιο αναλυτικά, οι υποψήφιοι της κατηγορίας 5 έχουν (13,01%) πιθανότητα πρόσληψης, της κατηγορίας 6 (17,49%), της κατηγορίας 7 (15,76%), της κατηγορίας 8 (14,96%), της κατηγορίας 9 (25,54%) και τέλος της κατηγορίας 10 (29,83%). Επομένως, γίνεται ξεκάθαρο πως σε τέτοιου είδους πλατφόρμες όσοι έχουν πλήρως, λεπτομερώς και ποιοτικώς συμπληρωμένο προφίλ -δηλ. οι υποψήφιοι των κατηγοριών 9 και 10- εμφανίζουν ιδιαίτερα αυξημένες πιθανότητες πρόσληψης. Επιπλέον, οι υποψήφιοι των εν λόγω κατηγοριών, έχουν διπλάσιες πιθανότητες πρόσληψης συγκριτικά με τους υποψηφίους της κατηγορίας 5, οι οποίοι αντιπροσωπεύουν το χαμηλότερο δυνατό ποσοστό συμπλήρωσης των πεδίων. Οι λόγοι του παραπάνω φαινομένου, είναι κυρίως δύο. Ο πρώτος σχετίζεται με την κατοχή και λεπτομερή απεικόνιση των δεξιοτήτων, ικανοτήτων και πιστοποιήσεων των υποψηφίων, γεγονός το οποίο τους κάνει πιο ελκυστικούς στα μάτια των εργοδοτών. Ο δεύτερος σχετίζεται με τις στοχευμένες προτάσεις που λαμβάνουν οι υποψήφιοι αναφορικά με θέσεις εργασίας οι οποίες ταιριάζουν στα χαρακτηριστικά τους και για τις οποίες θεωρούνται “ιδανικοί” υποψήφιοι. Αυτές οι εργασιακές ευκαιρίες γίνονται εμφανείς στους χρήστες μέσω προσωποποιημένων προτάσεων που δέχονται με βάση τα στοιχεία των πεδίων και τα keywords που έχουν καταχωρήσει στα προφίλ τους. Οι προτάσεις αυτές αποστέλλονται στους υποψηφίους μέσω email και για ορισμένες θέσεις -οι οποίες ανήκουν στην υπηρεσία hands free recruitment plan (βλ. 3.1)- οι υποψήφιοι ενημερώνονται και τηλεφωνικά από recruiters της CollegeLink.

Ως τελευταίο στοιχείο της έρευνας μας εξετάστηκε η ύπαρξη σχέσης μεταξύ του αριθμού των υποβαλλόμενων αιτήσεων και της βαθμολογίας των προφίλ. Η εξέταση της εν λόγω υπόθεσης έδειξε πως υπάρχει στατιστικά σημαντική θετική σχέση μεταξύ των δύο παραγόντων ($r=0.223$, $p<0.001$). Βλέπουμε λοιπόν πως οι υποψήφιοι οι οποίοι βρίσκονται σε έντονα ενεργή αναζήτηση και υποβάλλουν πολλές αιτήσεις, εμφανίζονται περισσότερο διατεθειμένοι ώστε να αφιερώσουν χρόνο στη σωστή και λεπτομερή συμπλήρωση του προφίλ τους. Το γεγονός αυτό δύναται να αποτελέσει και δικλείδα ασφαλείας για τους εργοδότες, καθώς η συμπλήρωση του προφίλ μπορεί να θεωρηθεί και ως μιας μορφής τεστ, το οποίο καταδεικνύει τους υποψηφίους που πραγματικά ενδιαφέρονται για εύρεση εργασίας.

6.3. Πρακτική εφαρμογή στη ΔΑΔ

Ένας από τους κύριους στόχους της παρούσας διπλωματικής είναι η εξέταση της ένταξης αυτοματοποιημένων διαδικασιών στο recruitment, ώστε να μειωθούν οι καταβαλλόμενοι πόροι από την πλευρά των επιχειρήσεων. Η δική μας προσπάθεια επικεντρώθηκε στην αυτοματοποίηση της διαδικασίας πρόσδοσης βαθμολογίας στα προφίλ των υποψηφίων μιας πλατφόρμας εύρεσης εργασίας και την εξέταση του τρόπου με τον οποίον η βαθμολογία αυτή δύναται να παράξει

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

χρήσιμα πρακτικά αποτελέσματα. Σύμφωνα με τις αναλύσεις που πραγματοποιήθηκαν, ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε μπορεί να προβλέψει με 85% ακρίβεια τη βαθμολογία (+/-)1 μονάδα που θα έδινε στο εκάστοτε προφίλ ένας recruiter. Επιπροσθέτως, αποδείχθηκε πως η βαθμολογία έχει στατιστικά σημαντική σχέση με τη πιθανότητα πρόσληψης των υποψηφίων και πως το 51% των υποψηφίων που επιλέγονται τελικά από τις επιχειρήσεις, ανήκουν στις κατηγορίες 9 και 10.

Λαμβάνοντας υπόψιν όλα τα παραπάνω καταλήγουμε στο συμπέρασμα πως ένας τέτοιος αλγόριθμος δύναται να αποτελέσει χρήσιμο εργαλείο αξιολόγησης προφίλ κατά τα πρώτα στάδια ενός recruitment funnel, σε περίπτωση που το πλήθος των αιτήσεων είναι εξαιρετικά μεγάλο. Παραδείγματος χάριν, εάν για μια θέση εργασίας υπάρχουν 100 αιτήσεις ή γίνουν sourcing 500 υποψήφιοι, αυτοί μπορούν να εξεταστούν κατά σειρά προτεραιότητας αρχίζοντας από τους υποψηφίους των κατηγοριών 9 και 10 και έπειτα να ακολουθήσει η αξιολόγηση των υπολοίπων με φθίνουσα σειρά βαθμολογίας. Εάν π.χ. στις κατηγορίες 9 και 10 ανήκουν 36 ή 180 υποψήφιοι αντίστοιχα, υπάρχει 51% πιθανότητα να προσληφθεί κάποιος από αυτούς. Συνεπώς, δαπανώντας μόλις το 36% του χρόνου που θα απαιτούνταν για την αξιολόγηση όλων των αιτήσεων, είμαστε σε θέση να εξετάσουμε το γκρουπ των υποψηφίων που έχουν 51% πιθανότητα πρόσληψης, ενώ για την εξέταση των υπόλοιπων υποψηφίων που έχουν συνολικά 49% πιθανότητα πρόσληψης θα απαιτούταν το 64% του συνολικού χρόνου.

Σε αυτό το σημείο οφείλουμε να επισημάνουμε πως η εν λόγω διαδικασία συνίσταται να χρησιμοποιηθεί με ιδιαίτερη προσοχή, καθώς ενδέχεται να εγείρει ζητήματα αδικίας. Όπως άλλωστε έχει τονιστεί και στο Κεφάλαιο 2, η χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης μπορεί να επιφέρει βελτιστοποιήσεις στις διαδικασίες του recruitment, αλλά σε κάθε περίπτωση κρίνεται απαραίτητη η εμπλοκή του ανθρώπινου παράγοντα, ώστε να αποφευχθούν φαινόμενα που παραβιάζουν τη δίκαιη μεταχείριση των υποψηφίων. Αναλυτικότερα, κρίνεται σημαντικό το πλαίσιο και ο τρόπος αξιολόγησης να είναι ορισμένα εξ αρχής και στη δημιουργία των κατευθυντήριων γραμμών να εμπλακούν όσο το δυνατόν περισσότεροι επαγγελματίες ΔΑΔ, προκειμένου να μειωθεί στο μέγιστο βαθμό η επίδραση της υποκειμενικότητας και κάθε μορφής διάκρισης. Άλλωστε, καθώς τέτοιου είδους φαινόμενα δύναται να λάβουν πολλαπλασιαστική ισχύ στα πλαίσια της εφαρμογής μοντέλων μηχανικής μάθησης, κρίνεται αδήριτη η ανάγκη αποφυγής τους (De-Arteaga et al., 2019). Επιπλέον, οι υποψήφιοι συνίσταται να είναι ενήμεροι για τον τρόπο με τον οποίο θα βαθμολογηθούν από ένα σύστημα αυτόματης αξιολόγησης και να δώσουν τη ρητή συγκατάθεσή τους για συμμετοχή στη διαδικασία. Τέλος, απαραίτητη είναι και η θεσμοθέτηση αυστηρών κανόνων πρόσβασης στα δεδομένα, καθώς και χρήσης αυτών, για το σύνολο των εμπλεκόμενων στη διαδικασία.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

6.4. Περιορισμοί και Προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Στην παρούσα μελέτη υιοθετήθηκε συγκεκριμένη ερευνητική μεθοδολογία για την επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων. Επιπρόσθετα, όπως είναι φυσικό, σε κάθε ερευνητική προσπάθεια είναι αναπόφευκτη η ύπαρξη ορισμένων περιορισμών. Κατά συνέπεια, και η δική μας έρευνα συνοδεύεται από περιορισμούς, οι οποίοι παρατίθενται παρακάτω.

Αναφορικά με το δείγμα της έρευνας, αυτό περιορίστηκε σε υποψήφιους οι οποίοι αναζητούν θέση εργασίας στην Ελλάδα. Ως εκ τούτου, συστήνεται σε μελλοντικές έρευνες να συμπεριληφθούν δεδομένα υποψηφίων από περισσότερες και διαφορετικές χώρες. Επιπρόσθετα, το μεγαλύτερο ποσοστό του δείγματός μας αφορούσε υποψηφίους που αναζητούν θέσεις από entry έως και middle επίπεδο, μιας και η πλατφόρμα της CollegeLink ειδικεύεται στα εν λόγω επίπεδα seniority. Συμπληρωματικά, μια σχετική συγκριτική μελέτη με δείγμα υποψηφίων από middle έως και senior επίπεδο, δύναται να οδηγήσει σε ενδιαφέροντα αποτελέσματα, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν στον τομέα της ΔΑΔ και δη στις διαδικασίες του recruitment.

Σχετικά με την αξιολόγηση των προφίλ, στη διαδικασία εντάχθηκαν συνολικά δύο recruiters. Το σύνολο των βαθμολογιών δόθηκε από μια recruiter, ενώ μόλις το 10% αξιολογήθηκε και από δεύτερο recruiter, ώστε ο τελικός βαθμός να οριστεί ως ο Μ.Ο. των δύο αξιολογήσεων. Επομένως, αν και είχαν προκαθοριστεί ορισμένες κατεύθυνσης έπειτα από συμφωνία των δύο ανωτέρω επαγγελματιών, η δοθείσα βαθμολογία επηρεάστηκε σε ένα βαθμό από την προσωπική τους κρίση βάση της εμπειρία τους. Ως εκ τούτου, για να αποφευχθεί το φαινόμενο αυτό στο μέγιστο δυνατό βαθμό, προτείνεται σε μελλοντικές έρευνες να ενταχθεί στη διαδικασία μεγαλύτερος αριθμός αξιολογητών. Τέλος στον έλεγχο της υπόθεσης αναφορικά με το Μ.Ο. της βαθμολογίας ανά κλάδο, ένα προφίλ μπορεί να ήταν ενταγμένο ταυτόχρονα σε έναν έως και τρεις διαφορετικούς κλάδους. Επομένως, σε ενδεχόμενη μελλοντική έρευνα θα ήταν σκόπιμο να υπάρχει διαχωρισμός των προφίλ ανάλογα με τον κλάδο για τον οποίο έχουν τις περισσότερες γνώσεις.

Εν κατακλείδι, παρά την ύπαρξη ορισμένων περιορισμών, η παρούσα ερευνητική προσπάθεια συμβάλει στη διερεύνηση ενός φαινομένου, το οποίο δεν έχει εξεταστεί σε βάθος μέχρι στιγμής από τη διεθνή ερευνητική κοινότητα. Ως εκ τούτου, η μελέτη αυτή δύναται να αποτελέσει το εναρκτήριο λάκτισμα για περαιτέρω διερεύνηση των τρόπων με τους οποίους οι σύγχρονές τεχνικές μηχανικής μάθησης μπορούν να συνδυαστούν αρμονικά με τον τομέα της προσέλκυσης και επιλογής εργαζόμενων, παράγοντας χρήσιμα πρακτικά αποτελέσματα.



Βιβλιογραφικές Αναφορές

Abbasi, S. G., Tahir, M. S., Abbas, M., & Shabbir, M. S. (2020). Examining the relationship between recruitment & selection practices and business growth: An exploratory study. *Journal of Public Affairs*, e2438.

Abdullah, N. N., & Abdul Rahman, M. (2015). Chinese Economic Activities and Interests in Developing Countries. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 9*(25), 79-86.

Abraham, M., Kaliannan, M., Mohan, A. V., & Thomas, S. (2015). A review of SMEs recruitment and selection dilemma: Finding a 'fit'. *The Journal of Developing Areas, 49*(5), 335-342.

Abraham, S., Karns, L., Shaw K. & Mena, M. (2001). Managerial Competencies and the managerial performance appraisal process. *Journal of Management Development*, Vol. 20, No 10, 842-852.

Acikgoz, Y. (2019). Employee recruitment and job search: Towards a multi-level integration. *Human resource management review, 29*(1), 1-13.

Agrawal, K. P. (2015). Investigating the determinants of Big Data Analytics (BDA) adoption in emerging economies. In Academy of Management Proceedings (Vol. 2015, No. 1, p. 11290). Briarcliff Manor, NY 10510: Academy of Management.

Armstrong, M. and Taylor, S. (2014). *Armstrong's Handbook of Human Resource Management Practice. 14*th Ed. Kogan Page.

Aviso, K. B., Demeterio III, F. P. A., Janairo, J. I. B., Lucas, R. I. G., Promentilla, M. A. B., Tan, R. R., & Yu, D. E. C. (2021). What university attributes predict for graduate employability?. *Cleaner Engineering and Technology, 2*, 100069.

Bai, A., & Hira, S. (2021). An intelligent hybrid deep belief network model for predicting students' employability. *Soft Computing, 25*(14), 9241-9254.

Bassi, L. (2011). *Raging debates in HR Analytics. People & Strategy, 34*, 14–18.

Beyer, M.A. & Laney, D. (2012). The Importance of "Big Data": A Definition. Gartner Publications.

Bickman, L., & Rog, D. J. (Eds.). (2008). *The SAGE handbook of applied social research methods*. Sage publications.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Blazquez, D., & Domenech, J. (2018). Big Data sources and methods for social and economic analyses. *Technological Forecasting and Social Change, 130*, 99-113.

Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for Big Data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, communication & society, 15*(5), 662-679.

Breaugh, J. A. (2008). Employee recruitment: Current knowledge and important areas for future research. *Human Resource Management Review*, *18*(3), 103-118.

Chen, E. E., & Wojcik, S. P. (2016). A practical guide to Big Data research in psychology. Psychological methods, 21(4), 458.

Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From Big Data to big impact. *MIS quarterly*, 1165-1188.

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.

Christensen, L., Gittleson J., & Smith, M. (2020). «*The most fundamental skill: Intentional learning and the career advantage*», Ανακτήθηκε στις 07-08-2021, από https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/the-most-fundamental-skill-intentional-learning-and-the-career-advantage

CollegeLink, «CollegeLink eLearning Academy», 2021β, Ανακτήθηκε στις 09-08-2021, από https://www.academy.collegelink.gr/pages/home

CollegeLink, «Γιατί να χρησιμοποιήσω το CollegeLink; », 2021δ, Ανακτήθηκε στις 09-08-2021, από https://www.collegelink.gr/el/

CollegeLink, «Σχετικά με εμάς», 2021α, Ανακτήθηκε στις 09-08-2021, από https://www.collegelink.gr/el/sxetika-me-emas/

CollegeLink, «Τιμοκατάλογος», 2021γ, Ανακτήθηκε στις 09-08-2021, από https://www.collegelink.gr/el/timokatalogos/

Daud, K. A., Khidzir, N. Z., Parasuraman, B., Bhattacharyya, E., Savita, K. S., Rao, P. V., Kumaran, J. V., Hassan, N. M., & Aris, R. (2021). Employability skills: What do employers need? *8th International Conference on Advanced Material Engineering and Technology*.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

De Mauro, A., Greco, M., & Grimaldi, M. (2015, February). What is Big Data? A consensual definition and a review of key research topics. In *AIP conference proceedings* (Vol. 1644, No. 1, pp. 97-104). American Institute of Physics.

De Mauro, A., Greco, M., & Grimaldi, M. (2016). A formal definition of Big Data based on its essential features. *Library Review, 65*(3), 122-135.

De-Arteaga, M., Romanov, A., Wallach, H., Chayes, J., Borgs, C., Chouldechova, A. & Kalai, A. T. (2019, January). Bias in bios: A case study of semantic representation bias in a high-stakes setting. In *proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. 120-128.

DeNisi, A., & Griffin, R. (2007). Human Resource Management. Houghton Mifflin. Company: Boston.

Dijcks, J. P. (2012). Oracle: Big Data for the enterprise. *Oracle white paper, 16*.

Dineen, B. R., & Soltis, S. M. (2011). Recruitment: A review of research and emerging directions. *APA Handbook of Industrial and Organizational Psychology, Vol 2: Selecting and Developing Members for the Organization*., 43–66.

Domingos, P. (2012). A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM, 55*(10), 78-87.

Fareri, S., Melluso, N., Chiarello, F., & Fantoni, G. (2021). SkillNER: Mining and Mapping Soft Skills from any Text.

Fisher, D., DeLine, R., Czerwinski, M., & Drucker, S. (2012). Interactions with Big Data analytics. *interactions, 19*(3), 50-59.

Fuchs, C. (2017). From digital positivism and administrative Big Data analytics towards critical digital and social media research!. *European Journal of Communication, 32*(1), 37-49.

Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big Data concepts, methods, and analytics. *International journal of information management, 35*(2), 137-144.

Garcia-Arroyo, J., & Osca, A. (2019). Big Data contributions to human resource management: a systematic review. The International Journal of Human Resource Management, 1-26.

Gaur, B. (2020, July). HR4. 0: An Analytics Framework to redefine Employee Engagement in the Fourth Industrial Revolution. In *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-6). IEEE.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

George G., Osinga C. E., Lavie D., Scott B. (2016). Big Data and data science methods for management research. *Academy of Management Journal, 59*(5):1493–1507.

Gezgin, U. B. (2018). An invitation to critical social science of Big Data: from critical theory and critical research to omniresistance. *AI SOCIETY, 35*(1), 187–195.

Giancaspro, M. L., & Manuti, A. (2021). Learning to Be Employable Through Volunteering: A Qualitative Study on the Development of Employability Capital of Young People. *Frontiers in Psychology, 12*, 353.

Giri, A., Ravikumar, A., Mote, S., & Bharadwaj, R. (2016, March). Vritthi-A theoretical framework for IT recruitment based on machine learning techniques applied over Twitter, LinkedIn, SPOJ and GitHub profiles. In *2016 International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE)* (pp. 1-7). IEEE.

Gonzalez, M. F., Capman, J. F., Oswald, F. L., Theys, E. R., & Tomczak, D. L. (2019). "Where's the IO?" Artificial intelligence and machine learning in talent management systems. *Personnel Assessment and Decisions, 5*(3), 5.

Guest, D E (1987) Human resource management and industrial relations, *Journal of Management Studies, 24* (5), 503–21.

Gunaseelan, B., Mandal, S., & Rajagopalan, V. (2020, December). Automatic Extraction of Segments from Resumes using Machine Learning. In *2020 IEEE 17th India Council International Conference (INDICON)* (pp. 1-6). IEEE.

Hamza, P.A., Othman, B.J., Gardi, B., Sorguli, S., Aziz, H.M., Ahmed, S.A., Sabir, B.Y., Ismael, N.B., Ali, B.J. & Anwar, G., 2021. Recruitment and Selection: The Relationship between Recruitment and Selection with Organizational Performance. *International Journal of Engineering, Business and Management, 5*(3), 1-13.

Hillage, J., & Pollard, E. (1998). *Employability: Developing a framework for policy analysis, EfEE Research Briefing* No.85. Institute for Employment Studies.

Hmoud, B. (2021). The adoption of artificial intelligence in human resource management and the role of human resources. In *Forum Scientiae Oeconomia* (Vol. 9, No. 1, pp. 105-118). Wydawnictwo Naukowe Akademii WSB.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Houben, E., De Cuyper, N., Kyndt, E., & Forrier, A. (2021). Learning to be employable or being employable to learn: The reciprocal relation between perceived employability and work-related learning. *Journal of Career Development, 48*(4), 443-458.

Husain, M. Y., Mokhtar, S. B., Ahmad, A. A., & Mustapha, R. (2010). Importance of employability skills from employers' perspective. *Procedia-Social and Behavioral Sciences, 7,* 430-438.

Illingworth, A. J., Lippstreu, M., & Deprez-Sims, A. S. (2015). Big Data in talent selection and assessment. In S. Tonidandel, E. King, and J. Cortina, (Eds.). *Big Data at work. The data science revolution and organizational psychology* (pp. 228-249). New York, NY: Routledge.

Inmon, W. H., & Nesavich, A. (2007). *Tapping into unstructured data: integrating unstructured data and textual analytics into business intelligence*. Pearson Education.

Javed, F., Luo, Q., McNair, M., Jacob, F., Zhao, M., & Kang, T. S. (2015, March). Carotene: A job title classification system for the online recruitment domain. In *2015 IEEE First International Conference on Big Data Computing Service and Applications* (pp. 286-293). IEEE.

Kamran, A., Dawood, J., & Hilal, S. B. (2015). Analysis of the recruitment and selection process. *In Proceedings of the Ninth International Conference on Management Science and Engineering Management* (pp. 1357-1375). Springer, Berlin, Heidelberg.

Kaur, N., & Sood, S. K. (2017). Dynamic resource allocation for Big Data streams based on data characteristics (5 V s). *International Journal of Network Management*, *27*(4), e1978.

Khan, M. A., Uddin, M. F., & Gupta, N. (2014). Seven V's of Big Data understanding Big Data to extract value. Proceedings of the 2014 Zone 1 Conference of the American Society for Engineering Education.

Khuraisah, M. N., Khalid, F., & Husnin, H. (2020). Preparing graduates with digital literacy skills toward fulfilling employability need in 4IR era: A Review. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(6).

Kleine, A. K., Schmitt, A., & Wisse, B. M. (2021). Students' career exploration: A meta-analysis. *Journal of Vocational Behavior*, 103645.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Kozlowski, S. W., Chao, G. T., Grand, J. A., Braun, M. T., & Kuljanin, G. (2016). Capturing the multilevel dynamics of emergence: Computational modeling, simulation, and virtual experimentation. *Organizational Psychology Review, 6*(1), 3-33.

Krafft, M., Sajtos, L., & Haenlein, M. (2020). Challenges and opportunities for marketing scholars in times of the fourth industrial revolution. *Journal of Interactive Marketing, 51*, 1-8.

Kuhn, M., & Johnson, K. (2016). *Applied predictive modeling*. Springer.

Landers, R. N., & Schmidt, G. B. (2016). *Social Media in Employee Selection and Recruitment Theory, Practice, and Current Challenges*. Springer International Publishing.

Landers, R. N., & Schmidt, G. B. (2016). *Social Media in Employee Selection and Recruitment Theory, Practice, and Current Challenges*. Springer International Publishing.

Lawler III, E. E., Levenson, A., & Boudreau, J. W. (2004). HR metrics and analytics: Use and Impact. *Human Resource Planning, 27*, 27–35.

Lee, L., Guzzo, R. F., Madera, J. M., & Guchait, P. (2021). Examining applicant online recruitment: The use of fictitious websites in experimental studies. *Cornell Hospitality Quarterly, 62*(1), 76-88.

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). *Big Data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. McKinsey Global Institute.

Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR Analytics. *The International Journal of Human Resource Management, 28*(1), 3-26.

Marsono, Sugandi, M., Tuwoso, & Purnomo. (2017, September). Study the impact of internship on improving engineering students' competency. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 1887, No. 1, p. 020064). AIP Publishing LLC.

Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big Data: A revolution that will transform how we live, work, and think*. Houghton Mifflin Harcourt.

McQuaid, R. W., & Lindsay, C. (2005). The concept of employability. *Urban studies, 42*(2), 197-219.

Microsoft (2013). The Big Bang: How the Big Data Explosion Is Changing the World.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Mishra, S., & Tripathi, A. R. (2021). AI business model: an integrative business approach. *Journal of Innovation and Entrepreneurship, 10*(1), 1-21.

Morabito, V. (2015). *Big Data and analytics: strategic and organizational impacts*. Springer.

Muduli, A., & Trivedi, J. J. (2020). Recruitment methods, recruitment outcomes and information credibility and sufficiency. *Benchmarking: An International Journal*.

Opatha, H. H. D. N. P. (2021). *A Simplified Study of Definitions of Human Resource Management. Sri Lankan Journal of Human Resource Management, 11*(1).

Oracle, 2012. Big Data for the Enterprise. Redwood Shores, CA: Oracle.

Oswald, F. L., & Putka, D. J. (2017). Big Data methods in the social sciences. *Current opinion in behavioral sciences, 18*, 103-106.

Oswald, F. L., Behrend, T. S., Putka, D. J., & Sinar, E. (2020). Big Data in industrial-organizational psychology and human resource management: Forward progress for organizational research and practice. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior, 7*, 505-533.

Pape, T. (2016). Prioritising data items for business analytics: Framework and application to human resources. *European Journal of Operational Research, 252*, 687–698.

Pessach, D., Singer, G., Avrahami, D., Ben-Gal, H. C., Shmueli, E., & Ben-Gal, I. (2020). Employees recruitment: A prescriptive analytics approach via machine learning and mathematical programming. *Decision Support Systems, 134*, 113290.

Putka, D. J., & Oswald, F. L. (2015). Implications of the Big Data movement for the advancement of IO science and practice. In S. Tonidandel, E. King, & J. Cortina, (Eds.), *Big Data at work: The data science revolution and organizational psychology*, (pp. 195-226). New York, NY: Routledge.

Putka, D. J., Beatty, A. S., & Reeder, M. C. (2018). Modern prediction methods: New perspectives on a common problem. Organizational Research Methods, 21(3), 689-732.

Raman, R., & Pramod, D. (2021). The role of predictive analytics to explain the employability of management graduates. *Benchmarking: An International Journal*.

Rothwell, A., Herbert, I., & Rothwell, F. (2008). Self-perceived employability: Construction and initial validation of a scale for university students. *Journal of vocational behavior, 73*(1), 1-12.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Russom, P. (2011). Big Data analytics. *TDWI best practices report, fourth quarter*, *19*(4), 1-34.

Ryan, J., & Herleman, H. A. (2015). A Big Data platform for workforce analytics. In S. Tonidandel, E. King, & J. Cortina, (Eds.), *Big Data at work: The data science revolution and organizational psychology*, (pp. 36–59). New York, NY: Routledge.

Saha, B., & Srivastava, D. (2014, March). Data quality: The other face of Big Data. In 2014 *IEEE 30th international conference on data engineering* (pp. 1294-1297). IEEE.

Sajjadiani, S., Sojourner, A. J., Kammeyer-Mueller, J. D., & Mykerezi, E. (2019). Using machine learning to translate applicant work history into predictors of performance and turnover. *Journal of Applied Psychology, 104*(10), 1207.

Schultz, T.W. (1963). *The economic value of education*. New York: Columbia University Press.

Seddon, J. J. J. M., & Currie, W. L. (2017). A model for unpacking Big Data analytics in high-frequency trading. *Journal of Business Research, 70*, 300–307.

Sejahtera, F., Wang, W., Indulska, M., & Sadiq, S. W. (2018, January). Enablers And Inhibitors Of Effective Use Of Big Data: Insights From A Case Study. In PACIS (p. 27).

Shafer, T. (2017). The 42 V's of Big Data and Data Science. KDnuggets. Ανακτήθηκε στις 17-7-2021 από https://www.kdnuggets.com/2017/04/42-vs-big-data-data-science.html.

Sisodia, D. S., Vishwakarma, S., & Pujahari, A. (2017, November). Evaluation of machine learning models for employee churn prediction. In *2017 International Conference on Inventive Computing and Informatics (ICICI)* (pp. 1016-1020). IEEE.

Sooraksa, N. (2021, April). A Survey of using Computational Intelligence (CI) and Artificial Intelligence (AI) in Human Resource (HR) Analytics. In *2021 7th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST)* (pp. 129-132). IEEE.

Stanton, J. (2013). *Introduction To Data Science* (2nd ed.).

Suthaharan, S. (2014). Big Data classification: Problems and challenges in network intrusion prediction with machine learning. *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 41*(4), 70-73.

Taleb, I., Serhani, M. A., Bouhaddioui, C., & Dssouli, R. (2021). Big Data quality framework: a holistic approach to continuous quality management. *Journal of Big Data*, *8*(1), 1-41.

Tiwari, P., Pandey, R., Garg, V., & Singhal, A. (2021, January). Application of Artificial Intelligence in Human Resource Management Practices. In *2021 11th International*

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence) (pp. 159-163). IEEE.

Toffler, A. (1970). Future shock. Bantam.

Tripathi, K., & Agrawal, M. (2014). Competency based management in organizational. *Global Journal of Finance and Management, 6*(4), 349-356.

Tubbs, S. L., & Schulz, E. (2006). Exploring a taxonomy of global leadership competencies and meta-competencies. *Journal of American Academy of Business, 8*(2), 29-34.

Vinutha, K., & Yogisha, H. K. (2021, March). Prediction of Employability of Engineering Graduates using Machine Learning Techniques. In 2021 *8th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)* (pp. 742-745). IEEE.

Walliman, N. (2017). Research methods: The basics. Routledge.

Wenzhi, Z., Yenchun, W., Chuangang, S., & Hao, W. (2021). Social media for talent selection? a validity test of inter-judge agreement and behavioral prediction. *Information Technology and Management, 22*(1), 1-12.

Winterton, J., Delamare - Le Deist, F. & Stringfellow, E. (2006). *Typology of knowledge, skills and competences: clarification of the concept and prototype*. European Centre for the Development of Vocational Trainings.

Zel, S., & Kongar, E. (2020, September). Transforming Digital Employee Experience with Artificial Intelligence. In *2020 IEEE/ITU International Conference on Artificial Intelligence for Good (AI4G)* (pp. 176-179). IEEE.

Zikmund, W. G. (2003). Business research methods (7th edn) Mason. *Ohio: Thomson South Western*.

Ρίβανς, Σ. (2017), *ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΑΡΧΩΝ ΚΑΙ ΠΡΑΚΤΙΚΩΝ LEAN MANAGEMENT ΣΤΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΥ ΔΥΝΑΜΙΚΟΥ*, Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Πειραιώς, Τμήμα Οργάνωσης και Διοίκησης Επιχειρήσεων.

Ρούλη, Φ. (2017), Ο Ρόλος της Διοίκησης Ανθρώπινου Δυναμικού στη Διαχείριση Ποιότητας στο Δημόσιο Τομέα, Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, Τμήμα Δημόσιας Διοίκησης.

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: ΑΝΑΛΥΣΕΙΣ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ SPSS

Περιγραφικά χαρακτηριστικά ανά κλάδο

Sector 1

Descriptives

SCORE

	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error	95% Confidence Interval for Mean		Minimum	Maximum
					Lower Bound	Upper Bound		
Accountancy, Banking & Finance	3063	6.664	1.5482	.0280	6.609	6.719	5.0	10.0
Business, Consulting & Management	3018	7.114	1.7011	.0310	7.053	7.175	5.0	10.0
Creative Arts & Design	1356	6.626	1.7103	.0464	6.535	6.717	5.0	10.0
Energy & Utilities	1064	6.668	1.5789	.0484	6.573	6.763	5.0	10.0
Engineering & Manufacturing	714	6.587	1.5428	.0577	6.473	6.700	5.0	10.0
Environment & Agriculture	396	6.576	1.6091	.0809	6.417	6.735	5.0	10.0
Healthcare	420	6.360	1.5896	.0776	6.207	6.512	5.0	10.0
Hospitality & Events Management	834	6.722	1.6448	.0570	6.610	6.834	5.0	10.0
Tourism & Hotel	606	6.332	1.5462	.0628	6.208	6.455	5.0	10.0
Information Technology	1762	6.596	1.6278	.0388	6.520	6.673	5.0	10.0
Law	126	6.786	1.5829	.1410	6.507	7.065	5.0	10.0
Marketing, Advertising & PR	1018	7.103	1.6986	.0532	6.999	7.208	5.0	10.0
Property & Construction	28	6.179	1.5882	.3001	5.563	6.794	5.0	10.0
Media & Journalism	148	6.858	1.6701	.1373	6.587	7.129	5.0	10.0
Public Services & Administration	255	6.776	1.5270	.0956	6.588	6.965	5.0	10.0
Recruitment & HR	246	7.154	1.6012	.1021	6.953	7.356	5.0	10.0
Retail	139	5.986	1.4039	.1191	5.750	6.221	5.0	10.0
Sales	112	6.196	1.5529	.1467	5.906	6.487	5.0	10.0
Science & Pharmaceuticals	88	6.420	1.4119	.1505	6.121	6.720	5.0	10.0
Transport & Logistics	84	6.345	1.5944	.1740	5.999	6.691	5.0	10.0
Teacher & Education	135	6.096	1.3432	.1156	5.868	6.325	5.0	10.0
Customer Care	55	6.036	1.4397	.1941	5.647	6.426	5.0	10.0
Total	15667	6.737	1.6402	.0131	6.711	6.763	5.0	10.0



Sector 2

Descriptives

SCORE

	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error	95% Confidence Interval for Mean		Minimum	Maximum
					Lower Bound	Upper Bound		
Business, Consulting & Management	1870	6.742	1.5510	.0359	6.671	6.812	5.0	10.0
Creative Arts & Design	135	6.600	1.7243	.1484	6.306	6.894	5.0	10.0
Energy & Utilities	322	6.981	1.7130	.0955	6.794	7.169	5.0	10.0
Engineering & Manufacturing	1156	6.787	1.6126	.0474	6.694	6.880	5.0	10.0
Environment & Agriculture	363	6.788	1.5965	.0838	6.623	6.953	5.0	10.0
Healthcare	189	6.534	1.6455	.1197	6.298	6.771	5.0	10.0
Hospitality & Events Management	520	6.765	1.7445	.0765	6.615	6.916	5.0	10.0
Tourism & Hotel	907	6.539	1.6456	.0546	6.432	6.646	5.0	10.0
Information Technology	1279	6.939	1.7215	.0481	6.845	7.033	5.0	10.0
Law	117	6.761	1.4951	.1382	6.487	7.034	5.0	10.0
Marketing, Advertising & PR	1825	6.970	1.6934	.0396	6.893	7.048	5.0	10.0
Property & Construction	101	6.901	1.5524	.1545	6.595	7.207	5.0	10.0
Media & Journalism	552	6.806	1.6534	.0704	6.668	6.944	5.0	10.0
Public Services & Administration	599	6.982	1.6845	.0688	6.846	7.117	5.0	10.0
Recruitment & HR	689	7.020	1.5938	.0607	6.901	7.140	5.0	10.0
Retail	429	6.476	1.6512	.0797	6.319	6.632	5.0	10.0
Sales	564	6.511	1.6490	.0694	6.374	6.647	5.0	10.0
Science & Pharmaceuticals	328	6.619	1.5810	.0873	6.447	6.791	5.0	10.0
Transport & Logistics	243	6.564	1.6003	.1027	6.362	6.766	5.0	10.0
Teacher & Education	399	6.511	1.4542	.0728	6.368	6.654	5.0	10.0
Customer Care	187	6.316	1.6104	.1178	6.083	6.548	5.0	10.0
Total	12774	6.779	1.6471	.0146	6.750	6.808	5.0	10.0



Sector 3

Descriptives

SCORE

	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error	95% Confidence Interval for Mean		Minimum	Maximum
					Lower Bound	Upper Bound		
Creative Arts & Design	18	5.833	1.3827	.3259	5.146	6.521	5.0	10.0
Energy & Utilities	71	7.155	1.6357	.1941	6.768	7.542	5.0	10.0
Engineering & Manufacturing	165	6.897	1.6879	.1314	6.638	7.156	5.0	10.0
Environment & Agriculture	213	6.962	1.6678	.1143	6.737	7.188	5.0	10.0
Healthcare	25	6.560	1.5832	.3166	5.906	7.214	5.0	10.0
Hospitality & Events Management	71	6.493	1.6892	.2005	6.093	6.893	5.0	10.0
Tourism & Hotel	293	6.328	1.5599	.0911	6.148	6.507	5.0	10.0
Information Technology	665	6.901	1.6017	.0621	6.779	7.023	5.0	10.0
Law	24	6.792	1.3825	.2822	6.208	7.375	5.0	9.0
Marketing, Advertising & PR	1146	6.818	1.6781	.0496	6.721	6.916	5.0	10.0
Property & Construction	220	6.818	1.6754	.1130	6.596	7.041	5.0	10.0
Media & Journalism	452	7.137	1.7182	.0808	6.978	7.296	5.0	10.0
Public Services & Administration	563	6.973	1.5988	.0674	6.841	7.106	5.0	10.0
Recruitment & HR	1119	6.999	1.6601	.0496	6.902	7.096	5.0	10.0
Retail	328	6.753	1.7722	.0979	6.561	6.946	5.0	10.0
Sales	1069	6.647	1.6324	.0499	6.549	6.745	5.0	10.0
Science & Pharmaceuticals	534	6.886	1.6184	.0700	6.748	7.023	5.0	10.0
Transport & Logistics	924	6.736	1.5928	.0524	6.633	6.839	5.0	10.0
Teacher & Education	896	6.866	1.6149	.0539	6.760	6.972	5.0	10.0
Customer Care	1534	6.490	1.6253	.0415	6.408	6.571	5.0	10.0
Total	10330	6.785	1.6490	.0162	6.753	6.817	5.0	10.0

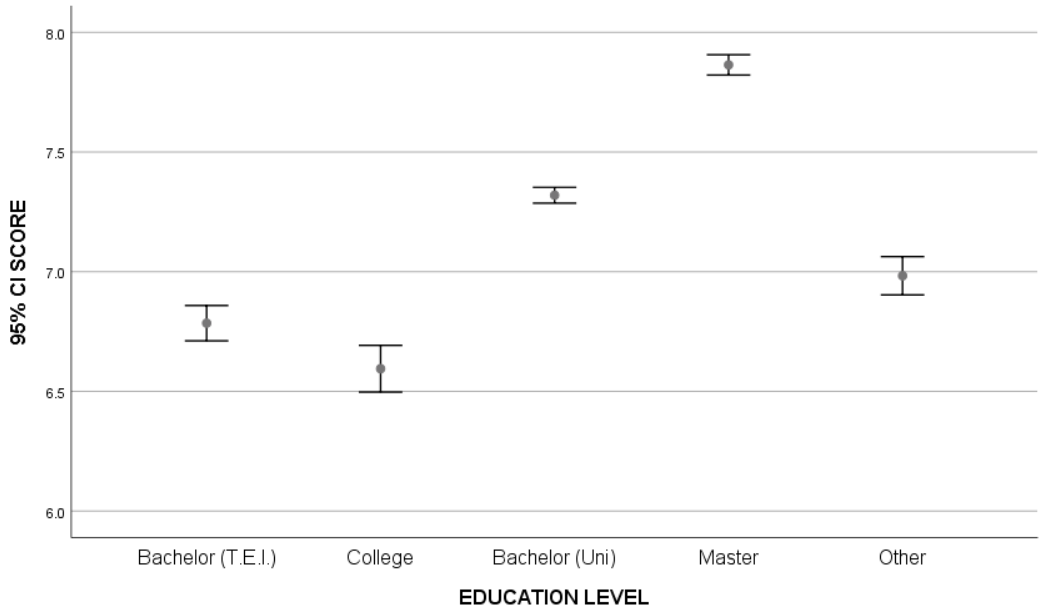


Αναλύσεις Η1

Descriptives

SCORE

	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error	95% Confidence Interval for Mean		Minimum	Maximum
					Lower Bound	Upper Bound		
Bachelor (T.E.I.)	2580	6.785	1.9138	.0377	6.711	6.859	5.0	10.0
College	1381	6.594	1.8480	.0497	6.497	6.692	5.0	10.0
Bachelor (Uni)	10350	7.320	1.7190	.0169	7.286	7.353	5.0	10.0
Master	4386	7.864	1.4357	.0217	7.822	7.907	5.0	10.0
Other	2238	6.983	1.9248	.0407	6.903	7.063	5.0	10.0
Total	20935	7.284	1.7629	.0122	7.260	7.308	5.0	10.0



Test of Homogeneity of Variances

		Levene Statistic	df1	df2	Sig.
SCORE	Based on Mean	243.981	4	20930	.000
	Based on Median	173.455	4	20930	.000
	Based on Median and with adjusted df	173.455	4	19889.714	.000
	Based on trimmed mean	244.508	4	20930	.000

ANOVA

SCORE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	2991.089	4	747.772	252.160	.000
Within Groups	62067.252	20930	2.965		
Total	65058.341	20934			

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Kruskal-Wallis Test

Ranks

	EDUCATION LEVEL	N	Mean Rank
SCORE	Bachelor (T.E.I.)	2580	8790.35
	College	1381	8149.79
	Bachelor (Uni)	10350	10593.42
	Master	4386	12406.90
	Other	2238	9452.63
	Total	20935	

Test Statistics[a,b]

	SCORE
Kruskal-Wallis H	958.544
df	4
Asymp. Sig.	.000

a. Kruskal Wallis Test

b. Grouping Variable: EDUCATION LEVEL

Test Statistics[a]

	SCORE
N	20935
Median	7.000
Chi-Square	712.051[b]
df	4
Asymp. Sig.	.000

a. Grouping Variable: EDUCATION LEVEL

b. 0 cells (0.0%) have expected frequencies less than 5. The minimum expected cell frequency is 616.8.

Αναλύσεις Η2

Descriptives

ACCEPTED/APPLICATIONS

	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error	95% Confidence Interval for Mean		Minimum	Maximum
					Lower Bound	Upper Bound		
Bachelor (T.E.I.)	1895	.0368	.13332	.00306	.0308	.0428	.00	1.00
College	918	.0358	.13141	.00434	.0273	.0443	.00	1.00
Bachelor (Uni)	7412	.0515	.16130	.00187	.0478	.0552	.00	1.00
Master	3400	.0422	.14747	.00253	.0373	.0472	.00	1.00
Other	1498	.0500	.15428	.00399	.0422	.0578	.00	1.00
Total	15123	.0465	.15266	.00124	.0440	.0489	.00	1.00

Test of Homogeneity of Variances

		Levene Statistic	df1	df2	Sig.
ACCEPTED/APPLICATIONS	Based on Mean	15.924	4	15118	.000
	Based on Median	5.887	4	15118	.000
	Based on Median and with adjusted df	5.887	4	14838.140	.000
	Based on trimmed mean	11.575	4	15118	.000

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ANOVA

ACCEPTED/APPLICATIONS

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	.548	4	.137	5.887	.000
Within Groups	351.860	15118	.023		
Total	352.408	15122			

Kruskal-Wallis Test

Ranks

	EDUCATION LEVEL	N	Mean Rank
ACCEPTED/APPLICATIONS	Bachelor (T.E.I.)	1895	7342.11
	College	918	7353.41
	Bachelor (Uni)	7412	7682.56
	Master	3400	7436.45
	Other	1498	7656.42
	Total	15123	

Test Statistics[a,b]

	ACCEPTED/APPLICATIONS
Kruskal-Wallis H	33.682
df	4
Asymp. Sig.	.000

a. Kruskal Wallis Test

b. Grouping Variable: EDUCATION LEVEL

Αναλύσεις Η3

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		SCORE	ACCEPTED/APPLICATIONS
N		21465	15371
Normal Parameters[a,b]	Mean	7.260	.0466
	Std. Deviation	1.7676	.15331
Most Extreme Differences	Absolute	.170	.426
	Positive	.170	.426
	Negative	-.160	-.381
Test Statistic		.170	.426
Asymp. Sig. (2-tailed)		.000[c]	.000[c]

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

c. Lilliefors Significance Correction.

Statistics

		SCORE	ACCEPTED/APPLICATIONS
N	Valid	21465	15371
	Missing	80323	86417
Skewness		.060	4.728
Std. Error of Skewness		.017	.020
Kurtosis		-1.353	24.377
Std. Error of Kurtosis		.033	.040

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

Nonparametric Correlations

Correlations[b]

			SCORE	ACCEPTED/APPLICATIONS
Spearman's rho	SCORE	Correlation Coefficient	1.000	.135**
		Sig. (2-tailed)	.	.000
	ACCEPTED/APPLICATIONS	Correlation Coefficient	.135**	1.000
		Sig. (2-tailed)	.000	.

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

b. Listwise N = 15371

Αναλύσεις Η4

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		SCORE	APPLICATIONS COUNT
N		21465	21465
Normal Parameters[a,b]	Mean	7.260	4.23
	Std. Deviation	1.7676	9.960
Most Extreme Differences	Absolute	.170	.335
	Positive	.170	.267
	Negative	-.160	-.335
Test Statistic		.170	.335
Asymp. Sig. (2-tailed)		.000[c]	.000[c]

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

c. Lilliefors Significance Correction.

Statistics

		SCORE	APPLICATIONS COUNT
N	Valid	21465	21465
	Missing	80323	80323
Skewness		.060	13.878
Std. Error of Skewness		.017	.017
Kurtosis		-1.353	408.807
Std. Error of Kurtosis		.033	.033

Correlations[b]

			SCORE	APPLICATIONS COUNT
Spearman's rho	SCORE	Correlation Coefficient	1.000	.223**
		Sig. (2-tailed)	.	.000
	APPLICATIONS COUNT	Correlation Coefficient	.223**	1.000
		Sig. (2-tailed)	.000	.

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

b. Listwise N = 21465

ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS & BUSINESS
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ