

ΣΧΟΛΗ ΚΟΙΝΩΝΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

Τραπεζική, Λογιστική και Χρηματοοικονομική

Διπλωματική Εργασία

**Τεχνητή Νοημοσύνη και Οικονομικές Επιδόσεις Εισηγμένων Εταιρειών:
Επιπτώσεις της Υιοθέτησης Καινοτόμων Τεχνολογιών στην
Ανταγωνιστικότητα και την Κερδοφορία**

Μαριάννα Μαρσέλη

Επιβλέπων καθηγητής: ΔΗΜΗΤΡΑΣ ΑΥΓΟΥΣΤΙΝΟΣ

Πάτρα, Ιούνιος 2026

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία της φοιτήτριας Μαριάννας Μαρσέλη που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο ΕΑΠ, μη αποκλειστική άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, προσαρμογής, δημόσιου δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσής τους διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος και για όλο το χρόνο διάρκειας των δικαιωμάτων πνευματικής ιδιοκτησίας. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο για μελέτη και ανάγνωση δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, αποθήκευση, πώληση, εμπορική χρήση, μετάδοση, διανομή, έκδοση, εκτέλεση, «μεταφόρτωση» (downloading), «ανάρτηση» (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού. Ο συγγραφέας/δημιουργός διατηρεί το σύνολο των ηθικών και περιουσιακών του δικαιωμάτων.

**Τεχνητή Νοημοσύνη και Οικονομικές Επιδόσεις Εισηγμένων Εταιρειών:
Επιπτώσεις της Υιοθέτησης Καινοτόμων Τεχνολογιών στην
Ανταγωνιστικότητα και την Κερδοφορία**

Μαριάννα Μαρσέλη

Επιτροπή Επίβλεψης Διπλωματικής Εργασίας

Επιβλέπων Α' Καθηγητής:

ΔΗΜΗΤΡΑΣ ΑΥΓΟΥΣΤΙΝΟΣ

Καθηγητής ΕΑΠ

Συν-Επιβλέπων Β' Καθηγητής:

ΣΟΓΙΑΚΑΣ ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ

Καθηγητής ΕΑΠ

Πάτρα, Ιούνιος 2026

Ευχαριστίες

Η ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας δεν θα ήταν δυνατή χωρίς τη στήριξη ανθρώπων που στάθηκαν δίπλα μου σε όλη αυτή την απαιτητική διαδρομή.

Πρώτα από όλα, θα ήθελα να εκφράσω την απέραντη αγάπη και ευγνωμοσύνη μου προς τα παιδιά μου, τα οποία αποτέλεσαν τη μεγαλύτερη πηγή δύναμης, υπομονής και έμπνευσης καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου. Η παρουσία τους μου έδινε καθημερινά το κίνητρο να συνεχίζω και να προσπαθώ περισσότερο.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω επίσης στον σύζυγό μου για την αμέριστη στήριξη, την κατανόηση και την πίστη του σε εμένα σε κάθε στάδιο αυτής της προσπάθειας. Η συμπαράστασή του υπήρξε πολύτιμη και καθοριστική για την ολοκλήρωση της εργασίας αυτής.

Θα ήθελα ακόμη να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου για την καθοδήγηση, τις παρατηρήσεις και την επιστημονική υποστήριξη που μου παρείχε κατά τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας. Οι συμβουλές και η συνεργασία μας συνέβαλαν ουσιαστικά στη διαμόρφωση και ολοκλήρωση της παρούσας μελέτης.

Τέλος, ευχαριστώ όλους όσους με στήριξαν με οποιονδήποτε τρόπο κατά τη διάρκεια της ακαδημαϊκής αυτής πορείας

Περίληψη

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί μία από τις σημαντικότερες τεχνολογικές εξελίξεις της σύγχρονης οικονομίας, επηρεάζοντας τον τρόπο λειτουργίας, οργάνωσης και ανταγωνιστικότητας των επιχειρήσεων. Η παρούσα διπλωματική εργασία εξετάζει εμπειρικά τη σχέση μεταξύ υιοθέτησης τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων εισηγμένων αμερικανικών επιχειρήσεων του δείκτη S&P 500 για την περίοδο 2018–2025. Η μελέτη βασίζεται σε δευτερογενή δεδομένα που αντλήθηκαν από τη βάση Compustat North America και από τις ετήσιες εκθέσεις 10-K της SEC μέσω του συστήματος EDGAR.

Η ένταση υιοθέτησης τεχνητής νοημοσύνης μετρήθηκε μέσω ανάλυσης κειμένου, χρησιμοποιώντας τη συχνότητα εμφάνισης όρων όπως “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning” και “neural network” στις εταιρικές εκθέσεις. Ως δείκτες οικονομικής απόδοσης χρησιμοποιήθηκαν η αποδοτικότητα ενεργητικού (ROA), η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων (ROE) και ο δείκτης Market-to-Book. Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε με τη χρήση οικονομετρικών υποδειγμάτων panel data fixed effects και clustered standard errors.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης δεν εμφανίζει στατιστικά σημαντική επίδραση στους λογιστικούς δείκτες κερδοφορίας (ROA και ROE), ενώ παρουσιάζει θετική και στατιστικά σημαντική σχέση με τον δείκτη Market-to-Book, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι αγορές αποτιμούν θετικά τις στρατηγικές επενδύσεις σε ΑΙ. Παράλληλα, επιβεβαιώνεται ότι τα οικονομικά οφέλη της τεχνητής νοημοσύνης ενδέχεται να εμφανίζονται με χρονική υστέρηση και να εξαρτώνται από συμπληρωματικές οργανωσιακές ικανότητες.

Λέξεις-κλειδιά: τεχνητή νοημοσύνη, οικονομικές επιδόσεις, S&P 500, panel data, εταιρική απόδοση, ψηφιακός μετασχηματισμός, Market-to-Book

Abstract

Artificial intelligence has emerged as one of the most influential technological developments in the modern economy, transforming the way firms operate, compete, and create value. This dissertation investigates the relationship between artificial intelligence adoption and the financial performance of publicly listed U.S. companies included in the S&P 500 index during the period 2018–2025. The study is based on secondary data obtained from the Compustat North America database and annual 10-K reports collected through the SEC EDGAR system.

AI adoption intensity is measured through textual analysis of annual reports by identifying the frequency of keywords such as “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning”, and “neural network”. Financial performance is evaluated using three main indicators: Return on Assets (ROA), Return on Equity (ROE), and Market-to-Book ratio. The empirical analysis employs panel data fixed effects regression models with clustered standard errors.

The findings indicate that AI adoption does not have a statistically significant impact on accounting-based profitability measures such as ROA and ROE. However, a positive and statistically significant relationship is identified between AI intensity and Market-to-Book ratio, suggesting that financial markets positively value firms’ strategic investments in artificial intelligence. The results further support the argument that the benefits of AI adoption may materialize gradually over time and depend on complementary organizational capabilities, including innovation capacity, digital infrastructure, and managerial adaptation.

Overall, the study contributes to the growing literature on artificial intelligence and firm performance by combining financial analysis with text-based AI measurement techniques and by providing evidence from a large panel dataset of publicly traded firms.

Keywords: artificial intelligence, firm performance, S&P 500, panel data, digital transformation, Market-to-Book ratio, financial performance

Πίνακας περιεχομένων

1. Εισαγωγή	1
1.1 Το πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης στη σύγχρονη οικονομία	1
1.2 Σκοπός και σημασία της μελέτης	2
1.3 Ερευνητικά ερωτήματα και υποθέσεις	3
2. Θεωρητικό Πλαίσιο	5
2.1 Τεχνητή νοημοσύνη: έννοια και εξέλιξη	5
2.2 Θεωρίες τεχνολογικής καινοτομίας	6
2.3 Resource-Based View και τεχνολογικό πλεονέκτημα	8
2.4 Ψηφιακός μετασχηματισμός και επιχειρησιακή στρατηγική	9
3. Τεχνητή Νοημοσύνη και Οικονομικές Επιδόσεις	11
3.1 Μέτρηση εταιρικής απόδοσης	11
3.2 Τεχνολογικές επενδύσεις και κερδοφορία	12
3.3 AI, παραγωγικότητα και αποδοτικότητα	13
3.4 AI και αγοραία αξία επιχειρήσεων	15
4. Ανασκόπηση Εμπειρικής Βιβλιογραφίας	17
4.1 Διεθνείς εμπειρικές μελέτες	17
4.2 Συγκριτική αποτίμηση ευρημάτων	18
4.3 Ερευνητικά κενά και συμβολή της παρούσας μελέτης	20
5. Μεθοδολογία	22
5.1 Ερευνητικός σχεδιασμός	22
5.2 Πηγές και συλλογή δευτερογενών δεδομένων	24
5.3 Περιγραφή δείγματος	27
5.4 Ορισμός και μέτρηση μεταβλητών	29
5.5 Οικονομετρικό υπόδειγμα	34
5.6 Έλεγχοι αξιοπιστίας και περιορισμοί	37
6. Ανάλυση Δεδομένων	41
6.1 Περιγραφική στατιστική	41

6.2 Έλεγχος συσχετίσεων	44
6.3 Παλινδρομική ανάλυση	47
6.4 Έλεγχος υποθέσεων	51
7. Αποτελέσματα και Συζήτηση	55
7.1 Παρουσίαση βασικών ευρημάτων	55
7.2 Σύγκριση με τη διεθνή βιβλιογραφία	56
7.3 Θεωρητικές και πρακτικές επιπτώσεις.....	58
8. Συμπεράσματα	61
8.1 Σύνοψη ευρημάτων	61
8.2 Συμβολή της μελέτης	62
8.3 Περιορισμοί.....	63
8.4 Προτάσεις για μελλοντική έρευνα.....	63
Βιβλιογραφία.....	65
Πίνακας πινάκων	
Πίνακας 1 Βασικές πηγές δεδομένων και ο ρόλος τους.....	25
Πίνακας 2 Σύνθεση δείγματος ανά κλάδο GICS	28
Πίνακας 3 Ορισμός και μέτρηση μεταβλητών	32
Πίνακας 4 Έλεγχος Hausman (FE έναντι RE)	36
Πίνακας 5 Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας (VIF).....	36
Πίνακας 6 Έλεγχοι ευρωστίας (Εξαρτημένη μεταβλητή: ROA).....	38
Πίνακας 7 Περιγραφική στατιστική	41
Πίνακας 8 Μήτρα συσχετίσεων Pearson	44
Πίνακας 9 Αποτελέσματα παλινδρομήσεων σταθερών επιδράσεων (FE)	48
Πίνακας 10 Σύνοψη ελέγχου ερευνητικών υποθέσεων	52

1. Εισαγωγή

1.1 Το πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης στη σύγχρονη οικονομία

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει αναδειχθεί σε έναν από τους πλέον καθοριστικούς παράγοντες μετασχηματισμού της σύγχρονης οικονομίας, επηρεάζοντας όχι μόνο τον τεχνολογικό κλάδο αλλά το σύνολο των παραγωγικών δραστηριοτήτων. Η ικανότητα των αλγοριθμικών συστημάτων να επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δεδομένων, να αναγνωρίζουν πρότυπα και να υποστηρίζουν τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο μεταβάλλει ριζικά τις δομές κόστους, τα επιχειρηματικά μοντέλα και τις ανταγωνιστικές ισορροπίες. Σύμφωνα με τους Brynjolfsson και McAfee (2014), η διάχυση των ψηφιακών τεχνολογιών, και ειδικότερα της τεχνητής νοημοσύνης, επιταχύνει τη μετάβαση σε ένα νέο παραγωγικό υπόδειγμα όπου η γνώση και τα δεδομένα λειτουργούν ως βασικοί συντελεστές παραγωγής.

Η τεχνητή νοημοσύνη δεν αποτελεί απλώς μια ακόμη τεχνολογική καινοτομία, αλλά εντάσσεται σε ένα ευρύτερο πλαίσιο ψηφιακού μετασχηματισμού, το οποίο επαναπροσδιορίζει τις σχέσεις μεταξύ κεφαλαίου, εργασίας και τεχνολογίας. Η υιοθέτηση συστημάτων μηχανικής μάθησης, αυτοματοποιημένων διαδικασιών και έξυπνων αναλυτικών εργαλείων ενισχύει την αποδοτικότητα και δημιουργεί νέες δυνατότητες δημιουργίας αξίας. Όπως επισημαίνουν οι Agrawal, Gans και Goldfarb (2018), η τεχνητή νοημοσύνη μειώνει δραστικά το κόστος πρόβλεψης, γεγονός που επιδρά άμεσα στον τρόπο με τον οποίο λαμβάνονται επιχειρηματικές αποφάσεις και κατανέμονται οι πόροι.

Σε μακροοικονομικό επίπεδο, η συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται με την αύξηση της παραγωγικότητας και τη διαμόρφωση νέων αγορών. Μελέτες διεθνών οργανισμών εκτιμούν ότι η ευρεία αξιοποίησή της μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική ενίσχυση του παγκόσμιου ΑΕΠ τις επόμενες δεκαετίες, κυρίως μέσω βελτιώσεων στην αποδοτικότητα και στην καινοτομία (PwC, 2017). Παράλληλα, η τεχνολογία αυτή εντείνει τον ανταγωνισμό, καθώς επιχειρήσεις που ενσωματώνουν αποτελεσματικά λύσεις ΑΙ αποκτούν στρατηγικό πλεονέκτημα έναντι εκείνων που καθυστερούν να προσαρμοστούν.

Η σύγχρονη οικονομία χαρακτηρίζεται από αυξημένη πολυπλοκότητα, ταχύτητα μεταβολών και εξάρτηση από άυλα περιουσιακά στοιχεία. Σε αυτό το περιβάλλον, η τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί ως καταλύτης οργανωσιακής αναδιάρθρωσης και επιχειρηματικής ανανέωσης. Δεν περιορίζεται στη βελτίωση υφιστάμενων διαδικασιών, αλλά επηρεάζει τον σχεδιασμό προϊόντων, τη διαχείριση πελατειακών σχέσεων και τη στρατηγική τοποθέτηση των επιχειρήσεων στις αγορές. Κατά συνέπεια, η μελέτη της σχέσης μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων αποκτά ιδιαίτερη σημασία, καθώς συνδέει τη θεωρία της

τεχνολογικής καινοτομίας με τη χρηματοοικονομική ανάλυση και τη μέτρηση της επιχειρησιακής αξίας.

Η κατανόηση του πλαισίου μέσα στο οποίο αναπτύσσεται η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για την εμπειρική διερεύνηση της επίδρασής της στις επιχειρήσεις. Η τεχνολογία αυτή δεν λειτουργεί απομονωμένα, αλλά ενσωματώνεται σε ευρύτερα οικοσυστήματα δεδομένων, υποδομών και οργανωσιακών πρακτικών. Ως εκ τούτου, η ανάλυση της οικονομικής της επίδρασης απαιτεί σύνδεση μακροοικονομικών τάσεων με μικροοικονομικούς μηχανισμούς δημιουργίας αξίας, στοιχείο που θα αποτελέσει τον πυρήνα της παρούσας μελέτης.

1.2 Σκοπός και σημασία της μελέτης

Η ραγδαία ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης στις επιχειρησιακές λειτουργίες έχει δημιουργήσει έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον ως προς τις οικονομικές της συνέπειες. Παρότι η δημόσια συζήτηση συχνά επικεντρώνεται στις τεχνολογικές δυνατότητες της ΑΙ, η ουσιαστική πρόκληση αφορά τη μέτρηση της πραγματικής της συμβολής στη δημιουργία επιχειρησιακής αξίας. Η παρούσα μελέτη επιδιώκει να διερευνήσει εμπειρικά κατά πόσο και σε ποιον βαθμό η αξιοποίηση τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται με βελτιωμένες οικονομικές επιδόσεις σε επίπεδο επιχείρησης, αξιοποιώντας χρηματοοικονομικά δεδομένα και οικονομετρικά εργαλεία ανάλυσης.

Ο βασικός σκοπός της έρευνας είναι η εξέταση της σχέσης μεταξύ τεχνολογικής έντασης και δεικτών απόδοσης, όπως η αποδοτικότητα ενεργητικού, η κερδοφορία και η αγοραία αξία. Στη διεθνή βιβλιογραφία, η τεχνολογική καινοτομία έχει συσχετιστεί με τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της ανταγωνιστικότητας (Porter & Heppelmann, 2014), ωστόσο η ειδική περίπτωση της τεχνητής νοημοσύνης παρουσιάζει ιδιαιτερότητες λόγω του άυλου χαρακτήρα της και της εξάρτησής της από δεδομένα και οργανωσιακές ικανότητες. Επιπλέον, σύμφωνα με τη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων (Barney, 1991), η διατηρήσιμη ανταγωνιστική υπεροχή προκύπτει από σπάνιους και δύσκολα αντιγράψιμους πόρους, στοιχείο που καθιστά την ΑΙ δυνητικά στρατηγικό πλεονέκτημα όταν ενσωματώνεται αποτελεσματικά.

Η σημασία της μελέτης εντοπίζεται τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο. Θεωρητικά, επιχειρείται η γεφύρωση της βιβλιογραφίας περί τεχνολογικής καινοτομίας με τη χρηματοοικονομική ανάλυση, αναδεικνύοντας τους μηχανισμούς μέσω των οποίων η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να επηρεάσει την οικονομική απόδοση. Πρακτικά, τα ευρήματα μπορούν

να συμβάλουν στη διαμόρφωση στρατηγικών αποφάσεων σχετικά με τις επενδύσεις σε τεχνολογίες AI, παρέχοντας ενδείξεις για το αν και πότε αυτές οι επενδύσεις μεταφράζονται σε μετρήσιμα οικονομικά οφέλη.

Σε ένα περιβάλλον όπου οι επιχειρήσεις καλούνται να διαχειριστούν υψηλό βαθμό αβεβαιότητας και τεχνολογικής πολυπλοκότητας, η τεκμηριωμένη κατανόηση της οικονομικής διάστασης της τεχνητής νοημοσύνης αποκτά ιδιαίτερη βαρύτητα. Η παρούσα μελέτη φιλοδοξεί να συμβάλει σε αυτή τη συζήτηση, προσφέροντας μια συστηματική και εμπειρικά τεκμηριωμένη προσέγγιση της σχέσης μεταξύ AI και οικονομικών επιδόσεων.

1.3 Ερευνητικά ερωτήματα και υποθέσεις

Η διερεύνηση της σχέσης μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων προϋποθέτει τη σαφή διατύπωση ερευνητικών ερωτημάτων που να συνδέουν τη θεωρητική προσέγγιση με την εμπειρική ανάλυση. Η υφιστάμενη βιβλιογραφία αναγνωρίζει ότι οι τεχνολογικές επενδύσεις μπορούν να ενισχύσουν την παραγωγικότητα και τη δημιουργία αξίας, ωστόσο τα αποτελέσματα δεν είναι πάντοτε ομοιόμορφα ούτε άμεσα (Brynjolfsson & Hitt, 2000). Ειδικότερα στην περίπτωση της τεχνητής νοημοσύνης, η επίδραση ενδέχεται να εξαρτάται από συμπληρωματικούς παράγοντες, όπως η οργανωσιακή ικανότητα, η ένταση έρευνας και ανάπτυξης και το μέγεθος της επιχείρησης.

Με βάση τα παραπάνω, το βασικό ερευνητικό ερώτημα της παρούσας μελέτης αφορά το κατά πόσο η υιοθέτηση και αξιοποίηση τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται με βελτιωμένες οικονομικές επιδόσεις σε επίπεδο επιχείρησης. Περαιτέρω, διερευνάται εάν η σχέση αυτή διαφοροποιείται ανάλογα με τα δομικά χαρακτηριστικά της επιχείρησης και την ένταση των τεχνολογικών της επενδύσεων. Εξετάζεται επίσης αν η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης αποτυπώνεται άμεσα σε δείκτες κερδοφορίας και αποδοτικότητας ή εάν απαιτείται χρονική υστέρηση για την πλήρη ενσωμάτωσή της στα οικονομικά αποτελέσματα.

Στο πλαίσιο αυτό διατυπώνονται οι ακόλουθες ερευνητικές υποθέσεις:

H1: Η ένταση αξιοποίησης τεχνητής νοημοσύνης σχετίζεται θετικά με την κερδοφορία των επιχειρήσεων.

H2: Η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται θετικά με δείκτες αποδοτικότητας, όπως η αποδοτικότητα ενεργητικού (ROA) και ιδίων κεφαλαίων (ROE).

H3: Οι επιχειρήσεις με υψηλότερη τεχνολογική ένταση και επενδύσεις σε άυλα στοιχεία εμφανίζουν υψηλότερη αγοραία αξία.

H4: Το μέγεθος της επιχείρησης ενισχύει τη θετική σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων, λόγω οικονομιών κλίμακας και μεγαλύτερης ικανότητας απορρόφησης τεχνολογικών καινοτομιών.

H5: Η ένταση δαπανών έρευνας και ανάπτυξης λειτουργεί ως ενδιάμεσος μηχανισμός μέσω του οποίου η τεχνητή νοημοσύνη επηρεάζει την οικονομική απόδοση.

Οι υποθέσεις αυτές εδράζονται στη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων (Barney, 1991), σύμφωνα με την οποία οι επιχειρήσεις που κατέχουν και αξιοποιούν στρατηγικούς πόρους μπορούν να επιτύχουν διατηρήσιμο ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Παράλληλα, λαμβάνεται υπόψη η προσέγγιση της συμπληρωματικότητας των τεχνολογικών επενδύσεων, η οποία υποστηρίζει ότι η απόδοση των ψηφιακών τεχνολογιών εξαρτάται από τη συνδυαστική τους ενσωμάτωση με οργανωσιακές και ανθρώπινες ικανότητες (Brynjolfsson & Milgrom, 2013).

Η συστηματική εξέταση των παραπάνω υποθέσεων θα επιτρέψει την εμπειρική αποτίμηση της συμβολής της τεχνητής νοημοσύνης στη δημιουργία οικονομικής αξίας και θα συμβάλει στην κατανόηση των συνθηκών υπό τις οποίες η τεχνολογική καινοτομία μεταφράζεται σε μετρήσιμα χρηματοοικονομικά αποτελέσματα.

2. Θεωρητικό Πλαίσιο

2.1 Τεχνητή νοημοσύνη: έννοια και εξέλιξη

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί έναν από τους πλέον πολυσυζητημένους αλλά και πολυδιάστατους όρους στη σύγχρονη επιστημονική και επιχειρηματική βιβλιογραφία. Ο κλασικός ορισμός που διατυπώθηκε από τον McCarthy ήδη από τη δεκαετία του 1950 περιέγραψε την τεχνητή νοημοσύνη ως την επιστήμη και μηχανική της δημιουργίας ευφών μηχανών, ικανών να εκτελούν λειτουργίες που συνδέονται με την ανθρώπινη νοημοσύνη (McCarthy, 2007). Στη σύγχρονη βιβλιογραφία, η AI ορίζεται συχνά ως το σύνολο αλγοριθμικών συστημάτων που επιτρέπουν σε μηχανές να μαθαίνουν από δεδομένα, να προσαρμόζονται και να λαμβάνουν αποφάσεις με βαθμό αυτονομίας (Russell & Norvig, 2021).

Η έννοια της τεχνητής νοημοσύνης δεν περιορίζεται σε ένα ενιαίο τεχνολογικό πεδίο, αλλά περιλαμβάνει επιμέρους υποκατηγορίες όπως η μηχανική μάθηση (machine learning), η βαθιά μάθηση (deep learning), η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (natural language processing) και τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων. Η μηχανική μάθηση, ειδικότερα, αποτελεί τον πυρήνα των σύγχρονων εφαρμογών AI, καθώς βασίζεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω της εμπειρίας και της ανάλυσης δεδομένων (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). Η δυνατότητα επεξεργασίας μεγάλων όγκων δεδομένων σε συνδυασμό με την αύξηση της υπολογιστικής ισχύος έχει επιτρέψει την ταχεία διάδοση τέτοιων εφαρμογών σε επιχειρησιακό επίπεδο.

Ιστορικά, η εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης χαρακτηρίζεται από περιόδους έντονου ενθουσιασμού και περιόδους επιβράδυνσης, γνωστές ως «AI winters». Η αρχική αισιοδοξία της δεκαετίας του 1950 και του 1960, που βασίστηκε σε συμβολικά συστήματα και λογικούς κανόνες, δεν κατάφερε να αποδώσει τα αναμενόμενα αποτελέσματα σε πραγματικά σύνθετα περιβάλλοντα. Η πρόοδος αναζωπυρώθηκε τις τελευταίες δύο δεκαετίες, κυρίως λόγω της διαθεσιμότητας μεγάλων δεδομένων (big data), της βελτίωσης των αλγορίθμων και της ραγδαίας ανάπτυξης των υπολογιστικών υποδομών (Brynjolfsson & McAfee, 2014). Η σύγχρονη φάση χαρακτηρίζεται από τη μετάβαση από συστήματα βασισμένα σε κανόνες σε συστήματα που «μαθαίνουν» από τα δεδομένα, μεταβάλλοντας ριζικά τις δυνατότητες εφαρμογής της τεχνολογίας.

Στο οικονομικό και επιχειρηματικό πεδίο, η τεχνητή νοημοσύνη συνδέεται άμεσα με την έννοια της γενικής τεχνολογίας σκοπού (general purpose technology). Σύμφωνα με τους Bresnahan και Trajtenberg (1995), οι τεχνολογίες αυτού του τύπου έχουν εκτεταμένη εφαρμογή, υψηλή δυναμική βελτίωσης και σημαντικές συμπληρωματικότητες με άλλες

καινοτομίες. Η ΑΙ εμφανίζει χαρακτηριστικά γενικής τεχνολογίας σκοπού, καθώς μπορεί να εφαρμοστεί σε πληθώρα κλάδων, από τη βιομηχανία και τις χρηματοοικονομικές υπηρεσίες έως την υγεία και τις μεταφορές, επηρεάζοντας τόσο τη δομή κόστους όσο και τα επιχειρηματικά μοντέλα.

Παράλληλα, η τεχνητή νοημοσύνη επαναπροσδιορίζει τον ρόλο των άυλων περιουσιακών στοιχείων στην οικονομία. Όπως επισημαίνουν οι Corrado, Hulten και Sichel (2005), οι επενδύσεις σε άυλα στοιχεία, όπως λογισμικό, δεδομένα και οργανωσιακές ικανότητες, διαδραματίζουν ολοένα σημαντικότερο ρόλο στη δημιουργία αξίας. Η ΑΙ, ως τεχνολογία που βασίζεται σε δεδομένα και γνώση, ενισχύει αυτή τη μετατόπιση από τα υλικά προς τα άυλα στοιχεία ενεργητικού. Η αξία μιας επιχείρησης δεν αποτυπώνεται πλέον μόνο σε φυσικά κεφάλαια, αλλά και στη δυνατότητά της να συλλέγει, να επεξεργάζεται και να αξιοποιεί πληροφορία.

Η εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται επίσης με τη μείωση του κόστους πρόβλεψης και ανάλυσης. Οι Agrawal, Gans και Goldfarb (2018) υποστηρίζουν ότι η ΑΙ μεταβάλλει τη διαδικασία λήψης αποφάσεων μειώνοντας δραστικά το κόστος παραγωγής προβλέψεων. Καθώς πολλές επιχειρηματικές επιλογές βασίζονται σε εκτιμήσεις μελλοντικών καταστάσεων, η τεχνολογία αυτή επηρεάζει έμμεσα τον τρόπο κατανομής πόρων, διαχείρισης κινδύνου και σχεδιασμού στρατηγικής. Με τον τρόπο αυτό, η ΑΙ δεν περιορίζεται σε τεχνική υποστήριξη, αλλά ενσωματώνεται στον πυρήνα της επιχειρησιακής λειτουργίας.

2.2 Θεωρίες τεχνολογικής καινοτομίας

Η κατανόηση της τεχνητής νοημοσύνης ως παράγοντα οικονομικής απόδοσης προϋποθέτει την ένταξή της στο ευρύτερο θεωρητικό πλαίσιο της τεχνολογικής καινοτομίας. Η οικονομική σκέψη έχει από νωρίς αναγνωρίσει τον ρόλο της καινοτομίας ως βασικού μοχλού ανάπτυξης και ανταγωνιστικότητας. Ο Schumpeter (1934) ήταν από τους πρώτους που συνέδεσαν τη δυναμική του καπιταλιστικού συστήματος με τη διαδικασία της «δημιουργικής καταστροφής», υποστηρίζοντας ότι οι τεχνολογικές καινοτομίες αναδιαμορφώνουν τις αγορές, εκτοπίζουν παλαιές δομές και δημιουργούν νέες ευκαιρίες κέρδους. Στο πλαίσιο αυτό, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να ιδωθεί ως τεχνολογία που επιταχύνει τη διαδικασία ανανέωσης των επιχειρηματικών μοντέλων.

Η νεοκλασική θεωρία ανάπτυξης αντιμετώπιζε αρχικά την τεχνολογική πρόοδο ως εξωγενή παράγοντα. Ωστόσο, τα υποδείγματα ενδογενούς ανάπτυξης, όπως αυτά των Romer (1990) και Aghion και Howitt (1992), ανέδειξαν τον ρόλο της έρευνας, της γνώσης και των

επενδύσεων σε καινοτομία ως ενδογενών παραγόντων που επηρεάζουν την οικονομική μεγέθυνση. Σύμφωνα με αυτή την προσέγγιση, οι επιχειρήσεις που επενδύουν συστηματικά σε νέες τεχνολογίες ενισχύουν τη μακροπρόθεσμη παραγωγικότητά τους και διαμορφώνουν βιώσιμα ανταγωνιστικά πλεονεκτήματα. Η τεχνητή νοημοσύνη, ως μορφή τεχνολογικής γνώσης που ενσωματώνεται σε προϊόντα και διαδικασίες, εντάσσεται άμεσα σε αυτό το σχήμα.

Σε μικροοικονομικό επίπεδο, η θεωρία των πόρων και ικανοτήτων (Resource-Based View) προσφέρει ένα ιδιαίτερα χρήσιμο πλαίσιο ανάλυσης. Ο Barney (1991) υποστήριξε ότι η διατηρήσιμη ανταγωνιστική υπεροχή προκύπτει από πόρους που είναι πολύτιμοι, σπάνιοι, δύσκολα αντιγράψιμοι και οργανωσιακά αξιοποιήσιμοι. Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να αποτελέσει τέτοιον πόρο, όχι μόνο λόγω της τεχνολογικής της πολυπλοκότητας, αλλά και λόγω της ανάγκης ύπαρξης συμπληρωματικών ικανοτήτων, όπως εξειδικευμένο ανθρώπινο κεφάλαιο και οργανωσιακή ευελιξία. Η απλή απόκτηση τεχνολογίας δεν επαρκεί; καθοριστικός είναι ο τρόπος ενσωμάτωσής της στις διαδικασίες της επιχείρησης.

Συναφής είναι και η θεωρία των δυναμικών ικανοτήτων (Teece, Pisano & Shuen, 1997), η οποία τονίζει την ικανότητα των επιχειρήσεων να ανανεώνουν και να επανασυνδυάζουν τους πόρους τους σε περιβάλλοντα υψηλής μεταβλητότητας. Σε ένα πλαίσιο ταχείας τεχνολογικής αλλαγής, όπως αυτό που χαρακτηρίζει την τεχνητή νοημοσύνη, οι επιχειρήσεις που επιδεικνύουν ευελιξία και προσαρμοστικότητα είναι πιθανότερο να μετατρέψουν την τεχνολογική επένδυση σε οικονομικό όφελος. Η AI, συνεπώς, δεν λειτουργεί ως αυτόνομος μηχανισμός δημιουργίας αξίας, αλλά ως στοιχείο που ενεργοποιεί ή ενισχύει δυναμικές ικανότητες.

Παράλληλα, η θεωρία διάχυσης της καινοτομίας του Rogers (2003) συμβάλλει στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι τεχνολογίες υιοθετούνται και διαχέονται μεταξύ των επιχειρήσεων. Η ταχύτητα και η ένταση υιοθέτησης εξαρτώνται από παράγοντες όπως το αντιλαμβανόμενο όφελος, η συμβατότητα με υφιστάμενες δομές και η πολυπλοκότητα της τεχνολογίας. Η τεχνητή νοημοσύνη, λόγω του τεχνικού της χαρακτήρα και της ανάγκης επένδυσης σε δεδομένα και δεξιότητες, παρουσιάζει υψηλό βαθμό πολυπλοκότητας, γεγονός που επηρεάζει τον ρυθμό υιοθέτησής της.

Επιπλέον, η έννοια των γενικών τεχνολογιών σκοπού (general purpose technologies) υποστηρίζει ότι ορισμένες τεχνολογίες έχουν εκτεταμένη εφαρμογή και προκαλούν συστημικές αλλαγές σε πολλούς κλάδους (Bresnahan & Trajtenberg, 1995). Η τεχνητή νοημοσύνη εμφανίζει χαρακτηριστικά τέτοιας τεχνολογίας, καθώς δεν περιορίζεται σε μία συγκεκριμένη χρήση, αλλά μεταβάλλει τις παραγωγικές διαδικασίες, τις αλυσίδες αξίας και

τη διαχείριση πληροφορίας. Οι επιπτώσεις της, επομένως, δεν είναι στιγμιαίες αλλά σωρευτικές και εξαρτώνται από τη διαχρονική προσαρμογή των επιχειρήσεων.

2.3 Resource-Based View και τεχνολογικό πλεονέκτημα

Η θεωρία των πόρων και ικανοτήτων (Resource-Based View – RBV) αποτελεί ένα από τα πλέον επιδραστικά θεωρητικά πλαίσια για την ανάλυση της ανταγωνιστικότητας των επιχειρήσεων. Σε αντίθεση με προσεγγίσεις που εστιάζουν αποκλειστικά στη δομή της αγοράς, η RBV μετατοπίζει το ενδιαφέρον στο εσωτερικό της επιχείρησης, υποστηρίζοντας ότι οι διαφορές στην απόδοση οφείλονται σε ετερογένεια ως προς τους πόρους και τις ικανότητες που κατέχουν οι οργανισμοί (Wernerfelt, 1984; Barney, 1991). Στο πλαίσιο αυτό, οι επιχειρήσεις δεν θεωρούνται παθητικοί δέκτες των συνθηκών της αγοράς, αλλά ενεργοί φορείς που διαμορφώνουν στρατηγικά πλεονεκτήματα μέσω της αξιοποίησης των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους.

Σύμφωνα με τον Barney (1991), ένας πόρος μπορεί να αποτελέσει πηγή διατηρήσιμης ανταγωνιστικής υπεροχής εφόσον πληροί τέσσερα βασικά κριτήρια: είναι πολύτιμος (valuable), σπάνιος (rare), δύσκολα αντιγράψιμος (inimitable) και οργανωσιακά αξιοποιήσιμος (organized) – γνωστά και ως κριτήρια VRIO. Η τεχνητή νοημοσύνη, ιδίως όταν ενσωματώνεται σε εξειδικευμένα συστήματα και υποστηρίζεται από ιδιόκτητα δεδομένα, μπορεί να πληροί τα παραπάνω χαρακτηριστικά. Η αξία της προκύπτει από τη δυνατότητα βελτίωσης της αποδοτικότητας και της ποιότητας των αποφάσεων, η σπανιότητά της συνδέεται με την πρόσβαση σε εξειδικευμένο ανθρώπινο κεφάλαιο και δεδομένα, ενώ η δυσκολία αντιγραφής σχετίζεται με τη σύνθετη διασύνδεσή της με τις εσωτερικές διαδικασίες της επιχείρησης.

Η RBV διακρίνει μεταξύ υλικών και άυλων πόρων, με τους δεύτερους να θεωρούνται συχνά πιο κρίσιμοι για τη διατηρήσιμη υπεροχή. Η τεχνητή νοημοσύνη εντάσσεται κατεξοχήν στην κατηγορία των άυλων πόρων, καθώς βασίζεται σε λογισμικό, δεδομένα, αλγοριθμικά μοντέλα και οργανωσιακή γνώση. Όπως επισημαίνουν οι Hall (1992) και Itami (1987), οι άυλοι πόροι είναι συχνά δυσκολότερο να αποτιμηθούν λογιστικά, αλλά διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στη μακροπρόθεσμη δημιουργία αξίας. Η ανάπτυξη ικανοτήτων ανάλυσης δεδομένων, η καλλιέργεια κουλτούρας καινοτομίας και η ύπαρξη μηχανισμών μάθησης ενισχύουν τη στρατηγική αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης.

Ωστόσο, η RBV δεν αντιμετωπίζει τους πόρους ως στατικούς. Η αποτελεσματικότητα της αξιοποίησής τους εξαρτάται από τη δυνατότητα συνδυασμού και ανανέωσής τους. Σε αυτό το σημείο, η θεωρία των δυναμικών ικανοτήτων συμπληρώνει την RBV, υποστηρίζοντας ότι οι επιχειρήσεις οφείλουν να προσαρμόζουν συνεχώς το χαρτοφυλάκιο των πόρων τους σε περιβάλλοντα ταχείας τεχνολογικής αλλαγής (Teece, Pisano & Shuen, 1997). Η τεχνητή νοημοσύνη, λόγω της ταχύτητας εξέλιξής της, απαιτεί συνεχή επανεκπαίδευση μοντέλων, επενδύσεις σε υποδομές και αναβάθμιση δεξιοτήτων. Η αξία της, συνεπώς, δεν έγκειται μόνο στην αρχική υιοθέτηση αλλά στη διαρκή ικανότητα ενσωμάτωσης και προσαρμογής.

Επιπλέον, η τεχνολογική υπεροχή που προκύπτει από την ΑΙ δεν είναι απαραίτητα αυτόνομη. Η έννοια των συμπληρωματικών πόρων αναδεικνύει ότι η απόδοση μιας τεχνολογίας εξαρτάται από τη συνδυαστική της χρήση με άλλες οργανωσιακές ικανότητες (Milgrom & Roberts, 1995). Για παράδειγμα, ένα προηγμένο σύστημα ανάλυσης δεδομένων δεν θα αποδώσει εάν δεν υποστηρίζεται από κατάλληλη διοικητική δομή ή κουλτούρα που ενθαρρύνει τη χρήση δεδομένων στη λήψη αποφάσεων. Η τεχνητή νοημοσύνη αποκτά στρατηγική σημασία όταν εντάσσεται σε ένα συνεκτικό σύστημα πόρων που λειτουργούν συμπληρωματικά.

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, η RBV παρέχει τη θεωρητική βάση για τη διατύπωση της υπόθεσης ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να λειτουργήσει ως στρατηγικός πόρος που επηρεάζει θετικά την οικονομική απόδοση. Η επίδραση αυτή, ωστόσο, δεν θεωρείται δεδομένη ούτε ομοιόμορφη. Αντιθέτως, εξαρτάται από τον βαθμό στον οποίο η επιχείρηση διαθέτει τις κατάλληλες οργανωσιακές δομές και ικανότητες για να αξιοποιήσει την τεχνολογία αποτελεσματικά.

2.4 Ψηφιακός μετασχηματισμός και επιχειρησιακή στρατηγική

Ο ψηφιακός μετασχηματισμός συνιστά μια πολυδιάστατη διαδικασία αναδιοργάνωσης των επιχειρήσεων μέσω της ενσωμάτωσης ψηφιακών τεχνολογιών σε όλες τις λειτουργίες τους. Δεν περιορίζεται στην υιοθέτηση νέων εργαλείων πληροφορικής, αλλά αφορά τον επανασχεδιασμό διαδικασιών, τη μεταβολή της οργανωσιακής κουλτούρας και την αναδιαμόρφωση του τρόπου δημιουργίας και διανομής αξίας. Όπως επισημαίνουν οι Bharadwaj et al. (2013), η ψηφιακή στρατηγική δεν αποτελεί απλώς υποσύνολο της επιχειρησιακής στρατηγικής, αλλά διαμορφώνει έναν νέο τύπο στρατηγικής σκέψης που βασίζεται στη διασύνδεση τεχνολογίας, δεδομένων και επιχειρηματικών μοντέλων.

Η τεχνητή νοημοσύνη εντάσσεται στον πυρήνα του ψηφιακού μετασχηματισμού, καθώς επιτρέπει την αξιοποίηση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και την αυτοματοποίηση σύνθετων γνωστικών διαδικασιών. Σε αυτό το πλαίσιο, η στρατηγική σημασία της ΑΙ δεν έγκειται μόνο στη βελτίωση της λειτουργικής αποδοτικότητας, αλλά και στη δυνατότητα δημιουργίας νέων πηγών εσόδων και διαφοροποίησης. Οι Porter και Heppelmann (2014) υποστηρίζουν ότι οι «έξυπνες» και διασυνδεδεμένες τεχνολογίες μεταβάλλουν τη δομή του ανταγωνισμού, καθώς επιτρέπουν τη συλλογή και αξιοποίηση δεδομένων χρήσης, οδηγώντας σε νέα επιχειρηματικά μοντέλα και υπηρεσίες προστιθέμενης αξίας.

Η στρατηγική ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης απαιτεί ευθυγράμμιση μεταξύ τεχνολογικών επενδύσεων και επιχειρησιακών στόχων. Η θεωρία της στρατηγικής ευθυγράμμισης (strategic alignment) υπογραμμίζει ότι η απόδοση των ψηφιακών τεχνολογιών εξαρτάται από τη συνέπεια μεταξύ επιχειρησιακής στρατηγικής και τεχνολογικής υποδομής (Henderson & Venkatraman, 1993). Σε περιπτώσεις όπου η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης δεν συνοδεύεται από οργανωσιακές αλλαγές ή από σαφή στρατηγικό προσανατολισμό, τα αποτελέσματα ενδέχεται να είναι περιορισμένα ή βραχυπρόθεσμα.

Παράλληλα, ο ψηφιακός μετασχηματισμός επηρεάζει τη δομή κόστους και την αλυσίδα αξίας των επιχειρήσεων. Η αυτοματοποίηση διαδικασιών, η βελτίωση της διαχείρισης αποθεμάτων μέσω προβλεπτικών μοντέλων και η προσωποποιημένη εξυπηρέτηση πελατών αποτελούν ενδεικτικές εφαρμογές που ενισχύουν την αποδοτικότητα και την ποιότητα. Ωστόσο, η υλοποίηση τέτοιων πρακτικών προϋποθέτει επενδύσεις όχι μόνο σε τεχνολογικό εξοπλισμό αλλά και σε ανθρώπινο κεφάλαιο και οργανωσιακή μάθηση. Όπως σημειώνουν οι Kane et al. (2015), οι επιχειρήσεις που επιτυγχάνουν στον ψηφιακό μετασχηματισμό δεν είναι απαραίτητα εκείνες που διαθέτουν την πιο προηγμένη τεχνολογία, αλλά εκείνες που καλλιεργούν κουλτούρα καινοτομίας και προσαρμοστικότητας.

Επιπλέον, η στρατηγική διάσταση της τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται με τη δημιουργία οικοσυστημάτων συνεργασίας. Οι σύγχρονες επιχειρήσεις συχνά αναπτύσσουν συνεργασίες με παρόχους τεχνολογίας, πανεπιστήμια ή νεοφυείς επιχειρήσεις, δημιουργώντας δίκτυα γνώσης που ενισχύουν τη δυναμική τους. Η λογική αυτή αντανάκλα τη μετάβαση από κλειστά μοντέλα καινοτομίας σε πιο ανοιχτές μορφές συνεργασίας (Chesbrough, 2003), όπου η αξία προκύπτει από την ανταλλαγή γνώσης και την αξιοποίηση εξωτερικών πόρων.

3. Τεχνητή Νοημοσύνη και Οικονομικές Επιδόσεις

3.1 Μέτρηση εταιρικής απόδοσης

Η μέτρηση της εταιρικής απόδοσης αποτελεί κεντρικό ζήτημα στη χρηματοοικονομική και διοικητική επιστήμη, καθώς συνδέεται άμεσα με την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας και της βιωσιμότητας των επιχειρήσεων. Η έννοια της απόδοσης δεν είναι μονοδιάστατη, αλλά περιλαμβάνει ένα σύνολο δεικτών που αποτυπώνουν διαφορετικές πτυχές της οικονομικής λειτουργίας, όπως η κερδοφορία, η αποδοτικότητα, η ανάπτυξη και η δημιουργία αξίας για τους μετόχους. Σύμφωνα με τους Kaplan και Norton (1992), η αποκλειστική εστίαση σε χρηματοοικονομικούς δείκτες μπορεί να οδηγήσει σε περιορισμένη κατανόηση της πραγματικής απόδοσης, ωστόσο οι δείκτες αυτοί παραμένουν βασικό εργαλείο αξιολόγησης, ιδιαίτερα σε εμπειρικές μελέτες που βασίζονται σε δευτερογενή δεδομένα.

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, η εταιρική απόδοση προσεγγίζεται κυρίως μέσω χρηματοοικονομικών δεικτών, οι οποίοι επιτρέπουν τη συγκριτική ανάλυση μεταξύ επιχειρήσεων και τη στατιστική διερεύνηση των σχέσεων με άλλες μεταβλητές. Ένας από τους πιο διαδεδομένους δείκτες είναι η αποδοτικότητα ενεργητικού (Return on Assets – ROA), η οποία αποτυπώνει την ικανότητα της επιχείρησης να παράγει κέρδη σε σχέση με το σύνολο των περιουσιακών της στοιχείων. Ο δείκτης αυτός θεωρείται ιδιαίτερα χρήσιμος, καθώς συνδυάζει στοιχεία αποδοτικότητας και διαχείρισης πόρων (Penman, 2013). Αντίστοιχα, η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων (Return on Equity – ROE) εστιάζει στην απόδοση που αποκομίζουν οι μέτοχοι από την επένδυσή τους, αποτελώντας βασικό δείκτη αξιολόγησης της χρηματοοικονομικής επίδοσης (Bodie, Kane & Marcus, 2021).

Πέραν των δεικτών κερδοφορίας, σημαντικό ρόλο διαδραματίζουν και οι δείκτες λειτουργικής αποδοτικότητας, όπως το περιθώριο κέρδους και η παραγωγικότητα. Οι δείκτες αυτοί αποτυπώνουν την ικανότητα της επιχείρησης να μετατρέπει τους πόρους της σε οικονομικά αποτελέσματα, στοιχείο που σχετίζεται άμεσα με την αξιοποίηση τεχνολογικών και οργανωσιακών καινοτομιών. Η βιβλιογραφία υποδεικνύει ότι οι επενδύσεις σε τεχνολογία μπορούν να επηρεάσουν θετικά την παραγωγικότητα, ωστόσο τα αποτελέσματα συχνά εμφανίζονται με χρονική υστέρηση (Brynjolfsson & Hitt, 2000).

Επιπλέον, η μέτρηση της εταιρικής απόδοσης μπορεί να επεκταθεί και σε δείκτες αγοραίας αξίας, όπως ο λόγος αγοραίας προς λογιστική αξία (Market-to-Book ratio) ή η κεφαλαιοποίηση της επιχείρησης. Οι δείκτες αυτοί αποτυπώνουν τις προσδοκίες των επενδυτών σχετικά με τη μελλοντική απόδοση και την ικανότητα δημιουργίας αξίας. Σύμφωνα με τους Fama και French (1992), η αγοραία αξία επηρεάζεται από μια σειρά παραγόντων, μεταξύ των οποίων συγκαταλέγονται η κερδοφορία, το μέγεθος και οι επενδυτικές ευκαιρίες.

Στο πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης, η θετική επίδραση στην αγοραία αξία μπορεί να συνδέεται με τις προσδοκίες για μελλοντική καινοτομία και ανάπτυξη.

Παρά τα πλεονεκτήματα των χρηματοοικονομικών δεικτών, η χρήση τους συνοδεύεται από ορισμένους περιορισμούς. Οι λογιστικές πρακτικές, οι διαφορές μεταξύ χωρών και κλάδων, καθώς και η χρονική υστέρηση στην αποτύπωση των αποτελεσμάτων μπορούν να επηρεάσουν τη συγκρισιμότητα των δεδομένων (Penman, 2013). Επιπλέον, οι δείκτες αυτοί ενδέχεται να μην αποτυπώνουν πλήρως την αξία των άυλων στοιχείων, όπως η τεχνολογική γνώση και τα δεδομένα, τα οποία αποτελούν βασικά συστατικά της τεχνητής νοημοσύνης.

3.2 Τεχνολογικές επενδύσεις και κερδοφορία

Η σχέση μεταξύ τεχνολογικών επενδύσεων και κερδοφορίας αποτελεί διαχρονικό αντικείμενο μελέτης στη χρηματοοικονομική και στη διοίκηση επιχειρήσεων. Οι επενδύσεις σε τεχνολογία, και ιδιαίτερα σε ψηφιακές υποδομές και συστήματα τεχνητής νοημοσύνης, θεωρούνται βασικός μηχανισμός ενίσχυσης της παραγωγικότητας και βελτίωσης της αποδοτικότητας. Ωστόσο, η επίδρασή τους στην κερδοφορία δεν είναι πάντα άμεση ούτε γραμμική, καθώς εξαρτάται από πλήθος παραγόντων, όπως η ποιότητα της υλοποίησης, η οργανωσιακή προσαρμογή και η χρονική υστέρηση μεταξύ επένδυσης και απόδοσης.

Η βιβλιογραφία έχει αναδείξει το λεγόμενο «παράδοξο της παραγωγικότητας», σύμφωνα με το οποίο οι επενδύσεις σε τεχνολογίες πληροφορικής δεν μεταφράζονται απαραίτητα σε άμεση αύξηση της παραγωγικότητας ή της κερδοφορίας (Solow, 1987). Μεταγενέστερες μελέτες, ωστόσο, έδειξαν ότι το φαινόμενο αυτό σχετίζεται κυρίως με τη δυσκολία μέτρησης των αποτελεσμάτων και με την ανάγκη ύπαρξης συμπληρωματικών οργανωσιακών αλλαγών. Οι Brynjolfsson και Hitt (2000) υποστήριξαν ότι οι αποδόσεις των τεχνολογικών επενδύσεων εμφανίζονται συχνά με καθυστέρηση και συνδέονται με αλλαγές στις διαδικασίες, στη δομή και στην κουλτούρα των επιχειρήσεων.

Στο πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης, η επίδραση των επενδύσεων στην κερδοφορία αποκτά ιδιαίτερη σημασία, καθώς η ΑΙ απαιτεί σημαντικούς πόρους για την ανάπτυξη και τη λειτουργία της, όπως δεδομένα, υπολογιστική ισχύ και εξειδικευμένο ανθρώπινο δυναμικό. Οι επενδύσεις αυτές, αν και αρχικά αυξάνουν το κόστος, μπορούν να οδηγήσουν σε μείωση λειτουργικών δαπανών, βελτίωση της ποιότητας προϊόντων και υπηρεσιών και ενίσχυση της αποδοτικότητας σε βάθος χρόνου. Σύμφωνα με τους Agrawal, Gans και Goldfarb (2018), η τεχνητή νοημοσύνη μειώνει το κόστος πρόβλεψης, γεγονός που επιτρέπει στις επιχειρήσεις να

λαμβάνουν πιο ακριβείς και αποτελεσματικές αποφάσεις, επηρεάζοντας θετικά την οικονομική τους απόδοση.

Παράλληλα, οι τεχνολογικές επενδύσεις συνδέονται με τη δημιουργία νέων πηγών εσόδων. Η αξιοποίηση δεδομένων και αλγοριθμικών μοντέλων επιτρέπει την ανάπτυξη καινοτόμων προϊόντων, την προσωποποίηση υπηρεσιών και τη βελτίωση της εμπειρίας πελάτη, στοιχεία που μπορούν να ενισχύσουν την ανταγωνιστικότητα και να αυξήσουν τα έσοδα. Όπως επισημαίνουν οι Porter και Heppelmann (2014), οι «έξυπνες» τεχνολογίες μεταβάλλουν τα επιχειρηματικά μοντέλα, δημιουργώντας νέες ευκαιρίες διαφοροποίησης και αύξησης της αξίας.

Ωστόσο, η επίδραση των τεχνολογικών επενδύσεων στην κερδοφορία εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ικανότητα της επιχείρησης να τις ενσωματώσει αποτελεσματικά. Η θεωρία των συμπληρωματικότητας υποστηρίζει ότι οι επενδύσεις σε τεχνολογία αποδίδουν όταν συνδυάζονται με οργανωσιακές αλλαγές, όπως η αναδιοργάνωση διαδικασιών και η ανάπτυξη δεξιοτήτων (Milgrom & Roberts, 1995). Σε αντίθετη περίπτωση, η τεχνολογία ενδέχεται να μην αξιοποιηθεί πλήρως, περιορίζοντας τα δυνητικά οφέλη.

Επιπλέον, η αβεβαιότητα που συνοδεύει τις τεχνολογικές επενδύσεις αποτελεί σημαντικό παράγοντα κινδύνου. Οι επιχειρήσεις καλούνται να επενδύσουν σε τεχνολογίες των οποίων η απόδοση δεν είναι πάντα προβλέψιμη, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα ταχείας καινοτομίας όπως αυτό της τεχνητής νοημοσύνης. Η απόδοση των επενδύσεων μπορεί να επηρεαστεί από εξωτερικούς παράγοντες, όπως ο ανταγωνισμός, οι ρυθμιστικές εξελίξεις και η ταχύτητα τεχνολογικής απαξίωσης.

3.3 ΑΙ, παραγωγικότητα και αποδοτικότητα

Η έννοια της παραγωγικότητας συνδέεται άμεσα με την ικανότητα μιας επιχείρησης να μετατρέπει εισροές, όπως εργασία και κεφάλαιο, σε εκροές με τη μεγαλύτερη δυνατή αποτελεσματικότητα. Η αποδοτικότητα, από την άλλη πλευρά, αφορά τον βαθμό στον οποίο οι πόροι αξιοποιούνται χωρίς σπατάλες, μεγιστοποιώντας το παραγόμενο αποτέλεσμα. Στο πλαίσιο αυτό, η τεχνητή νοημοσύνη αναδεικνύεται ως τεχνολογία που μπορεί να επηρεάσει ουσιαστικά και τις δύο διαστάσεις, μεταβάλλοντας τον τρόπο με τον οποίο οργανώνονται και εκτελούνται οι επιχειρησιακές διαδικασίες.

Η βιβλιογραφία υποδεικνύει ότι οι ψηφιακές τεχνολογίες, και ειδικότερα τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης, έχουν τη δυνατότητα να αυξήσουν την παραγωγικότητα μέσω της αυτοματοποίησης επαναλαμβανόμενων εργασιών και της ενίσχυσης της λήψης αποφάσεων.

Οι Brynjolfsson και McAfee (2014) επισημαίνουν ότι η αξιοποίηση αλγοριθμικών συστημάτων επιτρέπει στις επιχειρήσεις να επεξεργάζονται δεδομένα σε κλίμακα και ταχύτητα που υπερβαίνουν τις ανθρώπινες δυνατότητες, οδηγώντας σε βελτιωμένες επιχειρησιακές επιδόσεις. Παράλληλα, η χρήση εργαλείων ανάλυσης δεδομένων συμβάλλει στη βελτιστοποίηση διαδικασιών, όπως η διαχείριση αποθεμάτων, η πρόβλεψη ζήτησης και η διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας.

Η τεχνητή νοημοσύνη δεν περιορίζεται στην αντικατάσταση ανθρώπινης εργασίας, αλλά λειτουργεί και συμπληρωματικά, ενισχύοντας την παραγωγικότητα των εργαζομένων. Σύμφωνα με τους Autor (2015) και Brynjolfsson, Rock και Syverson (2021), οι τεχνολογίες αυτοματισμού συχνά αναδιαμορφώνουν το περιεχόμενο της εργασίας, μετατοπίζοντας το ανθρώπινο δυναμικό σε δραστηριότητες υψηλότερης προστιθέμενης αξίας. Η συνεργασία ανθρώπου και μηχανής μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα από ό,τι η αποκλειστική χρήση ενός εκ των δύο, ιδιαίτερα σε σύνθετα περιβάλλοντα όπου απαιτείται συνδυασμός ανάλυσης και κρίσης.

Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη συμβάλλει στη βελτίωση της αποδοτικότητας μέσω της μείωσης λαθών και της αύξησης της ακρίβειας. Σε τομείς όπως τα χρηματοοικονομικά, η υγεία και η παραγωγή, τα συστήματα ΑΙ μπορούν να εντοπίζουν ανωμαλίες, να προβλέπουν κινδύνους και να υποστηρίζουν διαδικασίες ελέγχου με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σχέση με παραδοσιακές μεθόδους. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση του λειτουργικού κόστους και τη βελτίωση της ποιότητας των παραγόμενων προϊόντων και υπηρεσιών.

Ωστόσο, η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στην παραγωγικότητα δεν είναι πάντοτε άμεση. Όπως έχει αναδειχθεί στη βιβλιογραφία για τις τεχνολογίες πληροφορικής, απαιτείται συχνά χρόνος προσαρμογής ώστε οι επιχειρήσεις να αναδιοργανώσουν τις διαδικασίες τους και να αξιοποιήσουν πλήρως τις δυνατότητες της τεχνολογίας (Brynjolfsson & Hitt, 2000). Η υιοθέτηση της ΑΙ συνεπάγεται αλλαγές σε επίπεδο δομών, δεξιοτήτων και κουλτούρας, οι οποίες μπορεί να επιφέρουν αρχικά κόστος και αβεβαιότητα πριν αποδώσουν τα αναμενόμενα οφέλη.

Επιπρόσθετα, η παραγωγικότητα και η αποδοτικότητα επηρεάζονται από τη διαθεσιμότητα και την ποιότητα των δεδομένων, τα οποία αποτελούν βασική πρώτη ύλη για τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης. Επιχειρήσεις που διαθέτουν πρόσβαση σε μεγάλα και αξιόπιστα σύνολα δεδομένων έχουν μεγαλύτερη δυνατότητα να αναπτύξουν αποτελεσματικές εφαρμογές ΑΙ, ενισχύοντας έτσι την παραγωγική τους ικανότητα. Αντίθετα, περιορισμοί στη διαθεσιμότητα δεδομένων ή ελλείψεις σε τεχνογνωσία μπορεί να περιορίσουν τα οφέλη της τεχνολογίας.

3.4 ΑΙ και αγοραία αξία επιχειρήσεων

Η αγοραία αξία μιας επιχείρησης αντανακλά τις προσδοκίες των επενδυτών σχετικά με τη μελλοντική της κερδοφορία, την αναπτυξιακή της δυναμική και την ικανότητά της να δημιουργεί αξία σε βάθος χρόνου. Σε αντίθεση με τους λογιστικούς δείκτες, οι οποίοι βασίζονται σε ιστορικά δεδομένα, η αγοραία αξία ενσωματώνει πληροφορίες και εκτιμήσεις για το μέλλον, καθιστώντας την ιδιαίτερα σημαντικό δείκτη για την αξιολόγηση της επίδρασης τεχνολογικών καινοτομιών, όπως η τεχνητή νοημοσύνη. Σύμφωνα με τους Fama (1970) και Fama και French (1992), οι χρηματοπιστωτικές αγορές ενσωματώνουν διαθέσιμες πληροφορίες στις τιμές των μετοχών, γεγονός που σημαίνει ότι οι επενδύσεις σε τεχνολογία μπορούν να επηρεάσουν άμεσα ή έμμεσα την αποτίμηση των επιχειρήσεων.

Η τεχνητή νοημοσύνη, ως μορφή άυλου επενδυτικού κεφαλαίου, συνδέεται με την αύξηση της αγοραίας αξίας μέσω πολλαπλών μηχανισμών. Πρώτον, ενισχύει τις προσδοκίες για μελλοντική κερδοφορία, καθώς επιτρέπει τη βελτίωση της αποδοτικότητας και τη δημιουργία νέων προϊόντων και υπηρεσιών. Δεύτερον, συμβάλλει στη διαφοροποίηση της επιχείρησης από τους ανταγωνιστές της, δημιουργώντας ένα τεχνολογικό πλεονέκτημα που μπορεί να μεταφραστεί σε υψηλότερες αποτιμήσεις. Όπως υποστηρίζουν οι Brynjolfsson και McAfee (2014), οι επιχειρήσεις που αξιοποιούν αποτελεσματικά τις ψηφιακές τεχνολογίες τείνουν να εμφανίζουν υψηλότερους ρυθμούς ανάπτυξης και ισχυρότερη θέση στην αγορά.

Παράλληλα, η βιβλιογραφία για τα άυλα περιουσιακά στοιχεία αναδεικνύει ότι οι αγορές αποδίδουν αυξανόμενη σημασία σε επενδύσεις που δεν αποτυπώνονται πλήρως στους ισολογισμούς. Οι Corrado, Hulten και Sichel (2005) επισημαίνουν ότι στοιχεία όπως το λογισμικό, τα δεδομένα και η οργανωσιακή γνώση αποτελούν σημαντικούς παράγοντες δημιουργίας αξίας, παρά το γεγονός ότι συχνά υποεκτιμώνται λογιστικά. Η τεχνητή νοημοσύνη εντάσσεται σε αυτή την κατηγορία, καθώς η αξία της εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από άυλους πόρους, όπως η ποιότητα των δεδομένων και οι αλγοριθμικές ικανότητες.

Ωστόσο, η σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και αγοραίας αξίας δεν είναι απαλλαγμένη από αβεβαιότητα. Οι επενδυτές ενδέχεται να υπερεκτιμούν ή να υποεκτιμούν τις προοπτικές μιας τεχνολογίας, ιδιαίτερα σε περιόδους έντονου τεχνολογικού ενθουσιασμού. Επιπλέον, η έλλειψη διαφάνειας ως προς τις πραγματικές επενδύσεις σε ΑΙ και η δυσκολία αποτίμησης των σχετικών ωφελειών μπορούν να οδηγήσουν σε αποκλίσεις μεταξύ θεμελιωδών μεγεθών και χρηματιστηριακών αποτιμήσεων. Σε αυτό το πλαίσιο, η αγορά ενδέχεται να αντιδρά όχι μόνο σε πραγματικά οικονομικά αποτελέσματα, αλλά και σε προσδοκίες ή αφηγήσεις γύρω από την τεχνολογία.

Επιπλέον, η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στην αγοραία αξία μπορεί να διαφοροποιείται ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της επιχείρησης. Μεγάλες επιχειρήσεις με επαρκείς πόρους και πρόσβαση σε δεδομένα είναι πιθανότερο να αξιοποιήσουν αποτελεσματικά την ΑΙ, γεγονός που ενισχύει την εμπιστοσύνη των επενδυτών. Αντίθετα, μικρότερες επιχειρήσεις μπορεί να αντιμετωπίζουν περιορισμούς που μειώνουν την ικανότητά τους να μετατρέψουν την τεχνολογία σε οικονομικά οφέλη.

4. Ανασκόπηση Εμπειρικής Βιβλιογραφίας

4.1 Διεθνείς εμπειρικές μελέτες

Η διεθνής εμπειρική βιβλιογραφία που εξετάζει τη σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων των επιχειρήσεων παρουσιάζει αυξανόμενο ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια, αντανakλώντας τη ραγδαία διάδοση των ψηφιακών τεχνολογιών. Παρά τη θεωρητική τεκμηρίωση της σημασίας της τεχνητής νοημοσύνης ως παράγοντα παραγωγικότητας και ανταγωνιστικότητας, τα εμπειρικά ευρήματα δεν είναι πάντοτε ομοιογενή, γεγονός που οφείλεται τόσο σε μεθοδολογικές διαφοροποιήσεις όσο και στη δυσκολία μέτρησης της ίδιας της έννοιας της ΑΙ σε επίπεδο επιχείρησης (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

Ένα από τα βασικά ζητήματα που αναδεικνύονται στη βιβλιογραφία αφορά τον τρόπο επιχειρησιακοποίησης της τεχνητής νοημοσύνης. Σε αντίθεση με παραδοσιακές επενδύσεις, η ΑΙ ενσωματώνεται κυρίως σε άυλα στοιχεία, όπως λογισμικό, δεδομένα και οργανωσιακές διαδικασίες, γεγονός που καθιστά δύσκολη τη μέτρησή της μέσω λογιστικών δεδομένων. Για τον λόγο αυτό, αρκετές μελέτες χρησιμοποιούν εναλλακτικές προσεγγίσεις, όπως ανάλυση εταιρικών αναφορών, δεδομένα από ιστοσελίδες ή δείκτες καινοτομίας, προκειμένου να προσεγγίσουν τον βαθμό υιοθέτησης της τεχνολογίας (Mishra, Ewing & Cooper, 2022).

Στο πλαίσιο αυτό, η μελέτη των Mikalef και Gupta (2021) αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα προσέγγισης της τεχνητής νοημοσύνης ως οργανωσιακής ικανότητας. Οι συγγραφείς, βασιζόμενοι στη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων, υποστηρίζουν ότι η επίδραση της ΑΙ στην απόδοση δεν είναι άμεση, αλλά διαμεσολαβείται από παράγοντες όπως η οργανωσιακή ευελιξία και η δημιουργικότητα. Τα ευρήματά τους δείχνουν ότι οι επιχειρήσεις που συνδυάζουν τεχνολογικές υποδομές με κατάλληλες δεξιότητες και διαδικασίες είναι εκείνες που αποκομίζουν μεγαλύτερα οφέλη από την τεχνητή νοημοσύνη (Mikalef & Gupta, 2021).

Παρόμοια συμπεράσματα προκύπτουν και από τη μελέτη των Chen et al. (2022), οι οποίοι εξετάζουν επιχειρήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου και διαπιστώνουν ότι η ΑΙ επηρεάζει θετικά την απόδοση κυρίως μέσω της ενίσχυσης της ποιότητας των αποφάσεων και της καινοτομικής δραστηριότητας. Η επίδραση της τεχνολογίας δεν είναι άμεση, αλλά ενσωματώνεται στις διαδικασίες της επιχείρησης, γεγονός που επιβεβαιώνει την ανάγκη ύπαρξης συμπληρωματικών οργανωσιακών ικανοτήτων (Chen et al., 2022).

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν μελέτες που βασίζονται σε ανάλυση δευτερογενών δεδομένων μεγάλης κλίμακας. Οι Mishra, Ewing και Cooper (2022) χρησιμοποιούν ανάλυση κειμένου σε ετήσιες οικονομικές αναφορές επιχειρήσεων προκειμένου να αποτυπώσουν τον

βαθμό «εστίασης» στην τεχνητή νοημοσύνη. Τα αποτελέσματά τους υποδεικνύουν ότι η αυξημένη αναφορά σε ΑΙ συνδέεται με βελτιωμένη λειτουργική απόδοση, γεγονός που υποδηλώνει ότι η στρατηγική ενσωμάτωση της τεχνολογίας μπορεί να επηρεάσει θετικά τα οικονομικά αποτελέσματα.

Από την άλλη πλευρά, η μελέτη των Storkås και Einarsen (2023), η οποία βασίζεται σε μεγάλο δείγμα νορβηγικών επιχειρήσεων, αναδεικνύει μια πιο σύνθετη εικόνα. Τα ευρήματά τους δείχνουν ότι, ενώ η υιοθέτηση της τεχνητής νοημοσύνης σχετίζεται με υψηλότερους ρυθμούς ανάπτυξης πωλήσεων, δεν συνδέεται απαραίτητα με βελτιωμένους δείκτες κερδοφορίας, όπως το ROA ή το λειτουργικό περιθώριο. Αυτό υποδηλώνει ότι τα οφέλη της ΑΙ μπορεί να εκδηλώνονται κυρίως σε μεσομακροπρόθεσμο ορίζοντα και όχι άμεσα στα λογιστικά αποτελέσματα (Storkås & Einarsen, 2023).

Παράλληλα, η μελέτη των Wamba-Taguimdje et al. (2020) επισημαίνει ότι η αξία της τεχνητής νοημοσύνης εξαρτάται από το επίπεδο ωριμότητας της επιχείρησης και τη δυνατότητα ενσωμάτωσης της τεχνολογίας σε βασικές λειτουργίες. Μέσω ανάλυσης περιπτώσεων, οι συγγραφείς καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η ΑΙ μπορεί να βελτιώσει την αποδοτικότητα, την ποιότητα υπηρεσιών και την καινοτομία, αλλά τα αποτελέσματα αυτά δεν είναι δεδομένα και απαιτούν στρατηγική προσέγγιση (Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Συνολικά, η εμπειρική βιβλιογραφία καταδεικνύει ότι η τεχνητή νοημοσύνη έχει τη δυνατότητα να επηρεάσει θετικά τις οικονομικές επιδόσεις των επιχειρήσεων, ωστόσο η επίδραση αυτή εξαρτάται από πολλούς παράγοντες και δεν εμφανίζεται πάντοτε άμεσα. Η ύπαρξη χρονικής υστέρησης, η σημασία των συμπληρωματικών πόρων και η δυσκολία μέτρησης της τεχνολογίας αποτελούν βασικά ζητήματα που αναδεικνύονται στις σχετικές μελέτες.

4.2 Συγκριτική αποτίμηση ευρημάτων

Η σύγκριση των εμπειρικών μελετών που εξετάζουν τη σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων αποκαλύπτει μια σύνθετη και μη γραμμική εικόνα, όπου τα αποτελέσματα διαφοροποιούνται ανάλογα με το θεωρητικό πλαίσιο, τη μεθοδολογία και τον τρόπο μέτρησης της τεχνολογίας. Παρότι η πλειονότητα των μελετών συγκλίνει στην άποψη ότι η τεχνητή νοημοσύνη έχει τη δυνατότητα να ενισχύσει την παραγωγικότητα και την ανταγωνιστικότητα, η άμεση επίδρασή της στην κερδοφορία και στους χρηματοοικονομικούς δείκτες δεν εμφανίζεται πάντα σαφής ή ομοιόμορφη (Brynjolfsson & Hitt, 2000).

Ένα βασικό σημείο σύγκλισης αφορά τον ρόλο των συμπληρωματικών παραγόντων. Μελέτες που βασίζονται στη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων υπογραμμίζουν ότι η τεχνητή νοημοσύνη δεν λειτουργεί ως αυτόνομος παράγοντας δημιουργίας αξίας, αλλά ως στοιχείο που αποδίδει όταν συνδυάζεται με οργανωσιακές ικανότητες, όπως η ευελιξία, η κουλτούρα καινοτομίας και η διαχείριση δεδομένων (Mikalef & Gupta, 2021). Αντίστοιχα, οι Chen et al. (2022) διαπιστώνουν ότι η επίδραση της ΑΙ στην απόδοση διαμεσολαβείται από τη βελτίωση της ποιότητας των αποφάσεων και της καινοτομικής δραστηριότητας, γεγονός που ενισχύει την άποψη ότι οι τεχνολογικές επενδύσεις αποδίδουν μέσω έμμεσων μηχανισμών.

Παράλληλα, σημαντικές διαφοροποιήσεις εντοπίζονται ως προς τον χρονικό ορίζοντα των επιδράσεων. Ορισμένες μελέτες υποστηρίζουν ότι τα οφέλη της τεχνητής νοημοσύνης εμφανίζονται με καθυστέρηση, λόγω της ανάγκης οργανωσιακής προσαρμογής και εκμάθησης (Brynjolfsson & Hitt, 2000). Η μελέτη των Storkås και Einarsen (2023) επιβεβαιώνει αυτή την τάση, καθώς δείχνει ότι η υιοθέτηση ΑΙ συνδέεται με υψηλότερη αύξηση πωλήσεων, αλλά όχι απαραίτητα με άμεση βελτίωση της κερδοφορίας. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να λειτουργεί αρχικά ως επένδυση ανάπτυξης, της οποίας τα οφέλη αποτυπώνονται σε μεταγενέστερο στάδιο.

Ένα ακόμη σημείο διαφοροποίησης αφορά τη μέτρηση της ίδιας της τεχνολογίας. Μελέτες που βασίζονται σε ανάλυση κειμένου ή σε δείκτες «εστίασης» στην ΑΙ, όπως αυτή των Mishra, Ewing και Cooper (2022), τείνουν να εντοπίζουν θετικές συσχετίσεις με την απόδοση, καθώς αποτυπώνουν περισσότερο τη στρατηγική κατεύθυνση των επιχειρήσεων. Αντίθετα, μελέτες που βασίζονται σε λογιστικά δεδομένα ενδέχεται να υποεκτιμούν την επίδραση της τεχνολογίας, λόγω της αδυναμίας των οικονομικών καταστάσεων να αποτυπώσουν πλήρως τα άυλα στοιχεία που σχετίζονται με την ΑΙ (Corrado, Hulten & Sichel, 2005).

Επιπλέον, παρατηρούνται διαφοροποιήσεις ανάλογα με το μέγεθος και τον κλάδο δραστηριότητας των επιχειρήσεων. Μεγαλύτερες επιχειρήσεις φαίνεται να αποκομίζουν περισσότερα οφέλη από την τεχνητή νοημοσύνη, λόγω οικονομιών κλίμακας και καλύτερης πρόσβασης σε δεδομένα και εξειδικευμένο ανθρώπινο δυναμικό. Αντίθετα, μικρότερες επιχειρήσεις ενδέχεται να αντιμετωπίζουν περιορισμούς που δυσχεραίνουν την αποτελεσματική αξιοποίηση της τεχνολογίας, γεγονός που επηρεάζει τα εμπειρικά αποτελέσματα (Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Συνολικά, η συγκριτική αποτίμηση της βιβλιογραφίας αναδεικνύει ότι η σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων είναι πολυπαραγοντική και εξαρτάται από το πλαίσιο εφαρμογής. Η ύπαρξη θετικής επίδρασης φαίνεται να επιβεβαιώνεται σε γενικές γραμμές, ωστόσο η ένταση, ο χρονισμός και ο μηχανισμός μέσω του οποίου εκδηλώνεται

διαφοροποιούνται σημαντικά. Τα ευρήματα αυτά υπογραμμίζουν την ανάγκη για εμπειρικές προσεγγίσεις που λαμβάνουν υπόψη τόσο τις ιδιαιτερότητες των επιχειρήσεων όσο και τη φύση των δεδομένων που χρησιμοποιούνται.

4.3 Ερευνητικά κενά και συμβολή της παρούσας μελέτης

Η ανασκόπηση της διεθνούς εμπειρικής βιβλιογραφίας καταδεικνύει ότι, παρά την αυξανόμενη σημασία της τεχνητής νοημοσύνης στη σύγχρονη οικονομία, εξακολουθούν να υπάρχουν σημαντικά ερευνητικά κενά τόσο σε θεωρητικό όσο και σε εμπειρικό επίπεδο. Ένα από τα βασικότερα ζητήματα αφορά τη μέτρηση της ίδιας της τεχνολογίας. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, η τεχνητή νοημοσύνη ενσωματώνεται κυρίως σε άυλα στοιχεία, γεγονός που δυσχεραίνει την ποσοτική της αποτύπωση μέσω παραδοσιακών λογιστικών δεικτών (Corrado, Hulten & Sichel, 2005). Πολλές μελέτες βασίζονται σε έμμεσες προσεγγίσεις, όπως ανάλυση κειμένου ή δείκτες καινοτομίας, ωστόσο δεν υπάρχει ακόμη καθιερωμένος τρόπος μέτρησης, γεγονός που περιορίζει τη συγκρισιμότητα των ευρημάτων.

Ένα δεύτερο σημαντικό κενό αφορά τη μη ομοιογένεια των εμπειρικών αποτελεσμάτων. Αν και αρκετές μελέτες εντοπίζουν θετική σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και επιχειρησιακής απόδοσης, άλλες καταλήγουν σε πιο σύνθετα ή ακόμη και αντικρουόμενα συμπεράσματα. Για παράδειγμα, η ύπαρξη χρονικής υστέρησης μεταξύ επένδυσης και απόδοσης έχει αναδειχθεί ως κρίσιμος παράγοντας που μπορεί να επηρεάσει τα αποτελέσματα (Brynjolfsson & Hitt, 2000). Επιπλέον, η επίδραση της ΑΙ φαίνεται να διαφοροποιείται ανάλογα με το μέγεθος της επιχείρησης, τον κλάδο δραστηριότητας και το επίπεδο οργανωσιακής ωριμότητας (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Η έλλειψη συνεκτικών ευρημάτων υποδηλώνει ότι η σχέση μεταξύ τεχνολογίας και οικονομικής απόδοσης είναι πολυδιάστατη και εξαρτάται από το εκάστοτε πλαίσιο.

Ένα τρίτο κενό σχετίζεται με την περιορισμένη χρήση μεγάλων δειγμάτων επιχειρήσεων και τη συστηματική αξιοποίηση δευτερογενών δεδομένων. Πολλές εμπειρικές μελέτες βασίζονται σε μικρά δείγματα ή σε ερωτηματολόγια, γεγονός που περιορίζει τη γενικευσιμότητα των αποτελεσμάτων. Αντίθετα, μελέτες που αξιοποιούν δεδομένα μεγάλης κλίμακας και συνδυάζουν πληροφορίες από διαφορετικές πηγές, όπως χρηματοοικονομικές καταστάσεις και ψηφιακά ίχνη, είναι λιγότερες αλλά προσφέρουν πιο ολοκληρωμένη εικόνα (Mishra, Ewing & Cooper, 2022). Η ανάγκη για εμπειρικές προσεγγίσεις που βασίζονται σε αξιόπιστα και συγκρίσιμα δεδομένα παραμένει ιδιαίτερα έντονη.

Παράλληλα, εντοπίζεται έλλειψη εστίασης στη διασύνδεση της τεχνητής νοημοσύνης με συγκεκριμένους χρηματοοικονομικούς δείκτες. Αν και η βιβλιογραφία εξετάζει γενικά την έννοια της απόδοσης, λιγότερες μελέτες προχωρούν σε συστηματική ανάλυση δεικτών όπως το ROA, το ROE ή η αγοραία αξία σε σχέση με την ΑΙ. Αυτό περιορίζει τη δυνατότητα εξαγωγής σαφών συμπερασμάτων για το πώς ακριβώς η τεχνολογία επηρεάζει τη χρηματοοικονομική κατάσταση των επιχειρήσεων.

Η παρούσα μελέτη επιχειρεί να συμβάλει στην κάλυψη των παραπάνω κενών με έναν συνδυασμό θεωρητικής και εμπειρικής προσέγγισης. Αρχικά, εντάσσει τη μελέτη της τεχνητής νοημοσύνης σε ένα συνεκτικό θεωρητικό πλαίσιο που βασίζεται στη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων και στη βιβλιογραφία της τεχνολογικής καινοτομίας. Στη συνέχεια, προχωρά σε εμπειρική διερεύνηση της σχέσης μεταξύ ΑΙ και οικονομικών επιδόσεων, αξιοποιώντας δευτερογενή χρηματοοικονομικά δεδομένα και κατάλληλους δείκτες απόδοσης.

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην προσπάθεια επιχειρησιακοποίησης της τεχνητής νοημοσύνης με τρόπο που να είναι συμβατός με τα διαθέσιμα δεδομένα, αλλά και θεωρητικά τεκμηριωμένος. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει τη γεφύρωση του χάσματος μεταξύ θεωρίας και εμπειρικής ανάλυσης, συμβάλλοντας στην καλύτερη κατανόηση της επίδρασης της ΑΙ στην οικονομική απόδοση.

5. Μεθοδολογία

5.1 Ερευνητικός σχεδιασμός

Η παρούσα διπλωματική εργασία ακολουθεί ποσοτική ερευνητική προσέγγιση, καθώς επιδιώκει να εξετάσει εμπειρικά τη σχέση μεταξύ της τεχνητής νοημοσύνης και των οικονομικών επιδόσεων των επιχειρήσεων με τη χρήση μετρήσιμων χρηματοοικονομικών δεδομένων. Η επιλογή της ποσοτικής μεθόδου κρίνεται κατάλληλη, επειδή το ερευνητικό αντικείμενο αφορά τον έλεγχο συγκεκριμένων υποθέσεων και τη διερεύνηση στατιστικών σχέσεων μεταξύ μεταβλητών, όπως η ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη, η αποδοτικότητα ενεργητικού, η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων και η αγοραία αξία. Με τον τρόπο αυτό, η μελέτη απομακρύνεται από μια γενική θεωρητική προσέγγιση της ΑΙ και εστιάζει στην εμπειρική αποτίμηση της πιθανής οικονομικής της επίδρασης.

Ο ερευνητικός σχεδιασμός βασίζεται σε δευτερογενή δεδομένα, τα οποία προέρχονται από δημοσιευμένες ετήσιες εκθέσεις και χρηματοοικονομικές καταστάσεις εισηγμένων επιχειρήσεων. Η χρήση δευτερογενών δεδομένων είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για την παρούσα εργασία, καθώς επιτρέπει την ανάλυση μεγάλου αριθμού εταιρειών σε διαχρονική βάση, χωρίς να εξαρτάται η έρευνα από τη συλλογή πρωτογενών απαντήσεων μέσω ερωτηματολογίου. Παράλληλα, τα δεδομένα που προέρχονται από επίσημες εταιρικές εκθέσεις και χρηματοοικονομικές βάσεις θεωρούνται πιο αντικειμενικά και επαληθεύσιμα, στοιχείο που ενισχύει την αξιοπιστία της εμπειρικής ανάλυσης.

Η μελέτη υιοθετεί σχεδιασμό δεδομένων πάνελ, καθώς εξετάζει ένα σύνολο επιχειρήσεων για περισσότερα από ένα έτη. Συγκεκριμένα, η ανάλυση αφορά εταιρείες του δείκτη S&P 500, με χρονικό ορίζοντα την περίοδο 2018–2025. Η επιλογή δεδομένων πάνελ θεωρείται ιδιαίτερα χρήσιμη, επειδή επιτρέπει την ταυτόχρονη αξιοποίηση της διαστρωματικής και της διαχρονικής διάστασης των δεδομένων. Με άλλα λόγια, η έρευνα δεν εξετάζει μόνο διαφορές μεταξύ επιχειρήσεων, αλλά και μεταβολές μέσα στην ίδια επιχείρηση με την πάροδο του χρόνου. Αυτό είναι σημαντικό στην περίπτωση της τεχνητής νοημοσύνης, καθώς η υιοθέτηση και αξιοποίησή της δεν αποτελεί στατικό φαινόμενο, αλλά εξελίσσεται σταδιακά και μπορεί να επηρεάζει τις οικονομικές επιδόσεις με χρονική υστέρηση.

Η βασική ερευνητική λογική στηρίζεται στη σύνδεση της έντασης τεχνητής νοημοσύνης με συγκεκριμένους δείκτες οικονομικής απόδοσης. Η ένταση ΑΙ προσεγγίζεται μέσω ανάλυσης κειμένου των ετήσιων εκθέσεων 10-K, με βάση τη συχνότητα εμφάνισης όρων όπως “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning” και “neural network”. Η χρήση των 10-K εκθέσεων είναι μεθοδολογικά τεκμηριωμένη, καθώς τα συγκεκριμένα έγγραφα αποτελούν επίσημες ετήσιες αναφορές των εισηγμένων εταιρειών και περιλαμβάνουν πληροφορίες για

τη στρατηγική, τους κινδύνους, τις επενδύσεις και τις επιχειρησιακές προτεραιότητές τους. Αντίστοιχες προσεγγίσεις έχουν χρησιμοποιηθεί στη διεθνή βιβλιογραφία για τη μέτρηση της τεχνολογικής και στρατηγικής εστίασης των επιχειρήσεων μέσω ανάλυσης εταιρικών κειμένων (Loughran & McDonald, 2011; Mishra, Ewing & Cooper, 2022).

Σε οικονομετρικό επίπεδο, η εργασία σχεδιάζεται ως ανάλυση παλινδρόμησης δεδομένων πάνελ με σταθερές επιδράσεις. Η χρήση fixed effects επιτρέπει τον έλεγχο μη παρατηρήσιμων χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων που παραμένουν σταθερά στον χρόνο, όπως η διοικητική κουλτούρα, η οργανωσιακή ποιότητα ή η γενικότερη στρατηγική τοποθέτηση. Παράλληλα, η ενσωμάτωση χρονικών επιδράσεων επιτρέπει τον έλεγχο εξωτερικών παραγόντων που επηρεάζουν όλες τις επιχειρήσεις σε συγκεκριμένες περιόδους, όπως μακροοικονομικές μεταβολές, τεχνολογικές τάσεις ή ιδιαίτερες συνθήκες της αγοράς. Η προσέγγιση αυτή θεωρείται κατάλληλη για χρηματοοικονομικές εμπειρικές μελέτες, καθώς μειώνει τον κίνδυνο μεροληψίας που θα μπορούσε να προκύψει από μη παρατηρήσιμη ετερογένεια μεταξύ επιχειρήσεων (Petersen, 2009).

Ο ερευνητικός σχεδιασμός περιλαμβάνει επίσης τη χρήση μεταβλητών ελέγχου, ώστε να απομονωθεί όσο το δυνατόν πιο καθαρά η σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων. Συγκεκριμένα, λαμβάνονται υπόψη το μέγεθος της επιχείρησης, η χρηματοοικονομική μόχλευση, η ένταση δαπανών έρευνας και ανάπτυξης, καθώς και κλαδικές και χρονικές διαφοροποιήσεις. Οι μεταβλητές αυτές είναι απαραίτητες, διότι οι οικονομικές επιδόσεις δεν επηρεάζονται αποκλειστικά από την τεχνητή νοημοσύνη, αλλά και από ευρύτερους χρηματοοικονομικούς, οργανωσιακούς και κλαδικούς παράγοντες.

Τέλος, ο σχεδιασμός της έρευνας λαμβάνει υπόψη ότι η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης ενδέχεται να μην εμφανίζεται άμεσα στα οικονομικά αποτελέσματα. Για τον λόγο αυτό, η βασική ανεξάρτητη μεταβλητή μπορεί να χρησιμοποιηθεί με χρονική υστέρηση, ώστε να εξεταστεί αν η ένταση αναφοράς σε ΑΙ κατά το προηγούμενο έτος συνδέεται με την οικονομική απόδοση του επόμενου έτους. Η επιλογή αυτή είναι συμβατή με τη βιβλιογραφία που υποστηρίζει ότι οι ψηφιακές και τεχνολογικές επενδύσεις συχνά χρειάζονται χρόνο μέχρι να αποτυπωθούν σε δείκτες παραγωγικότητας και κερδοφορίας (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2021). Συνεπώς, ο ερευνητικός σχεδιασμός της παρούσας εργασίας επιδιώκει να συνδυάσει θεωρητική τεκμηρίωση, αξιόπιστες πηγές δεδομένων και κατάλληλη οικονομετρική στρατηγική, ώστε να εξεταστεί με συστηματικό τρόπο η σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων.

5.2 Πηγές και συλλογή δευτερογενών δεδομένων

Η παρούσα μελέτη βασίζεται αποκλειστικά σε δευτερογενή δεδομένα, καθώς στόχος της είναι η εμπειρική διερεύνηση της σχέσης μεταξύ της έντασης αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη και των οικονομικών επιδόσεων επιχειρήσεων με τη χρήση αντικειμενικών, συγκρίσιμων και επαληθεύσιμων πηγών. Η επιλογή δευτερογενών δεδομένων θεωρείται κατάλληλη για τη συγκεκριμένη εργασία, διότι επιτρέπει τη διαμόρφωση ενός διαχρονικού δείγματος επιχειρήσεων και την εφαρμογή οικονομετρικής ανάλυσης σε επίπεδο εταιρείας-έτους. Παράλληλα, η χρήση επίσημων χρηματοοικονομικών στοιχείων και ετήσιων εταιρικών εκθέσεων μειώνει τον κίνδυνο υποκειμενικότητας που θα μπορούσε να προκύψει από πρωτογενή δεδομένα ερωτηματολογίου.

Τα δεδομένα της μελέτης προέρχονται από δύο βασικές κατηγορίες πηγών. Η πρώτη αφορά τα χρηματοοικονομικά δεδομένα των επιχειρήσεων και η δεύτερη τα κειμενικά δεδομένα από τις ετήσιες εκθέσεις 10-K. Ο συνδυασμός των δύο αυτών πηγών επιτρέπει τη σύνδεση της στρατηγικής και τεχνολογικής πληροφόρησης που περιλαμβάνεται στις εταιρικές αναφορές με μετρήσιμους χρηματοοικονομικούς δείκτες. Η συγκεκριμένη προσέγγιση είναι συμβατή με τη διεθνή εμπειρική βιβλιογραφία, όπου οι ετήσιες εκθέσεις χρησιμοποιούνται συχνά ως πηγή πληροφόρησης για τη στρατηγική κατεύθυνση, τους κινδύνους και τις τεχνολογικές προτεραιότητες των επιχειρήσεων (Loughran & McDonald, 2011; Mishra, Ewing & Cooper, 2022).

Τα χρηματοοικονομικά δεδομένα αντλούνται από τη βάση Compustat North America μέσω της πλατφόρμας Wharton Research Data Services (WRDS). Η Compustat αποτελεί μία από τις πλέον καθιερωμένες βάσεις δεδομένων για εμπειρικές μελέτες στη χρηματοοικονομική και τη λογιστική, καθώς παρέχει τυποποιημένα στοιχεία από δημοσιευμένες και ελεγμένες οικονομικές καταστάσεις εισηγμένων επιχειρήσεων. Η χρήση της επιτρέπει τη συγκρισιμότητα μεταξύ εταιρειών και ετών, καθώς οι μεταβλητές παρέχονται με ενιαία κωδικοποίηση και κοινή λογιστική ταξινόμηση. Από τη βάση αυτή αντλούνται, ανά εταιρεία και ανά έτος, στοιχεία όπως το συνολικό ενεργητικό, τα καθαρά κέρδη, τα ίδια κεφάλαια, το μακροπρόθεσμο και βραχυπρόθεσμο χρέος, οι πωλήσεις, οι δαπάνες έρευνας και ανάπτυξης, η τιμή της μετοχής στο τέλος της χρήσης, ο αριθμός κοινών μετοχών σε κυκλοφορία και ο κωδικός κλάδου SIC. Τα στοιχεία αυτά είναι απαραίτητα για τον υπολογισμό τόσο των εξαρτημένων μεταβλητών όσο και των μεταβλητών ελέγχου της εμπειρικής ανάλυσης.

Η δεύτερη βασική πηγή αφορά τις ετήσιες εκθέσεις 10-K, οι οποίες αντλούνται από το σύστημα EDGAR της Επιτροπής Κεφαλαιαγοράς των Ηνωμένων Πολιτειών. Οι εκθέσεις 10-K αποτελούν υποχρεωτικές ετήσιες δημοσιεύσεις για τις εισηγμένες εταιρείες στις ΗΠΑ και

περιλαμβάνουν εκτενή πληροφόρηση για τη δραστηριότητα, τη στρατηγική, τους κινδύνους, την οικονομική κατάσταση και τις προοπτικές κάθε επιχείρησης. Για τον λόγο αυτό, θεωρούνται κατάλληλη πηγή για την ανάλυση της εταιρικής αναφοράς σε τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης. Η αξιοποίηση τους είναι ιδιαίτερα χρήσιμη στην παρούσα εργασία, καθώς η ένταση ΑΙ δεν μετράται μέσω ερωτηματολογίου, αλλά μέσω της συχνότητας εμφάνισης συγκεκριμένων λέξεων-κλειδιών στα επίσημα εταιρικά κείμενα.

Η συλλογή των 10-K εκθέσεων πραγματοποιείται μέσω του EDGAR API. Για κάθε εταιρεία του δείγματος εντοπίζονται τα αντίστοιχα αρχεία για τα οικονομικά έτη 2018–2025. Στη συνέχεια, το πλήρες περιεχόμενο κάθε αρχείου μετατρέπεται σε απλό κείμενο, ώστε να είναι δυνατή η επεξεργασία του με τεχνικές ανάλυσης κειμένου. Κατά το στάδιο της προετοιμασίας αφαιρούνται ετικέτες HTML, τεχνικά στοιχεία μορφοποίησης, σελιδοποίηση και περιττοί χαρακτήρες που δεν συνδέονται με το ουσιαστικό περιεχόμενο της έκθεσης. Η διαδικασία αυτή είναι αναγκαία, διότι οι 10-K εκθέσεις έχουν διαφορετική μορφοποίηση ανά εταιρεία και έτος, ενώ η ανάλυση λέξεων-κλειδιών απαιτεί ομοιόμορφο και καθαρό κείμενο.

Η μέτρηση της έντασης τεχνητής νοημοσύνης βασίζεται στη συχνότητα εμφάνισης συγκεκριμένων όρων που σχετίζονται άμεσα με την ΑΙ. Οι βασικές λέξεις-κλειδιά που χρησιμοποιούνται είναι “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning” και “neural network”. Οι όροι αυτοί επιλέγονται επειδή αποτυπώνουν βασικές διαστάσεις της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης, ενώ έχουν χρησιμοποιηθεί ή προταθεί σε αντίστοιχες εμπειρικές προσεγγίσεις που μετρούν την τεχνολογική εστίαση των επιχειρήσεων μέσω ανάλυσης κειμένου (Loughran & McDonald, 2011; Mishra, Ewing & Cooper, 2022). Για την αποφυγή μεροληψίας λόγω διαφορετικού μεγέθους των εκθέσεων, ο αριθμός εμφανίσεων των λέξεων-κλειδιών κανονικοποιείται ως προς το συνολικό πλήθος λέξεων κάθε έκθεσης. Με τον τρόπο αυτό, μια μεγάλη έκθεση δεν εμφανίζει τεχνητά υψηλότερη ένταση ΑΙ μόνο επειδή περιλαμβάνει περισσότερες λέξεις συνολικά.

Ο παρακάτω πίνακας συνοψίζει τις βασικές πηγές δεδομένων και τον ρόλο τους στην εμπειρική ανάλυση.

Πίνακας 1 Βασικές πηγές δεδομένων και ο ρόλος τους

Κατηγορία δεδομένων	Πηγή	Είδος πληροφορίας	Χρήση στην ανάλυση
------------------------	------	-------------------	--------------------

Χρηματοοικονομικά δεδομένα	Compustat North America / WRDS	Στοιχεία ισολογισμού, αποτελεσμάτων χρήσης, αγοραία δεδομένα και κλαδικοί κωδικοί	Υπολογισμός ROA, ROE, Market-to-Book, μεγέθους, μόχλευσης και έντασης E&A
Κειμενικά δεδομένα	SEC EDGAR, ετήσιες εκθέσεις 10-K	Εταιρικές αναφορές, στρατηγική, κίνδυνοι, τεχνολογικές προτεραιότητες	Υπολογισμός δείκτη AI intensity μέσω λέξεων-κλειδιών
Κλαδικά δεδομένα	Compustat / SIC ή GICS ταξινόμηση	Κλάδος δραστηριότητας κάθε επιχείρησης	Έλεγχος κλαδικών διαφοροποιήσεων
Χρονική διάσταση	Οικονομικά έτη 2018–2025	Διαχρονική παρακολούθηση επιχειρήσεων	Δημιουργία panel dataset

Μετά τη συλλογή των χρηματοοικονομικών και κειμενικών δεδομένων, ακολουθεί η διαδικασία ενοποίησης των βάσεων. Κάθε παρατήρηση αντιστοιχεί σε μία εταιρεία και ένα οικονομικό έτος. Τα χρηματοοικονομικά στοιχεία συνδέονται με τις αντίστοιχες 10-K εκθέσεις μέσω μοναδικών αναγνωριστικών εταιρείας, όπως το CIK, το ticker ή άλλοι διαθέσιμοι κωδικοί αντιστοίχισης. Η ενοποίηση αυτή δημιουργεί ένα ενιαίο σύνολο δεδομένων πάνελ, στο οποίο κάθε γραμμή περιλαμβάνει την ένταση αναφοράς σε AI, τους χρηματοοικονομικούς δείκτες και τις μεταβλητές ελέγχου για την ίδια εταιρεία και το ίδιο έτος.

Ιδιαίτερη προσοχή δίνεται στον καθαρισμό και την ποιότητα των δεδομένων. Παρατηρήσεις με ελλιπή βασικά στοιχεία αφαιρούνται, ενώ εταιρείες με περισσότερα από δύο συνεχόμενα έτη ελλιπών δεδομένων εξαιρούνται από το τελικό δείγμα. Επιπλέον, οι χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις αποκλείονται, καθώς η λογιστική δομή τους και η ερμηνεία δεικτών όπως η μόχλευση και το ενεργητικό διαφέρουν ουσιαστικά από τις μη χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις. Η επιλογή αυτή είναι συνήθης στη χρηματοοικονομική εμπειρική έρευνα, καθώς ενισχύει την ομοιογένεια και την ερμηνευτική καθαρότητα του δείγματος (Petersen, 2009).

5.3 Περιγραφή δείγματος

Το δείγμα της παρούσας μελέτης ορίζεται με βάση τις εταιρείες που συμμετείχαν στον χρηματιστηριακό δείκτη S&P 500 τον Ιανουάριο του 2018. Η επιλογή σταθερής αρχικής σύνθεσης του δείκτη κρίθηκε κατάλληλη, καθώς επιτρέπει τη διαμόρφωση ενός συνεπούς διαχρονικού πλαισίου παρακολούθησης των επιχειρήσεων για την περίοδο 2018–2025. Με τον τρόπο αυτό αποφεύγεται, στον βαθμό του δυνατού, το πρόβλημα της μεροληψίας επιβίωσης, το οποίο θα μπορούσε να προκύψει αν χρησιμοποιούνταν η τρέχουσα σύνθεση του δείκτη. Η χρήση τρέχοντος δείγματος θα οδηγούσε πιθανόν σε υπερεκπροσώπηση επιχειρήσεων που παρέμειναν επιτυχημένες μέχρι το τέλος της περιόδου, αποκλείοντας εταιρείες που αποχώρησαν από τον δείκτη λόγω χαμηλότερης απόδοσης, συγχωνεύσεων ή άλλων εταιρικών μεταβολών. Η σχετική βιβλιογραφία επισημαίνει ότι η μεροληψία επιβίωσης μπορεί να οδηγήσει σε συστηματικά αισιόδοξες εκτιμήσεις των αποδόσεων και να αλλοιώσει τα εμπειρικά αποτελέσματα (Brown, Goetzmann, Ibbotson & Ross, 1992).

Η επιλογή του S&P 500 δικαιολογείται από το γεγονός ότι πρόκειται για έναν από τους σημαντικότερους δείκτες της αμερικανικής κεφαλαιαγοράς, ο οποίος περιλαμβάνει μεγάλες και συστηματικά παρακολουθούμενες εισηγμένες επιχειρήσεις. Οι εταιρείες αυτές διαθέτουν εκτενή δημοσιευμένα χρηματοοικονομικά στοιχεία, υποχρεωτικές ετήσιες εκθέσεις 10-K και υψηλό βαθμό διαφάνειας ως προς τη δημοσιοποίηση πληροφοριών. Επομένως, το συγκεκριμένο δείγμα είναι κατάλληλο για μια μελέτη που συνδυάζει χρηματοοικονομική ανάλυση και ανάλυση εταιρικών κειμένων, καθώς προσφέρει συγκρίσιμα δεδομένα τόσο σε επίπεδο ισολογισμού όσο και σε επίπεδο στρατηγικής πληροφόρησης.

Η χρονική περίοδος της έρευνας καλύπτει τα έτη 2018–2025. Η επιλογή αυτής της περιόδου επιτρέπει την εξέταση της εξέλιξης των αναφορών σε τεχνητή νοημοσύνη σε μια φάση κατά την οποία η ΑΙ απέκτησε αυξανόμενη σημασία για τις επιχειρήσεις. Παράλληλα, η περίοδος αυτή περιλαμβάνει σημαντικές οικονομικές και τεχνολογικές μεταβολές, όπως η πανδημία COVID-19, η επιτάχυνση του ψηφιακού μετασχηματισμού και η ευρύτερη διάδοση εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης μετά το 2022. Η διαχρονική ανάλυση καθιστά δυνατή την εξέταση όχι μόνο διαφορών μεταξύ επιχειρήσεων, αλλά και αλλαγών εντός της ίδιας επιχείρησης με την πάροδο του χρόνου.

Από το αρχικό σύνολο επιχειρήσεων εφαρμόζονται συγκεκριμένα κριτήρια αποκλεισμού. Πρώτον, εξαιρούνται οι επιχειρήσεις του χρηματοπιστωτικού κλάδου, όπως τράπεζες, ασφαλιστικές εταιρείες και λοιποί χρηματοοικονομικοί οργανισμοί, καθώς η λογιστική τους δομή διαφέρει ουσιωδώς από εκείνη των μη χρηματοπιστωτικών επιχειρήσεων. Ειδικότερα,

δείκτες όπως η μόχλευση, το ενεργητικό και η κεφαλαιακή διάρθρωση έχουν διαφορετική ερμηνεία στις χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις, γεγονός που θα μπορούσε να μειώσει τη συγκρισιμότητα των αποτελεσμάτων. Η εξαίρεση των χρηματοπιστωτικών εταιρειών αποτελεί συνήθη πρακτική σε εμπειρικές χρηματοοικονομικές μελέτες που εξετάζουν μη χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις (Petersen, 2009).

Δεύτερον, εξαιρούνται οι επιχειρήσεις που εμφανίζουν ελλιπή δεδομένα για περισσότερα από δύο συνεχόμενα έτη. Το κριτήριο αυτό εφαρμόζεται προκειμένου να διασφαλιστεί η συνέχεια του πάνελ και η αξιοπιστία των οικονομετρικών εκτιμήσεων. Η ύπαρξη περιορισμένων ελλείψεων σε μεμονωμένα έτη είναι αναμενόμενη σε εμπειρικά δεδομένα επιχειρήσεων, ιδίως όταν συνδυάζονται χρηματοοικονομικές και κειμενικές πηγές. Ωστόσο, η εκτεταμένη απουσία δεδομένων μπορεί να υπονομεύσει τη σταθερότητα του δείγματος και να δημιουργήσει προβλήματα στην εκτίμηση των σχέσεων μεταξύ μεταβλητών.

Μετά την εφαρμογή των παραπάνω κριτηρίων, το τελικό δείγμα αποτελείται από 389 επιχειρήσεις και 3.031 πραγματικές παρατηρήσεις εταιρείας-έτους για την περίοδο 2018–2025. Ο θεωρητικός μέγιστος αριθμός παρατηρήσεων θα ήταν 3.112, εάν υπήρχαν πλήρη δεδομένα για όλες τις επιχειρήσεις σε όλα τα έτη. Η τελική διαφορά οφείλεται σε ελλιπή στοιχεία, εταιρικές μεταβολές ή μη διαθέσιμες παρατηρήσεις σε συγκεκριμένα έτη. Το δείγμα διατηρεί ικανοποιητική διαχρονική και κλαδική κάλυψη, γεγονός που το καθιστά κατάλληλο για ανάλυση δεδομένων πάνελ.

Πίνακας 2 Σύνθεση δείγματος ανά κλάδο GICS

Κλάδος GICS	Εταιρείες	Παρατηρήσεις	Ποσοστό
Industrials	48	384	12,3%
Health Care	46	368	11,8%
Information Technology	41	328	10,5%
Consumer Discretionary	32	256	8,2%
Utilities	26	208	6,7%
Consumer Staples	25	200	6,4%
Real Estate	25	200	6,4%
Materials	17	136	4,4%

Energy	16	128	4,1%
Communication Services	11	88	2,8%
Other / Χωρίς κλάδο	51	408	13,1%
Financials*	51	408	13,1%
Σύνολο	389	3.031	100,0%

Σημείωση: Οι παρατηρήσεις αντιστοιχούν σε συνδυασμούς εταιρείας και έτους για την περίοδο 2018–2025. Η κατηγορία Financials αφορά εταιρείες με ταξινόμηση GICS στον χρηματοοικονομικό κλάδο που δεν αποκλείστηκαν βάσει SIC, όπως ορισμένες εταιρείες ακίνητης περιουσίας ή ειδικές εταιρικές μορφές. Οι πραγματικές παρατηρήσεις μετά τον έλεγχο ποιότητας ανέρχονται σε 3.031.

Η κλαδική κατανομή του δείγματος δείχνει ότι η μελέτη δεν περιορίζεται αποκλειστικά στις εταιρείες τεχνολογίας, αλλά καλύπτει ένα ευρύτερο φάσμα μεγάλων εισηγμένων επιχειρήσεων. Αυτό είναι σημαντικό για την παρούσα εργασία, καθώς η τεχνητή νοημοσύνη δεν αποτελεί πλέον τεχνολογία που αφορά μόνο τον κλάδο της πληροφορικής, αλλά διαχέεται σε πολλούς τομείς της οικονομίας. Η παρουσία κλάδων όπως η βιομηχανία, η υγεία, η καταναλωτική διακριτική δαπάνη, η ενέργεια και οι υπηρεσίες επικοινωνίας επιτρέπει τη διερεύνηση της σχέσης μεταξύ ΑΙ και οικονομικών επιδόσεων σε ένα πιο αντιπροσωπευτικό επιχειρηματικό περιβάλλον.

Παράλληλα, η ύπαρξη σημαντικής συμμετοχής του κλάδου Information Technology επιτρέπει την αποτύπωση επιχειρήσεων που βρίσκονται πιο κοντά στην παραγωγή ή εντατική χρήση τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης. Ωστόσο, η συμπερίληψη και άλλων κλάδων ενισχύει τη γενικευσιμότητα των ευρημάτων και επιτρέπει να εξεταστεί αν η τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί ως ευρύτερος παράγοντας οικονομικής απόδοσης και όχι αποκλειστικά ως χαρακτηριστικό των τεχνολογικών εταιρειών.

5.4 Ορισμός και μέτρηση μεταβλητών

Η εμπειρική ανάλυση της παρούσας μελέτης βασίζεται στη διαμόρφωση ενός συνόλου μεταβλητών που επιτρέπουν την ποσοτική διερεύνηση της σχέσης μεταξύ της τεχνητής νοημοσύνης και των οικονομικών επιδόσεων των επιχειρήσεων. Οι μεταβλητές διακρίνονται σε τρεις βασικές κατηγορίες: την κύρια ανεξάρτητη μεταβλητή, η οποία αποτυπώνει την ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη, τις εξαρτημένες μεταβλητές, οι οποίες μετρούν

διαφορετικές διαστάσεις της οικονομικής απόδοσης, και τις μεταβλητές ελέγχου, οι οποίες χρησιμοποιούνται για να περιοριστεί η επίδραση άλλων παραγόντων που ενδέχεται να επηρεάζουν τα αποτελέσματα.

Η κύρια ανεξάρτητη μεταβλητή της μελέτης είναι η ένταση τεχνητής νοημοσύνης, η οποία αποτυπώνεται μέσω του δείκτη AI Intensity. Η μεταβλητή αυτή υπολογίζεται με ανάλυση κειμένου των ετήσιων εκθέσεων 10-K των επιχειρήσεων. Συγκεκριμένα, εντοπίζεται η συχνότητα εμφάνισης τεσσάρων βασικών όρων που συνδέονται άμεσα με την τεχνητή νοημοσύνη: “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning” και “neural network”. Η επιλογή των συγκεκριμένων όρων βασίζεται στο γεγονός ότι αποτυπώνουν τόσο τη γενική έννοια της τεχνητής νοημοσύνης όσο και βασικές τεχνικές της διαστάσεις, ιδίως τη μηχανική μάθηση, τη βαθιά μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα. Παρόμοια προσέγγιση έχει αξιοποιηθεί σε εμπειρικές μελέτες που μετρούν την τεχνολογική ή στρατηγική εστίαση των επιχειρήσεων μέσω εταιρικών αναφορών και ανάλυσης κειμένου (Loughran & McDonald, 2011; Mishra, Ewing & Cooper, 2022).

Ο δείκτης AI Intensity δεν βασίζεται απλώς στον απόλυτο αριθμό εμφανίσεων των σχετικών όρων, διότι οι ετήσιες εκθέσεις διαφέρουν σημαντικά ως προς την έκταση τους μεταξύ επιχειρήσεων και ετών. Για τον λόγο αυτό, ο αριθμός εμφανίσεων των λέξεων-κλειδιών κανονικοποιείται ως προς το συνολικό πλήθος λέξεων κάθε έκθεσης. Ο δείκτης υπολογίζεται ως εξής:

$$AI_Intensity_{i,t} = \left(\frac{\sum Keyword_Count_{i,t}}{Total_Word_Count_{i,t}} \right) \times 1,000$$

Στον παραπάνω τύπο, το keyword_count(i,t) εκφράζει το συνολικό πλήθος εμφανίσεων των επιλεγμένων όρων τεχνητής νοημοσύνης για την επιχείρηση i στο έτος t, ενώ το total_word_count(i,t) αντιστοιχεί στο συνολικό πλήθος λέξεων της ίδιας ετήσιας έκθεσης. Ο πολλαπλασιασμός επί 1.000 γίνεται για λόγους κλίμακας, ώστε ο δείκτης να είναι πιο εύκολα ερμηνεύσιμος. Η κανονικοποίηση είναι απαραίτητη, καθώς περιορίζει τον κίνδυνο υπερεκτίμησης της AI έντασης σε επιχειρήσεις που απλώς δημοσιεύουν μεγαλύτερες εκθέσεις. Στα οικονομετρικά υποδείγματα χρησιμοποιείται η λογαριθμική μετασχηματισμένη μορφή $\ln(1 + AI_intensity)$, επειδή ο δείκτης αναμένεται να παρουσιάζει θετική ασυμμετρία

και σημαντικό αριθμό μηδενικών τιμών. Ο μετασχηματισμός αυτός βοηθά στη μείωση της επίδρασης ακραίων τιμών και επιτρέπει πιο σταθερή οικονομετρική εκτίμηση.

Οι εξαρτημένες μεταβλητές της μελέτης επιλέγονται ώστε να αποτυπώνουν διαφορετικές όψεις της οικονομικής απόδοσης. Η πρώτη εξαρτημένη μεταβλητή είναι η αποδοτικότητα ενεργητικού, δηλαδή το Return on Assets, η οποία υπολογίζεται ως λόγος των καθαρών κερδών προς το συνολικό ενεργητικό. Ο δείκτης αυτός μετρά την ικανότητα της επιχείρησης να παράγει κέρδη από το σύνολο των περιουσιακών της στοιχείων και χρησιμοποιείται ευρέως στη χρηματοοικονομική ανάλυση ως μέτρο λειτουργικής και συνολικής αποδοτικότητας. Η δεύτερη εξαρτημένη μεταβλητή είναι η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων, δηλαδή το Return on Equity, η οποία υπολογίζεται ως λόγος των καθαρών κερδών προς τα ίδια κεφάλαια. Ο δείκτης αυτός αποτυπώνει την απόδοση που παράγεται για τους μετόχους και είναι ιδιαίτερα χρήσιμος για την αξιολόγηση της χρηματοοικονομικής επίδοσης από την πλευρά των επενδυτών.

Η τρίτη εξαρτημένη μεταβλητή είναι ο λόγος αγοραίας προς λογιστική αξία, δηλαδή το Market-to-Book ratio. Ο δείκτης αυτός υπολογίζεται ως ο λόγος της χρηματιστηριακής αξίας της επιχείρησης προς τη λογιστική αξία των ιδίων κεφαλαίων. Η χρηματιστηριακή αξία προκύπτει από το γινόμενο της τιμής της μετοχής στο τέλος της χρήσης επί τον αριθμό των κοινών μετοχών σε κυκλοφορία. Το Market-to-Book ratio θεωρείται κατάλληλο μέτρο των προσδοκιών της αγοράς για μελλοντική ανάπτυξη και δημιουργία αξίας. Η χρήση του είναι ιδιαίτερα σημαντική στην παρούσα μελέτη, επειδή η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να μην επηρεάζει άμεσα τη βραχυπρόθεσμη κερδοφορία, αλλά να ενσωματώνεται στις προσδοκίες των επενδυτών σχετικά με τη μελλοντική ανταγωνιστικότητα της επιχείρησης. Η βιβλιογραφία έχει δείξει ότι η αγοραία αξία επηρεάζεται από παράγοντες όπως το μέγεθος, οι επενδυτικές ευκαιρίες και η αναμενόμενη κερδοφορία, γεγονός που καθιστά τον συγκεκριμένο δείκτη χρήσιμο σε μελέτες επιχειρησιακής απόδοσης και αποτίμησης (Fama & French, 1992).

Πέρα από την κύρια ανεξάρτητη μεταβλητή και τις εξαρτημένες μεταβλητές, η ανάλυση περιλαμβάνει μεταβλητές ελέγχου που χρησιμοποιούνται για την απομόνωση της σχέσης μεταξύ AI και οικονομικής απόδοσης. Πρώτη μεταβλητή ελέγχου είναι το μέγεθος της επιχείρησης, το οποίο υπολογίζεται ως ο φυσικός λογάριθμος του συνολικού ενεργητικού. Το μέγεθος είναι κρίσιμος παράγοντας, καθώς μεγαλύτερες επιχειρήσεις διαθέτουν συνήθως περισσότερους πόρους, καλύτερη πρόσβαση σε κεφάλαια και μεγαλύτερη δυνατότητα επένδυσης σε τεχνολογικές υποδομές. Παράλληλα, μπορεί να εμφανίζουν οικονομίες κλίμακας που επηρεάζουν την κερδοφορία και την αποδοτικότητα.

Η δεύτερη μεταβλητή ελέγχου είναι η χρηματοοικονομική μόχλευση, η οποία υπολογίζεται ως λόγος του συνολικού χρέους προς το συνολικό ενεργητικό. Το συνολικό χρέος προκύπτει από το άθροισμα του μακροπρόθεσμου και του βραχυπρόθεσμου χρέους. Η μόχλευση λαμβάνεται υπόψη επειδή η κεφαλαιακή διάρθρωση μπορεί να επηρεάζει τόσο την κερδοφορία όσο και την αγοραία αποτίμηση της επιχείρησης. Επιχειρήσεις με υψηλότερη μόχλευση μπορεί να εμφανίζουν διαφορετικό επίπεδο χρηματοοικονομικού κινδύνου και διαφορετική δυνατότητα χρηματοδότησης τεχνολογικών επενδύσεων.

Η τρίτη μεταβλητή ελέγχου είναι η ένταση έρευνας και ανάπτυξης, η οποία υπολογίζεται ως λόγος των δαπανών έρευνας και ανάπτυξης προς τις πωλήσεις. Η μεταβλητή αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική για την παρούσα μελέτη, καθώς η τεχνητή νοημοσύνη συνδέεται στενά με τη γενικότερη τεχνολογική και καινοτομική δραστηριότητα των επιχειρήσεων. Οι επιχειρήσεις που επενδύουν περισσότερο σε έρευνα και ανάπτυξη ενδέχεται να έχουν υψηλότερη ικανότητα απορρόφησης και αξιοποίησης νέων τεχνολογιών, γεγονός που μπορεί να επηρεάζει τόσο την υιοθέτηση ΑΙ όσο και την οικονομική τους απόδοση.

Στο υπόδειγμα περιλαμβάνονται επίσης χρονικές εικονικές μεταβλητές, ώστε να ελεγχθούν κοινές διαχρονικές επιδράσεις που επηρεάζουν όλες τις επιχειρήσεις, όπως μακροοικονομικές μεταβολές, αλλαγές στις αγορές κεφαλαίου ή ειδικά γεγονότα όπως η πανδημία COVID-19. Επιπλέον, αξιοποιείται κλαδική ταξινόμηση, προκειμένου να ληφθούν υπόψη διαφορές μεταξύ κλάδων ως προς την ένταση τεχνολογικής χρήσης, τη δομή κόστους και τις συνθήκες ανταγωνισμού. Η ενσωμάτωση αυτών των παραγόντων επιτρέπει πιο αξιόπιστη εκτίμηση της σχέσης μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων.

Ο παρακάτω πίνακας παρουσιάζει συνοπτικά τον ορισμό και τον τρόπο μέτρησης των βασικών μεταβλητών της μελέτης.

Πίνακας 3 Ορισμός και μέτρηση μεταβλητών

Κατηγορία	Μεταβλητή	Σύμβολο	Τρόπος υπολογισμού	Ερμηνεία
Κύρια ανεξάρτητη	Ένταση τεχνητής νοημοσύνης	AI Intensit y	[Σ εμφανίσεων AI keywords / συνολικό	Βαθμός αναφοράς της επιχείρησης σε τεχνολογίες AI

πλήθος λέξεων $10-K] \times 1.000$					
Μετασχηματισμένη ανεξάρτητη	Λογαριθμική ένταση	AI	$\ln(1 + AI \text{ Intensity})$	Φυσικός λογάριθμος του $1 + AI \text{ Intensity}$	Μείωση ασυμμετρίας και επίδρασης ακραίων τιμών
Εξαρτημένη	Αποδοτικότητα ενεργητικού	ROA	Καθαρά κέρδη / Συνολικό ενεργητικό	Κερδοφορία σε σχέση με το σύνολο των περιουσιακών στοιχείων	
Εξαρτημένη	Αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων	ROE	Καθαρά κέρδη / Ίδια κεφάλαια	Απόδοση για τους μετόχους	
Εξαρτημένη	Λόγος αγοραίας προς λογιστική αξία	MTB	Χρηματιστηριακή αξία / Λογιστική αξία ιδίων κεφαλαίων	Προσδοκίες αγοράς για μελλοντική αξία	
Έλεγχος	Μέγεθος επιχείρησης	Size	$\ln(\text{Συνολικό ενεργητικό})$	Κλίμακα και διαθέσιμοι πόροι επιχείρησης	
Έλεγχος	Χρηματοοικονομική μόχλευση	Leverage	$(\text{Μακροπρόθεσμο χρέος} + \text{Βραχυπρόθεσμο χρέος}) / \text{Συνολικό ενεργητικό}$	Κεφαλαιακή διάρθρωση και χρηματοοικονομικός κίνδυνος	
Έλεγχος	Ένταση έρευνας και ανάπτυξης	R&D Intensity	$\text{Δαπάνες E\&A} / \text{Πωλήσεις}$	Τεχνολογική και καινοτομική δραστηριότητα	

Έλεγχος	Χρονικές επιδράσεις	Year FE	Εικονικές μεταβλητές ανά έτος	Έλεγχος κοινών μακροοικονομικών ή χρονικών επιδράσεων
Έλεγχος	Κλαδικές διαφοροποιήσεις	Industry controls	GICS ή SIC ταξινόμηση	Έλεγχος διαφορών μεταξύ κλάδων

Για τη βελτίωση της αξιοπιστίας των εκτιμήσεων, όλες οι συνεχείς μεταβλητές υποβάλλονται σε winsorization στο 1ο και 99ο εκατοστημόριο. Η διαδικασία αυτή περιορίζει την επίδραση ακραίων τιμών χωρίς να οδηγεί σε πλήρη απόρριψη παρατηρήσεων. Η χρήση winsorization είναι συνηθισμένη σε εμπειρικές χρηματοοικονομικές μελέτες, καθώς οι λογιστικοί και χρηματοοικονομικοί δείκτες συχνά εμφανίζουν έντονες ακραίες τιμές λόγω έκτακτων γεγονότων, ζημιολόγων χρήσεων ή ιδιαιτεροτήτων συγκεκριμένων επιχειρήσεων (Petersen, 2009).

5.5 Οικονομετρικό υπόδειγμα

Η εμπειρική διερεύνηση της σχέσης μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων πραγματοποιείται μέσω υποδειγμάτων παλινδρόμησης δεδομένων πάνελ με αμφίπλευρες σταθερές επιδράσεις (two-way fixed effects panel regression). Η επιλογή δεδομένων πάνελ θεωρείται ιδιαίτερα κατάλληλη για την παρούσα μελέτη, καθώς επιτρέπει την ταυτόχρονη αξιοποίηση τόσο της διαστρωματικής όσο και της διαχρονικής διάστασης των δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, είναι δυνατή η εξέταση διαφορών μεταξύ επιχειρήσεων αλλά και μεταβολών μέσα στην ίδια επιχείρηση κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου.

Το βασικό οικονομετρικό υπόδειγμα διαμορφώνεται ως εξής:

$$Y_{i,t} = \alpha_i + \lambda_t + \beta_1 \ln(AI_{i,t-1}) + \beta_2 Size_{i,t} + \beta_3 Leverage_{i,t} + \beta_4 RD_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

όπου:

$$Y_{i,t} \in \{ROA_{i,t}, ROE_{i,t}, MTB_{i,t}\}$$

και αντιστοιχεί εναλλακτικά στις τρεις εξαρτημένες μεταβλητές της μελέτης, δηλαδή την αποδοτικότητα ενεργητικού, την αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων και τον λόγο αγοραίας προς λογιστική αξία για την επιχείρηση i στο έτος t .

Ο όρος *α*_{τε} εκφράζει τις σταθερές επιδράσεις επιπέδου επιχείρησης (entity fixed effects), οι οποίες ελέγχουν για μη παρατηρήσιμα χαρακτηριστικά που παραμένουν σταθερά διαχρονικά, όπως η ποιότητα διοίκησης, η οργανωσιακή κουλτούρα, η στρατηγική τοποθέτηση ή άλλοι σταθεροί επιχειρησιακοί παράγοντες. Η ενσωμάτωση αυτών των σταθερών επιδράσεων είναι ιδιαίτερα σημαντική, διότι η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης ενδέχεται να σχετίζεται με χαρακτηριστικά που δεν μπορούν να παρατηρηθούν άμεσα αλλά επηρεάζουν επίσης τις οικονομικές επιδόσεις.

Ο όρος *λ*_{τε} αντιστοιχεί στις χρονικές σταθερές επιδράσεις (time fixed effects), οι οποίες ελέγχουν για μακροοικονομικές ή θεσμικές μεταβολές που επηρεάζουν ταυτόχρονα όλες τις επιχειρήσεις σε κάθε έτος. Τέτοιες επιδράσεις μπορεί να περιλαμβάνουν αλλαγές στις χρηματοπιστωτικές αγορές, τεχνολογικές εξελίξεις, ρυθμιστικές μεταβολές ή έκτακτα γεγονότα όπως η πανδημία COVID-19. Με τον τρόπο αυτό περιορίζεται ο κίνδυνος οι μεταβολές αυτές να αποδοθούν λανθασμένα στην επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης.

Ο συντελεστής β_1 αποτελεί τον βασικό συντελεστή ενδιαφέροντος της μελέτης, καθώς αποτυπώνει τη σχέση μεταξύ της έντασης αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη και των οικονομικών επιδόσεων. Θετική και στατιστικά σημαντική τιμή του β_1 υποδηλώνει ότι η αυξημένη εστίαση στην ΑΙ σχετίζεται με βελτιωμένη οικονομική απόδοση.

Ιδιαίτερη σημασία έχει το γεγονός ότι η μεταβλητή ΑΙ εισέρχεται στο υπόδειγμα με χρονική υστέρηση ενός έτους, δηλαδή ως $AI_{i,t-1}$. Η επιλογή αυτή βασίζεται τόσο σε θεωρητικούς όσο και σε μεθοδολογικούς λόγους. Σε θεωρητικό επίπεδο, η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης δεν αναμένεται να επηρεάζει άμεσα την κερδοφορία ή την αποδοτικότητα, καθώς απαιτείται χρόνος για την ενσωμάτωση της τεχνολογίας στις λειτουργίες της επιχείρησης. Οι Brynjolfsson, Rock και Syverson (2021) περιγράφουν αυτή τη διαδικασία ως “productivity J-curve”, υποστηρίζοντας ότι οι τεχνολογικές επενδύσεις συχνά συνοδεύονται αρχικά από κόστος προσαρμογής πριν αποδώσουν παραγωγικά οφέλη.

Σε μεθοδολογικό επίπεδο, η χρήση υστερημένης μεταβλητής ΑΙ συμβάλλει στη μείωση του προβλήματος της αντίστροφης αιτιότητας (reverse causality). Χωρίς χρονική υστέρηση, θα μπορούσε να υποστηριχθεί ότι οι πιο κερδοφόρες επιχειρήσεις διαθέτουν περισσότερους πόρους για να επενδύσουν σε τεχνητή νοημοσύνη και όχι απαραίτητα ότι η ΑΙ προκαλεί βελτίωση της απόδοσης. Η χρήση της ΑΙ έντασης του προηγούμενου έτους περιορίζει εν μέρει αυτό το πρόβλημα και επιτρέπει πιο αξιόπιστη ερμηνεία της σχέσης.

Η επιλογή του υποδείγματος σταθερών επιδράσεων έναντι του υποδείγματος τυχαίων επιδράσεων βασίζεται στον έλεγχο Hausman (1978). Ο συγκεκριμένος έλεγχος εξετάζει κατά

πόσο οι μη παρατηρήσιμες επιδράσεις επιπέδου επιχείρησης συσχετίζονται με τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Η μηδενική υπόθεση του ελέγχου υποστηρίζει ότι οι τυχαίες επιδράσεις είναι συνεπείς και αποδοτικές, δηλαδή ότι οι μη παρατηρήσιμες επιδράσεις δεν σχετίζονται με τις ερμηνευτικές μεταβλητές. Ωστόσο, στην περίπτωση του δείγματος S&P 500 θεωρείται ιδιαίτερα πιθανό ότι η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται με μη παρατηρήσιμα χαρακτηριστικά όπως η διοικητική ποιότητα, η οργανωσιακή κουλτούρα και η τεχνολογική στρατηγική. Επομένως, αναμένεται παραβίαση της βασικής υπόθεσης του υποδείγματος τυχαίων επιδράσεων.

Τα αποτελέσματα του ελέγχου Hausman παρουσιάζονται στον Πίνακα 4 και δείχνουν ότι η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται και στις τρεις εξαρτημένες μεταβλητές, γεγονός που υποστηρίζει τη χρήση fixed effects υποδείγματος.

Πίνακας 4 Έλεγχος Hausman (FE έναντι RE)

Εξαρτημένη μεταβλητή	χ^2	df	p-τιμή	Απόφαση
ROA	140,723	5	0,000	FE preferred ***
ROE	28,206	5	0,000	FE preferred ***
MTB	17,686	5	0,003	FE preferred **

Σημείωση: Η μηδενική υπόθεση του Hausman test είναι ότι το υπόδειγμα τυχαίων επιδράσεων (RE) είναι συνεπές. Απόρριψη της H_0 υποδηλώνει ότι προτιμάται το υπόδειγμα σταθερών επιδράσεων (FE).

Πριν από την εκτίμηση των υποδειγμάτων πραγματοποιείται επίσης έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μέσω του δείκτη Variance Inflation Factor (VIF). Η πολυσυγγραμμικότητα αποτελεί πιθανό πρόβλημα όταν δύο ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές παρουσιάζουν υψηλή συσχέτιση μεταξύ τους, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει τη σταθερότητα των εκτιμήσεων. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, τιμές VIF κάτω από 5 θεωρούνται γενικά αποδεκτές και δεν υποδηλώνουν σοβαρό πρόβλημα πολυσυγγραμμικότητας.

Πίνακας 5 Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας (VIF)

Ανεξάρτητη μεταβλητή	VIF
----------------------	-----

AI Intensity (t-1)	1,349
Firm Size	2,528
Leverage	2,137
R&D Intensity	1,309

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι όλες οι τιμές VIF παραμένουν σημαντικά χαμηλότερες από το όριο του 5, γεγονός που υποδηλώνει ότι δεν υπάρχει σοβαρός κίνδυνος πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Για την αντιμετώπιση πιθανών προβλημάτων ετεροσκεδαστικότητας και σειριακής αυτοσυσχέτισης χρησιμοποιούνται ομαδοποιημένα τυπικά σφάλματα σε επίπεδο επιχείρησης (firm-clustered standard errors). Η επιλογή αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική στις παλινδρομήσεις δεδομένων πάνελ, καθώς οι παρατηρήσεις της ίδιας επιχείρησης διαχρονικά ενδέχεται να μην είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Σύμφωνα με τον Petersen (2009), η χρήση clustered standard errors σε επίπεδο επιχείρησης αποτελεί κατάλληλη πρακτική σε εμπειρικές χρηματοοικονομικές μελέτες, επειδή επιτρέπει πιο αξιόπιστες στατιστικές εκτιμήσεις ακόμη και όταν υπάρχουν παραβιάσεις των κλασικών υποθέσεων του υποδείγματος.

5.6 Έλεγχοι αξιοπιστίας και περιορισμοί

Η αξιοπιστία των εμπειρικών αποτελεσμάτων αποτελεί κρίσιμο στοιχείο κάθε οικονομετρικής ανάλυσης, ιδιαίτερα σε μελέτες που βασίζονται σε δευτερογενή δεδομένα και σε proxy μεταβλητές, όπως η ένταση τεχνητής νοημοσύνης. Για τον λόγο αυτό πραγματοποιείται σειρά ελέγχων ευρωστίας (robustness checks), με στόχο να εξεταστεί κατά πόσο τα αποτελέσματα του βασικού υποδείγματος παραμένουν σταθερά υπό εναλλακτικές προδιαγραφές και διαφορετικές παραδοχές. Οι έλεγχοι αυτοί συμβάλλουν στη μείωση της πιθανότητας τα ευρήματα να αποτελούν προϊόν συγκεκριμένων μεθοδολογικών επιλογών ή ακραίων παρατηρήσεων.

Οι βασικοί έλεγχοι ευρωστίας παρουσιάζονται στον Πίνακα 6 και αφορούν την εξαρτημένη μεταβλητή ROA. Η επιλογή της αποδοτικότητας ενεργητικού ως βασικής εξαρτημένης μεταβλητής για τους ελέγχους αυτούς βασίζεται στο γεγονός ότι αποτελεί έναν από τους πιο διαδεδομένους δείκτες λειτουργικής αποδοτικότητας και χρησιμοποιείται εκτενώς στη σχετική βιβλιογραφία.

Ο πρώτος έλεγχος ευρωστίας (R1) αφορά εναλλακτική διαδικασία winsorization των συνεχών μεταβλητών στα 5ο και 95ο εκατοστημόρια, αντί του βασικού περιορισμού στα 1ο και 99ο εκατοστημόρια. Στόχος του ελέγχου είναι να εξεταστεί κατά πόσο τα αποτελέσματα επηρεάζονται από την ύπαρξη ακραίων τιμών. Η διατήρηση παρόμοιων συντελεστών και επιπέδων σημαντικότητας υποδηλώνει ότι τα βασικά αποτελέσματα δεν εξαρτώνται από λίγες ακραίες παρατηρήσεις, γεγονός που ενισχύει την αξιοπιστία της εκτίμησης.

Ο δεύτερος έλεγχος (R2) περιλαμβάνει τον αποκλεισμό των ετών 2020–2021, δηλαδή της περιόδου που επηρεάστηκε άμεσα από την πανδημία COVID-19. Η πανδημία δημιούργησε σημαντικές διαταραχές στις αγορές, στην παραγωγή και στη λειτουργία των επιχειρήσεων, ενώ παράλληλα επιτάχυνε τον ψηφιακό μετασχηματισμό σε πολλούς κλάδους. Η εξαίρεση αυτών των ετών επιτρέπει την αξιολόγηση του κατά πόσο τα αποτελέσματα επηρεάζονται από τις έκτακτες οικονομικές συνθήκες της συγκεκριμένης περιόδου. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι βασικές σχέσεις παραμένουν σε γενικές γραμμές σταθερές, γεγονός που υποδηλώνει ότι η επίδραση της AI δεν αποτελεί αποκλειστικά αποτέλεσμα της πανδημικής συγκυρίας.

Ο τρίτος έλεγχος ευρωστίας (R3) εξετάζει πιθανές μη γραμμικές επιδράσεις της τεχνητής νοημοσύνης μέσω της δημιουργίας δυαδικής μεταβλητής High-AI dummy. Η μεταβλητή αυτή λαμβάνει τιμή 1 όταν η επιχείρηση βρίσκεται πάνω από τη διάμεσο της κατανομής AI Intensity και 0 διαφορετικά. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει τη διερεύνηση του κατά πόσο οι επιχειρήσεις με σχετικά υψηλή ένταση AI εμφανίζουν διαφοροποιημένη οικονομική επίδραση σε σχέση με τις υπόλοιπες. Η χρήση δυαδικής μεταβλητής μειώνει επίσης την ευαισθησία σε ακραίες τιμές της συνεχούς μεταβλητής AI Intensity.

Ο τέταρτος έλεγχος (R4) αφορά τη χρήση δεύτερης χρονικής υστέρησης της μεταβλητής AI, δηλαδή της μορφής AI t–2. Η επιλογή αυτή βασίζεται στη θεωρητική υπόθεση ότι οι επιδράσεις της τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να απαιτούν περισσότερο χρόνο για να ενσωματωθούν πλήρως στις επιχειρησιακές διαδικασίες και να αποτυπωθούν στους χρηματοοικονομικούς δείκτες. Η χρήση δεύτερης υστέρησης επιτρέπει τη διερεύνηση πιο μακροχρόνιων επιδράσεων της τεχνολογικής υιοθέτησης.

Τα αποτελέσματα των ελέγχων ευρωστίας παρουσιάζονται συνοπτικά στον ακόλουθο πίνακα.

Πίνακας 6 Έλεγχοι ευρωστίας (Εξαρτημένη μεταβλητή: ROA)

Μεταβλητή	Baseline (M2-ROA)	R1: Winsor 5–95%	R2: Εξαίρ. 2020–21	R3: High- AI dummy	R4: Lag t-2
-----------	----------------------	---------------------	-----------------------	-----------------------	-------------

AI Intensity (t-1)	+0,0130	-0,0023	+0,0256		
	(0,0436)	(0,0320)	(0,0436)		
High-AI dummy				+0,0021	
				(0,0035)	
AI Intensity (t-2)				+0,0033	
				(0,0449)	
Firm Size	-0,0263***	-0,0272***	-0,0272***	-0,0249***	-0,0269***
	(0,0078)	(0,0053)	(0,0084)	(0,0059)	(0,0101)
Leverage	-0,0246	-0,0285*	-0,0212	-0,0368**	-0,0098
	(0,0198)	(0,0156)	(0,0250)	(0,0183)	(0,0228)
R&D Intensity	-0,443***	-0,345***	-0,446***	-0,370***	-0,533***
	(0,0810)	(0,0553)	(0,1005)	(0,0704)	(0,0971)
N	2.573	2.573	1.838	2.947	2.193
R² (within)	0,058	0,074	0,074	0,052	0,059

Σημείωση: *p<0,10, **p<0,05, ***p<0,01. Οι τιμές σε παρενθέσεις αντιστοιχούν σε clustered standard errors σε επίπεδο επιχείρησης.

Η συνολική εικόνα των ελέγχων ευρωστίας δείχνει ότι τα αποτελέσματα παραμένουν σε γενικές γραμμές σταθερά υπό διαφορετικές προδιαγραφές, γεγονός που ενισχύει την αξιοπιστία της ανάλυσης. Παρότι ο συντελεστής της AI Intensity δεν εμφανίζεται στατιστικά σημαντικός σε όλες τις περιπτώσεις, η κατεύθυνση των αποτελεσμάτων παραμένει σχετικά συνεπής, ενώ οι μεταβλητές ελέγχου παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά σε όλες τις εκδοχές του υποδείγματος.

Παρά τους παραπάνω ελέγχους, η μελέτη παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Ο πρώτος περιορισμός αφορά την ίδια τη μέτρηση της τεχνητής νοημοσύνης. Η χρήση της συχνότητας εμφάνισης σχετικών λέξεων στις εκθέσεις 10-K λειτουργεί ως proxy μεταβλητή και δεν αποτυπώνει απαραίτητα το πραγματικό βάθος ή την οικονομική ένταση των επενδύσεων σε ΑΙ. Είναι πιθανό ορισμένες επιχειρήσεις να αναφέρονται εκτενώς στην τεχνητή νοημοσύνη για λόγους στρατηγικής επικοινωνίας ή signaling προς τους επενδυτές, χωρίς να έχουν πραγματοποιήσει αντίστοιχα υψηλές πραγματικές επενδύσεις. Το φαινόμενο αυτό είναι γνωστό στη βιβλιογραφία ως signaling bias και αποτελεί συχνό πρόβλημα σε μελέτες ανάλυσης εταιρικών κειμένων.

Ένας δεύτερος περιορισμός σχετίζεται με το ενδεχόμενο εναπομένουσας ενδογένειας. Παρότι η χρήση fixed effects και υστερημένης μεταβλητής ΑΙ μειώνει σημαντικά το πρόβλημα της αντίστροφης αιτιότητας, δεν μπορεί να αποκλειστεί πλήρως η ύπαρξη μη παρατηρήσιμων μεταβλητών που μεταβάλλονται διαχρονικά και επηρεάζουν τόσο την υιοθέτηση ΑΙ όσο και τις οικονομικές επιδόσεις. Παράγοντες όπως αλλαγές στη διοικητική στρατηγική, εταιρικές συγχωνεύσεις ή ειδικές τεχνολογικές εξελίξεις ενδέχεται να μην αποτυπώνονται πλήρως στο υπόδειγμα.

6. Ανάλυση Δεδομένων

6.1 Περιγραφική στατιστική

Η ανάλυση των δεδομένων ξεκινά με την παρουσίαση της περιγραφικής στατιστικής των βασικών μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στην εμπειρική διερεύνηση. Η περιγραφική στατιστική επιτρέπει την αρχική κατανόηση της δομής του δείγματος, της κατανομής των μεταβλητών και της ύπαρξης πιθανών ακραίων τιμών ή ασυμμετριών. Το τελικό δείγμα αποτελείται από 3.031 παρατηρήσεις εταιρείας-έτους, οι οποίες αντιστοιχούν σε 389 μοναδικές επιχειρήσεις για την περίοδο 2018–2025. Η συγκεκριμένη μορφή δεδομένων είναι κατάλληλη για ανάλυση πάνελ, καθώς συνδυάζει διαστρωματική πληροφορία, δηλαδή διαφορές μεταξύ επιχειρήσεων, και διαχρονική πληροφορία, δηλαδή μεταβολές των ίδιων επιχειρήσεων μέσα στον χρόνο.

Ο Πίνακας 7 παρουσιάζει τα βασικά στατιστικά μεγέθη για τις μεταβλητές της μελέτης, δηλαδή τον αριθμό παρατηρήσεων, τον μέσο όρο, την τυπική απόκλιση, την ελάχιστη και μέγιστη τιμή, τη διάμεσο και τον συντελεστή ασυμμετρίας. Όλες οι συνεχείς μεταβλητές έχουν υποστεί winsorization στο 1ο και 99ο εκατοστημόριο, ώστε να περιοριστεί η επίδραση ακραίων τιμών χωρίς να απορριφθούν παρατηρήσεις. Η επιλογή αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική σε χρηματοοικονομικά δεδομένα, όπου οι δείκτες κερδοφορίας, αποτίμησης και επενδυτικής έντασης συχνά εμφανίζουν έντονες ακραίες τιμές λόγω ζημιολόγων χρήσεων, έκτακτων γεγονότων ή διαφορών μεταξύ κλάδων.

Πίνακας 7 Περιγραφική στατιστική

Μεταβλητή	N	Μέσος	ΤΑ	Ελάχ.	Διάμ.	Μέγ.	Ασυμμ.
ROA (Αποδ. Ενεργητικού)	3.031	0,064	0,063	-0,117	0,051	0,264	0,640
ROE (Αποδ. Ιδ. Κεφαλαίων)	3.028	0,365	0,839	-0,551	0,155	6,137	5,024
MTB (Market-to-Book)	2.772	14,095	40,802	0,434	3,759	333,842	6,245
AI Intensity (raw ×1.000)	3.031	0,033	0,056	0,000	0,000	0,297	2,525
AI Intensity (ln)	3.031	0,031	0,051	0,000	0,000	0,260	2,331

Μέγεθος		3.031	24,257	1,322	20,727	24,162	29,118	0,519
[ln(Ενεργητικό)]								
Μόχλευση		3.031	0,228	0,210	0,000	0,212	0,916	0,799
(Χρέος/Ενεργ.)								
Ένταση	E&A	2.947	0,035	0,069	0,000	0,000	0,348	2,559
(E&A/Εσοδα)								

Σημείωση: TA = Τυπική Απόκλιση, Διάμ. = Διάμεσος, Ασυμμ. = Συντελεστής Ασυμμετρίας. Όλες οι συνεχείς μεταβλητές έχουν υποστεί winsorization στο 1ο–99ο εκατοστημόριο. Το δείγμα περιλαμβάνει 3.031 παρατηρήσεις εταιρείας-έτους, 389 εταιρείες και περίοδο 2018–2025.

Αναφορικά με τις εξαρτημένες μεταβλητές, ο δείκτης αποδοτικότητας ενεργητικού παρουσιάζει μέσο όρο 0,064, γεγονός που σημαίνει ότι, κατά μέσο όρο, οι επιχειρήσεις του δείγματος παράγουν καθαρά κέρδη ίσα περίπου με το 6,4% του συνολικού ενεργητικού τους. Η διάμεσος του ROA ανέρχεται σε 0,051, δηλαδή 5,1%, τιμή χαμηλότερη από τον μέσο όρο, γεγονός που υποδηλώνει ήπια θετική ασυμμετρία. Ο συντελεστής ασυμμετρίας 0,640 επιβεβαιώνει ότι η κατανομή του ROA είναι σχετικά ισορροπημένη, χωρίς ακραία απόκλιση προς τα δεξιά. Αυτό δείχνει ότι ο δείκτης ROA αποτελεί σχετικά σταθερό μέτρο λειτουργικής αποδοτικότητας για το δείγμα.

Ο δείκτης αποδοτικότητας ιδίων κεφαλαίων εμφανίζει μέσο όρο 0,365 και τυπική απόκλιση 0,839, γεγονός που υποδηλώνει πολύ μεγαλύτερη διασπορά σε σχέση με το ROA. Η διάμεσος του ROE είναι 0,155, δηλαδή 15,5%, αρκετά χαμηλότερη από τον μέσο όρο. Η απόκλιση αυτή δείχνει ότι ο μέσος όρος επηρεάζεται από επιχειρήσεις με ιδιαίτερα υψηλές τιμές ROE. Ο συντελεστής ασυμμετρίας 5,024 επιβεβαιώνει την έντονη θετική ασυμμετρία της μεταβλητής. Το εύρημα αυτό είναι αναμενόμενο, καθώς το ROE επηρεάζεται έντονα από τη διάρθρωση των ιδίων κεφαλαίων και μπορεί να λάβει υψηλές τιμές όταν τα ίδια κεφάλαια είναι χαμηλά σε σχέση με τα καθαρά κέρδη.

Αντίστοιχα, ο δείκτης Market-to-Book παρουσιάζει μέσο όρο 14,095, διάμεσο 3,759 και τυπική απόκλιση 40,802. Η μεγάλη διαφορά μεταξύ μέσου όρου και διαμέσου, σε συνδυασμό με τον υψηλό συντελεστή ασυμμετρίας 6,245, δείχνει ότι η κατανομή του δείκτη είναι έντονα δεξιά ασύμμετρη. Αυτό σημαίνει ότι μικρός αριθμός επιχειρήσεων εμφανίζει πολύ υψηλές αποτιμήσεις σε σχέση με τη λογιστική αξία των ιδίων κεφαλαίων. Το εύρημα αυτό είναι συμβατό με τη φύση του δείγματος, καθώς ο S&P 500 περιλαμβάνει επιχειρήσεις υψηλής

ανάπτυξης και υψηλής τεχνολογικής έντασης, οι οποίες συχνά αποτιμώνται από την αγορά με βάση τις προσδοκίες για μελλοντική κερδοφορία και καινοτομία. Η υψηλή ασυμμετρία του Market-to-Book δικαιολογεί τη χρήση winsorization και την προσεκτική ερμηνεία των σχετικών αποτελεσμάτων.

Όσον αφορά την κύρια ανεξάρτητη μεταβλητή, η ακατέργαστη AI Intensity εμφανίζει μέσο όρο 0,033 ανά χίλιες λέξεις και τυπική απόκλιση 0,056. Η διάμεσος είναι μηδενική, γεγονός που δείχνει ότι σε σημαντικό μέρος των παρατηρήσεων δεν εντοπίζεται καμία από τις επιλεγμένες λέξεις-κλειδιά στις ετήσιες εκθέσεις 10-K. Συγκεκριμένα, περίπου 53% των παρατηρήσεων εμφανίζουν μηδενική τιμή, ιδίως στα πρώτα έτη της περιόδου. Αυτό το εύρημα είναι ιδιαίτερα ενδιαφέρον, καθώς δείχνει ότι η ρητή αναφορά σε τεχνητή νοημοσύνη δεν ήταν καθολική στις μεγάλες εισηγμένες επιχειρήσεις κατά την έναρξη της εξεταζόμενης περιόδου. Αντίθετα, η αυξανόμενη χρήση όρων σχετικών με AI στα επόμενα έτη αντανακλά την εντατικοποίηση της τεχνολογικής υιοθέτησης και της στρατηγικής σημασίας της τεχνητής νοημοσύνης για τις επιχειρήσεις. Η τάση αυτή είναι συμβατή με πρόσφατες εμπειρικές μελέτες που δείχνουν ότι οι επιχειρήσεις που επενδύουν σε AI τείνουν να παρουσιάζουν διαφοροποιημένα αναπτυξιακά χαρακτηριστικά και αυξημένη τεχνολογική δυναμική (Babina et al., 2024).

Η λογαριθμική μορφή της AI Intensity παρουσιάζει μέσο όρο 0,031 και τυπική απόκλιση 0,051. Ο συντελεστής ασυμμετρίας μειώνεται από 2,525 στην ακατέργαστη μορφή σε 2,331 στη λογαριθμική μορφή, γεγονός που επιβεβαιώνει ότι ο μετασχηματισμός $\ln(1 + \text{AI Intensity})$ συμβάλλει στη μείωση της θετικής ασυμμετρίας. Αν και η κατανομή παραμένει δεξιά ασύμμετρη, ο λογαριθμικός μετασχηματισμός καθιστά τη μεταβλητή πιο κατάλληλη για οικονομετρική ανάλυση, καθώς περιορίζει την επίδραση πολύ υψηλών τιμών και βελτιώνει τη σταθερότητα των εκτιμήσεων.

Οι μεταβλητές ελέγχου παρουσιάζουν επίσης ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά. Το μέγεθος της επιχείρησης, το οποίο μετράται ως ο φυσικός λογάριθμος του συνολικού ενεργητικού, έχει μέσο όρο 24,257 και τυπική απόκλιση 1,322. Η σχετικά περιορισμένη ασυμμετρία της μεταβλητής, με συντελεστή 0,519, δείχνει ότι ο λογαριθμικός μετασχηματισμός περιορίζει αποτελεσματικά τις μεγάλες διαφορές μεγέθους μεταξύ επιχειρήσεων. Αυτό είναι σημαντικό, καθώς το δείγμα περιλαμβάνει μεγάλες εισηγμένες εταιρείες, αλλά ακόμη και εντός του S&P 500 υπάρχουν σημαντικές διαφορές ως προς το ενεργητικό και την κλίμακα δραστηριότητας.

Η μόχλευση εμφανίζει μέσο όρο 0,228 και διάμεσο 0,212, γεγονός που δείχνει ότι, κατά μέσο όρο, το συνολικό χρέος αντιστοιχεί περίπου στο 22,8% του συνολικού ενεργητικού των επιχειρήσεων. Η τιμή αυτή υποδηλώνει μέτρια χρηματοοικονομική μόχλευση στο συνολικό

δείγμα. Ο συντελεστής ασυμμετρίας 0,799 δείχνει ελαφρά θετική ασυμμετρία, η οποία είναι αναμενόμενη, καθώς ορισμένες επιχειρήσεις εμφανίζουν πολύ υψηλότερη εξάρτηση από δανειακή χρηματοδότηση σε σχέση με άλλες.

Τέλος, η ένταση έρευνας και ανάπτυξης παρουσιάζει μέσο όρο 0,035, δηλαδή οι δαπάνες E&A αντιστοιχούν κατά μέσο όρο στο 3,5% των εσόδων. Η διάμεσος είναι μηδενική, γεγονός που υποδηλώνει ότι αρκετές επιχειρήσεις είτε δεν αναφέρουν δαπάνες E&A είτε δεν διαθέτουν σημαντική δραστηριότητα έρευνας και ανάπτυξης. Ο συντελεστής ασυμμετρίας 2,559 δείχνει έντονη θετική ασυμμετρία, καθώς ορισμένες επιχειρήσεις, ιδίως σε κλάδους τεχνολογίας και υγείας, εμφανίζουν πολύ υψηλότερη ένταση E&A. Το εύρημα αυτό είναι αναμενόμενο, καθώς η καινοτομική δραστηριότητα δεν κατανέμεται ομοιόμορφα μεταξύ κλάδων και επιχειρήσεων.

6.2 Έλεγχος συσχετίσεων

Μετά την παρουσίαση της περιγραφικής στατιστικής, ακολουθεί ο έλεγχος συσχετίσεων μεταξύ των βασικών μεταβλητών της μελέτης. Η ανάλυση συσχετίσεων αποτελεί ένα πρώτο βήμα για την κατανόηση της κατεύθυνσης και της έντασης των γραμμικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών, πριν από την εκτίμηση των οικονομετρικών υποδειγμάτων. Παράλληλα, συμβάλλει στον προκαταρκτικό έλεγχο πιθανής πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών, η οποία θα μπορούσε να επηρεάσει τη σταθερότητα και την ερμηνευσιμότητα των συντελεστών παλινδρόμησης.

Ο Πίνακας 8 παρουσιάζει τη μήτρα συσχετίσεων Pearson για τις βασικές μεταβλητές της ανάλυσης. Οι συσχετίσεις υπολογίζονται σε ζεύγη παρατηρήσεων με πλήρη διαθέσιμα δεδομένα, με συνολικό αριθμό 2.690 παρατηρήσεων. Η χρήση του συντελεστή Pearson επιτρέπει την εκτίμηση της γραμμικής σχέσης μεταξύ δύο μεταβλητών, χωρίς ωστόσο να τεκμηριώνει αιτιώδη σχέση. Επομένως, τα αποτελέσματα του πίνακα πρέπει να ερμηνεύονται ως προκαταρκτική ένδειξη σχέσεων και όχι ως τελική απόδειξη επίδρασης.

Πίνακας 8 Μήτρα συσχετίσεων Pearson

Μεταβλητή	(1) ROA	(2) ROE	(3) MTB	(4) AI	(5) Size	(6) Lev	(7) R&D
(1) ROA	1,000						

(2) ROE	0,390***	1,000					
(3) MTB	0,243***	0,807***	1,000				
(4) AI	0,138***	0,081***	0,137***	1,000			
(5) Size	-	-	-	-0,004	1,000		
	0,343***	0,128***	0,164***				
(6) Lev	0,069***	0,229***	0,240***	0,011	-	1,000	
					0,190***		
(7) R&D	0,164***	0,013	0,051***	0,173***	-	0,027	1,000
					0,098***		

Σημείωση: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. $N = 2.690$ παρατηρήσεις με πλήρη δεδομένα.

Αρχικά, παρατηρείται θετική και στατιστικά σημαντική συσχέτιση μεταξύ ROA και ROE, με συντελεστή $r = 0,390$. Το αποτέλεσμα αυτό είναι αναμενόμενο, καθώς και οι δύο δείκτες αποτυπώνουν διαστάσεις της κερδοφορίας, αν και από διαφορετική βάση μέτρησης. Το ROA εκφράζει την απόδοση του συνολικού ενεργητικού, ενώ το ROE εστιάζει στην απόδοση των ιδίων κεφαλαίων. Η θετική σχέση μεταξύ τους δείχνει ότι επιχειρήσεις με υψηλότερη αποδοτικότητα ενεργητικού τείνουν να εμφανίζουν και υψηλότερη απόδοση ιδίων κεφαλαίων.

Ιδιαίτερα υψηλή είναι η συσχέτιση μεταξύ ROE και Market-to-Book, με $r = 0,807$. Η σχέση αυτή δείχνει ότι οι επιχειρήσεις με υψηλότερη απόδοση ιδίων κεφαλαίων τείνουν να αποτιμώνται υψηλότερα από την αγορά σε σχέση με τη λογιστική τους αξία. Το εύρημα αυτό είναι συμβατό με τη χρηματοοικονομική λογική, σύμφωνα με την οποία οι επενδυτές ενσωματώνουν στις αποτιμήσεις τους τις προσδοκίες για μελλοντική κερδοφορία και δημιουργία αξίας. Ωστόσο, επειδή οι μεταβλητές αυτές χρησιμοποιούνται ως εναλλακτικές εξαρτημένες μεταβλητές και όχι ταυτόχρονα ως ανεξάρτητες στο ίδιο υπόδειγμα, η υψηλή μεταξύ τους συσχέτιση δεν δημιουργεί πρόβλημα πολυσυγγραμμικότητας για τις βασικές παλινδρομήσεις.

Η κύρια ανεξάρτητη μεταβλητή, δηλαδή η AI Intensity, εμφανίζει θετική και στατιστικά σημαντική συσχέτιση με όλους τους βασικούς δείκτες οικονομικής απόδοσης. Συγκεκριμένα, η συσχέτιση με το ROA είναι $r = 0,138$, με το ROE $r = 0,081$ και με το Market-to-Book $r = 0,137$. Οι τιμές αυτές δεν είναι υψηλές, αλλά είναι θετικές και στατιστικά σημαντικές, γεγονός που παρέχει μια πρώτη ένδειξη ότι οι επιχειρήσεις με μεγαλύτερη ένταση αναφοράς σε

τεχνητή νοημοσύνη τείνουν να παρουσιάζουν καλύτερες οικονομικές επιδόσεις και υψηλότερη αγοραία αποτίμηση. Το αποτέλεσμα αυτό είναι συνεπές με τη θεωρητική προσέγγιση της εργασίας, σύμφωνα με την οποία η ΑΙ μπορεί να λειτουργεί ως τεχνολογικός πόρος που ενισχύει την αποδοτικότητα, την καινοτομία και τις προσδοκίες μελλοντικής ανάπτυξης.

Ωστόσο, οι σχετικά χαμηλές τιμές των συντελεστών συσχέτισης δείχνουν ότι η σχέση μεταξύ ΑΙ και οικονομικών επιδόσεων δεν είναι απλή ούτε μονοδιάστατη. Η οικονομική απόδοση επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, όπως το μέγεθος της επιχείρησης, η κεφαλαιακή διάρθρωση, ο κλάδος δραστηριότητας και η ένταση έρευνας και ανάπτυξης. Για τον λόγο αυτό, τα αποτελέσματα της συσχέτισης πρέπει να εξεταστούν περαιτέρω μέσω παλινδρομικής ανάλυσης, ώστε να ελεγχθεί αν η θετική σχέση διατηρείται μετά την εισαγωγή μεταβλητών ελέγχου και σταθερών επιδράσεων.

Η σχέση μεταξύ ΑΙ Intensity και μεγέθους επιχείρησης είναι σχεδόν μηδενική και μη στατιστικά σημαντική, με $r = -0,004$. Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι, στο συγκεκριμένο δείγμα, η ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη δεν σχετίζεται γραμμικά με το μέγεθος της επιχείρησης, όπως αυτό μετράται μέσω του λογαρίθμου του συνολικού ενεργητικού. Επομένως, δεν επιβεβαιώνεται στο επίπεδο της απλής συσχέτισης η υπόθεση ότι οι μεγαλύτερες επιχειρήσεις αναφέρουν απαραίτητα περισσότερο την ΑΙ στις ετήσιες εκθέσεις τους. Αυτό μπορεί να οφείλεται στο γεγονός ότι η υιοθέτηση ή στρατηγική αναφορά σε ΑΙ δεν εξαρτάται αποκλειστικά από το μέγεθος, αλλά και από τον κλάδο, το επιχειρηματικό μοντέλο και τη στρατηγική τεχνολογικής καινοτομίας.

Η ΑΙ Intensity παρουσιάζει επίσης θετική και στατιστικά σημαντική συσχέτιση με την ένταση έρευνας και ανάπτυξης, με $r = 0,173$. Η σχέση αυτή είναι θεωρητικά αναμενόμενη, καθώς οι επιχειρήσεις που επενδύουν περισσότερο σε Ε&Α είναι πιθανότερο να ενσωματώνουν ή να αναφέρουν τεχνολογίες αιχμής, όπως η τεχνητή νοημοσύνη. Το εύρημα υποστηρίζει την άποψη ότι η ΑΙ συνδέεται με την ευρύτερη καινοτομική δραστηριότητα της επιχείρησης και όχι μόνο με μια απομονωμένη τεχνολογική επιλογή.

Αναφορικά με τις μεταβλητές ελέγχου, το μέγεθος της επιχείρησης εμφανίζει αρνητική και στατιστικά σημαντική συσχέτιση με τους δείκτες ROA, ROE και Market-to-Book. Συγκεκριμένα, η συσχέτιση με το ROA είναι $r = -0,343$, με το ROE $r = -0,128$ και με το Market-to-Book $r = -0,164$. Το αποτέλεσμα αυτό μπορεί να υποδηλώνει ότι μεγαλύτερες επιχειρήσεις, αν και διαθέτουν περισσότερους πόρους, τείνουν να εμφανίζουν χαμηλότερους σχετικούς δείκτες αποδοτικότητας ή χαμηλότερες αναπτυξιακές αποτιμήσεις σε σχέση με μικρότερες, ταχύτερα αναπτυσσόμενες εταιρείες του δείγματος.

Η μόχλευση εμφανίζει θετική συσχέτιση με ROA, ROE και Market-to-Book, με $r = 0,069$, $r = 0,229$ και $r = 0,240$ αντίστοιχα. Η θετική σχέση με το ROE είναι αναμενόμενη, καθώς η χρηματοοικονομική μόχλευση μπορεί να ενισχύσει την απόδοση ιδίων κεφαλαίων όταν οι επιχειρήσεις παράγουν θετικά κέρδη. Παράλληλα, η θετική σχέση με το Market-to-Book μπορεί να αντανakλά την επίδραση της κεφαλαιακής διάρθρωσης στις αποτιμήσεις της αγοράς, αν και η ερμηνεία αυτή απαιτεί προσοχή και περαιτέρω οικονομετρικό έλεγχο.

Η ένταση έρευνας και ανάπτυξης εμφανίζει θετική και στατιστικά σημαντική συσχέτιση με το ROA και το Market-to-Book, αλλά όχι με το ROE. Η θετική σχέση με το Market-to-Book είναι αναμενόμενη, καθώς οι δαπάνες E&A συνδέονται με προσδοκίες μελλοντικής καινοτομίας και ανάπτυξης. Αντίθετα, η μη στατιστικά σημαντική σχέση με το ROE υποδηλώνει ότι οι επενδύσεις σε E&A δεν μεταφράζονται απαραίτητα άμεσα σε υψηλότερη απόδοση ιδίων κεφαλαίων, πιθανόν λόγω του κόστους και της χρονικής υστέρησης που χαρακτηρίζει τις καινοτομικές επενδύσεις.

Σε σχέση με την πολυσυγγραμμικότητα, η μήτρα συσχετίσεων δεν δείχνει ανησυχητικά υψηλές συσχετίσεις μεταξύ των βασικών ανεξάρτητων μεταβλητών. Η υψηλότερη σχέση μεταξύ ανεξάρτητων μεταβλητών αφορά τη συσχέτιση AI Intensity και R&D Intensity, η οποία ανέρχεται σε $r = 0,173$ και παραμένει χαμηλή. Αντίστοιχα, η συσχέτιση μεταξύ μεγέθους και μόχλευσης είναι $r = -0,190$, επίσης σε επίπεδο που δεν δημιουργεί σοβαρή ανησυχία. Τα ευρήματα αυτά επιβεβαιώνονται και από τις τιμές VIF που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, οι οποίες κυμαίνονται μεταξύ 1,349 και 2,528 και βρίσκονται σημαντικά κάτω από τα συνήθη όρια ανησυχίας.

6.3 Παλινδρομική ανάλυση

Η παλινδρομική ανάλυση αποτελεί το βασικό στάδιο της εμπειρικής διερεύνησης, καθώς επιτρέπει τον έλεγχο της σχέσης μεταξύ της έντασης τεχνητής νοημοσύνης και των οικονομικών επιδόσεων, λαμβάνοντας ταυτόχρονα υπόψη βασικά χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων και τη μη παρατηρήσιμη ετερογένεια. Σε αντίθεση με την απλή ανάλυση συσχετίσεων, η παλινδρόμηση επιτρέπει την εκτίμηση της σχέσης της κύριας ανεξάρτητης μεταβλητής με κάθε δείκτη απόδοσης, αφού ελεγχθούν παράγοντες όπως το μέγεθος της επιχείρησης, η μόχλευση και η ένταση έρευνας και ανάπτυξης.

Ο Πίνακας 9 παρουσιάζει τα αποτελέσματα έξι υποδειγμάτων σταθερών επιδράσεων. Για κάθε εξαρτημένη μεταβλητή, δηλαδή ROA, ROE και Market-to-Book, εκτιμώνται δύο

εναλλακτικές προδιαγραφές. Το πρώτο υπόδειγμα, M1, χρησιμοποιεί τη σύγχρονη τιμή της AI Intensity, δηλαδή την ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη στο ίδιο έτος με την οικονομική απόδοση. Το δεύτερο υπόδειγμα, M2, το οποίο αποτελεί και την κύρια εκτίμηση της μελέτης, χρησιμοποιεί την υστερημένη τιμή της AI Intensity κατά ένα έτος. Η επιλογή αυτή βασίζεται στη θεωρητική υπόθεση ότι οι επιδράσεις της τεχνητής νοημοσύνης δεν αποτυπώνονται απαραίτητα άμεσα στους χρηματοοικονομικούς δείκτες, αλλά απαιτούν χρόνο προσαρμογής και οργανωσιακής ενσωμάτωσης. Η λογική αυτή είναι συμβατή με την έννοια της “productivity J-curve”, σύμφωνα με την οποία οι επενδύσεις σε νέες τεχνολογίες ενδέχεται αρχικά να συνοδεύονται από κόστος προσαρμογής, πριν οδηγήσουν σε μετρήσιμα οφέλη παραγωγικότητας (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2021).

Πίνακας 9 Αποτελέσματα παλινδρομήσεων σταθερών επιδράσεων (FE)

Μεταβλητή	M1-ROA	M2-ROA	M1-ROE	M2-ROE	M1-MTB	M2-MTB
AI Intensity (t)	+0,0333 (0,0387)		+0,6351* (0,3721)		+35,2048 *	
AI Intensity (t-1)		+0,0130 (0,0436)		+0,5871 (0,5904)		+57,1525* *
Firm Size	- 0,0251** *	- 0,0263** *	- 0,2661** *	- 0,2683* *	-12,327** (5,277)	-13,442** (6,576)
Leverage	-0,0366** (0,0182)	-0,0246 (0,0198)	+0,0295 (0,2445)	+0,2138 (0,2690)	+23,561 (15,372)	+31,087* (17,314)
R&D Intensity	-0,369*** (0,0696)	-0,443*** (0,0810)	-2,242*** (0,7960)	- 2,265** *	-113,27** (54,298)	-96,40** (46,707)

N	2.947	2.573	2.944	2.571	2.690	2.388
παρατηρήσεις						
Εταιρείες	383	381	383	381	382	380
R² (within)	0,053	0,058	0,015	0,015	0,018	0,022
Entity FE	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Time FE	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Clustered SE	Firm	Firm	Firm	Firm	Firm	Firm

Σημείωση: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Τα τυπικά σφάλματα σε παρενθέσεις είναι ομαδοποιημένα σε επίπεδο επιχείρησης, σύμφωνα με την προσέγγιση του Petersen (2009). M1 = σύγχρονη AI Intensity, M2 = υστερημένη AI Intensity κατά ένα έτος. Όλα τα υποδείγματα περιλαμβάνουν σταθερές επιδράσεις επιχείρησης και έτους.

Ως προς την αποδοτικότητα ενεργητικού, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο συντελεστής της σύγχρονης AI Intensity στο υπόδειγμα M1 είναι θετικός, αλλά στατιστικά μη σημαντικός. Αντίστοιχα, στο βασικό υπόδειγμα M2, όπου χρησιμοποιείται η υστερημένη τιμή της AI Intensity, ο συντελεστής είναι επίσης θετικός, με τιμή +0,0130, αλλά παραμένει στατιστικά μη σημαντικός. Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι, παρότι η κατεύθυνση της σχέσης είναι θετική, δεν υπάρχουν επαρκείς ενδείξεις ότι η αυξημένη αναφορά σε τεχνητή νοημοσύνη οδηγεί άμεσα ή βραχυπρόθεσμα σε υψηλότερη αποδοτικότητα ενεργητικού.

Η απουσία στατιστικής σημαντικότητας στο ROA μπορεί να ερμηνευθεί με βάση τη φύση των επενδύσεων σε τεχνητή νοημοσύνη. Η υιοθέτηση AI συχνά απαιτεί αρχικές δαπάνες για τεχνολογική υποδομή, δεδομένα, ανθρώπινο δυναμικό και οργανωσιακή προσαρμογή. Τα κόστη αυτά ενδέχεται να επιβαρύνουν βραχυπρόθεσμα την κερδοφορία, ενώ τα οφέλη να εμφανίζονται σε μεταγενέστερο στάδιο. Επομένως, το εύρημα είναι συμβατό με την άποψη ότι οι ψηφιακές τεχνολογίες και τα άυλα κεφάλαια μπορεί να δημιουργούν μια αρχική περίοδο μειωμένης ή μη εμφανώς βελτιωμένης παραγωγικότητας, πριν αποδώσουν πλήρως (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2021).

Αντίστοιχη εικόνα προκύπτει και για την αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων. Στο υπόδειγμα M1, η σύγχρονη AI Intensity εμφανίζει θετικό συντελεστή +0,6351, ο οποίος είναι στατιστικά σημαντικός στο επίπεδο 10%. Αυτό παρέχει μια ασθενή ένδειξη ότι η ένταση αναφοράς σε AI συνδέεται με υψηλότερη απόδοση ιδίων κεφαλαίων στο ίδιο έτος. Ωστόσο, στο βασικό

υπόδειγμα M2, ο συντελεστής της υστερημένης AI Intensity είναι +0,5871, αλλά δεν είναι στατιστικά σημαντικός. Συνεπώς, δεν μπορεί να υποστηριχθεί με επαρκή βεβαιότητα ότι η υιοθέτηση AI μεταφράζεται άμεσα σε βελτιωμένη απόδοση ιδίων κεφαλαίων.

Το αποτέλεσμα για το ROE ενισχύει την εικόνα ότι η σχέση μεταξύ AI και λογιστικής κερδοφορίας είναι πιο σύνθετη από μια απλή θετική συσχέτιση. Η απόδοση ιδίων κεφαλαίων επηρεάζεται όχι μόνο από την κερδοφορία, αλλά και από την κεφαλαιακή διάρθρωση και το ύψος των ιδίων κεφαλαίων. Επομένως, η επίδραση της AI μπορεί να συγκαλύπτεται από άλλους χρηματοοικονομικούς παράγοντες ή να απαιτεί μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα για να αποτυπωθεί καθαρά στους δείκτες κερδοφορίας.

Η πιο ισχυρή ένδειξη εντοπίζεται στην περίπτωση του δείκτη Market-to-Book. Στο υπόδειγμα M1, ο συντελεστής της σύγχρονης AI Intensity είναι +35,2048 και στατιστικά σημαντικός στο επίπεδο 10%. Στο βασικό υπόδειγμα M2, ο συντελεστής της υστερημένης AI Intensity αυξάνεται σε +57,1525 και είναι στατιστικά σημαντικός στο επίπεδο 5%. Το εύρημα αυτό δείχνει ότι οι επιχειρήσεις με υψηλότερη ένταση αναφοράς σε AI τείνουν να εμφανίζουν υψηλότερη αγοραία αποτίμηση σε σχέση με τη λογιστική αξία των ιδίων κεφαλαίων.

Η θετική και στατιστικά σημαντική σχέση μεταξύ AI Intensity και Market-to-Book είναι ιδιαίτερα σημαντική για την ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Σε αντίθεση με το ROA και το ROE, που βασίζονται σε λογιστικά αποτελέσματα, το Market-to-Book ενσωματώνει προσδοκίες της αγοράς για τη μελλοντική πορεία της επιχείρησης. Επομένως, η αγορά ενδέχεται να αποτιμά θετικά την ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη, θεωρώντας την ένδειξη τεχνολογικής προσαρμογής, καινοτομικής ικανότητας και μελλοντικών προοπτικών ανάπτυξης. Το αποτέλεσμα αυτό είναι συνεπές με τη βιβλιογραφία για τα άυλα περιουσιακά στοιχεία, σύμφωνα με την οποία οι αγορές μπορούν να αποδίδουν αξία σε τεχνολογικές και οργανωσιακές ικανότητες που δεν αποτυπώνονται πλήρως στους ισολογισμούς (Corrado, Hulten & Sichel, 2005).

Οι μεταβλητές ελέγχου παρουσιάζουν επίσης ενδιαφέροντα ευρήματα. Το μέγεθος της επιχείρησης εμφανίζει αρνητικό και στατιστικά σημαντικό συντελεστή σε όλα τα υποδείγματα. Στο βασικό υπόδειγμα για το ROA, ο συντελεστής είναι -0,0263 και στατιστικά σημαντικός στο επίπεδο 1%. Παρόμοια αρνητική σχέση εμφανίζεται και στα υποδείγματα για το ROE και το Market-to-Book. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι, εντός του δείγματος μεγάλων εισηγμένων επιχειρήσεων, οι μεγαλύτερες εταιρείες εμφανίζουν χαμηλότερους σχετικούς δείκτες αποδοτικότητας και αποτίμησης. Μια πιθανή ερμηνεία είναι ότι οι πολύ μεγάλες επιχειρήσεις έχουν ήδη ωριμάσει, με αποτέλεσμα να εμφανίζουν χαμηλότερες

σχετικές αποδόσεις σε σύγκριση με μικρότερες και ταχύτερα αναπτυσσόμενες εταιρείες του ίδιου δείκτη.

Η μόχλευση εμφανίζει μεικτή εικόνα. Στο υπόδειγμα M1 για το ROA είναι αρνητική και στατιστικά σημαντική, ενώ στο M2 για το ROA ο συντελεστής παραμένει αρνητικός αλλά δεν είναι στατιστικά σημαντικός. Στα υποδείγματα για το ROE η μόχλευση εμφανίζεται θετική αλλά μη σημαντική, ενώ στο M2 για το Market-to-Book είναι θετική και στατιστικά σημαντική στο επίπεδο 10%. Αυτό μπορεί να υποδηλώνει ότι η αγορά ενδέχεται να αποτιμά θετικά ορισμένες μορφές χρηματοοικονομικής μόχλευσης όταν αυτές συνδέονται με επενδυτικές ευκαιρίες ή ανάπτυξη, αν και η ερμηνεία απαιτεί προσοχή λόγω της διαφορετικής συμπεριφοράς του συντελεστή μεταξύ υποδειγμάτων.

Η ένταση έρευνας και ανάπτυξης εμφανίζει αρνητικό και στατιστικά σημαντικό συντελεστή σε όλα τα υποδείγματα. Στο βασικό υπόδειγμα για το ROA, ο συντελεστής είναι -0,443 και στατιστικά σημαντικός στο επίπεδο 1%. Το εύρημα αυτό μπορεί αρχικά να φαίνεται αντίθετο με την προσδοκία ότι η E&A συνδέεται με καινοτομία και ανάπτυξη. Ωστόσο, σε βραχυπρόθεσμο ορίζοντα, οι δαπάνες E&A επιβαρύνουν τα αποτελέσματα χρήσης και ενδέχεται να μειώνουν τους λογιστικούς δείκτες κερδοφορίας. Η σχετική βιβλιογραφία έχει επισημάνει ότι οι επενδύσεις σε E&A συχνά έχουν χρονική υστέρηση ως προς την απόδοσή τους και δεν αποτυπώνονται άμεσα στη λογιστική κερδοφορία (Hall, 1993).

Τα επίπεδα του within R^2 είναι σχετικά χαμηλά, κυμαινόμενα από 0,015 έως 0,058. Αυτό δεν θεωρείται ασυνήθιστο σε υποδείγματα σταθερών επιδράσεων με χρηματοοικονομικά δεδομένα επιχείρησης-έτους, καθώς οι σταθερές επιδράσεις απορροφούν μεγάλο μέρος της διαχρονικά σταθερής ετερογένειας μεταξύ επιχειρήσεων. Επιπλέον, οι οικονομικές επιδόσεις επηρεάζονται από πολλούς παράγοντες που δεν μπορούν να αποτυπωθούν πλήρως σε ένα περιορισμένο υπόδειγμα. Συνεπώς, το ενδιαφέρον της ανάλυσης δεν εστιάζει αποκλειστικά στο συνολικό ποσοστό εξήγησης, αλλά κυρίως στην κατεύθυνση, τη σημαντικότητα και τη σταθερότητα των βασικών συντελεστών.

6.4 Έλεγχος υποθέσεων

Η παρούσα ενότητα συνοψίζει τα αποτελέσματα του ελέγχου των ερευνητικών υποθέσεων που διατυπώθηκαν στο θεωρητικό μέρος της εργασίας. Ο έλεγχος βασίζεται κυρίως στα αποτελέσματα του Μοντέλου M2, δηλαδή της προδιαγραφής που χρησιμοποιεί την υστερημένη τιμή της AI Intensity κατά ένα έτος. Η επιλογή του συγκεκριμένου μοντέλου ως βασικής εκτίμησης δικαιολογείται από τη θεωρητική παραδοχή ότι η επίδραση της τεχνητής

νοημοσύνης στις οικονομικές επιδόσεις δεν εμφανίζεται απαραίτητα στο ίδιο οικονομικό έτος, αλλά ενδέχεται να απαιτεί χρόνο προσαρμογής, οργανωσιακής ενσωμάτωσης και μετατροπής της τεχνολογικής χρήσης σε οικονομικό αποτέλεσμα.

Ο Πίνακας 10 παρουσιάζει συνοπτικά τα αποτελέσματα του ελέγχου των πέντε ερευνητικών υποθέσεων. Ως κριτήριο υποστήριξης μιας υπόθεσης θεωρείται η ύπαρξη θετικού συντελεστή και στατιστικής σημαντικότητας σε επίπεδο $p < 0,10$, σύμφωνα με μονόπλευρο έλεγχο, καθώς όλες οι υποθέσεις είχαν διατυπωθεί με θετική κατεύθυνση.

Πίνακας 10 Σύνοψη ελέγχου ερευνητικών υποθέσεων

Υπόθεση	Διατύπωση	β	SE	p	Αποτέλεσμα
H1	AI Intensity $\rightarrow$ ROA (+)	+0,013	0,044	0,765	Δεν υποστηρίζεται
H2	AI Intensity $\rightarrow$ ROE (+)	+0,587	0,590	0,320	Δεν υποστηρίζεται
H3	AI Intensity $\rightarrow$ MTB (+)	+57,15	29,06	0,049	Υποστηρίζεται **
H4	AI $\times$ Size $\rightarrow$ ROA	+0,022	—	0,434	Δεν υποστηρίζεται
H5	R&D ως mediator AI $\rightarrow$ Performance	+0,018	—	0,464	Δεν υποστηρίζεται

Σημείωση: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Η αξιολόγηση βασίζεται στο Μοντέλο M2 με υστερημένη AI Intensity. Η ένδειξη «υποστηρίζεται» προϋποθέτει θετικό συντελεστή και $p < 0,10$. Για την H5 εφαρμόζεται η λογική του ελέγχου διαμεσολάβησης Baron και Kenny.

Η πρώτη υπόθεση εξέταζε αν η ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη σχετίζεται θετικά με την αποδοτικότητα ενεργητικού. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο συντελεστής της AI Intensity είναι θετικός, αλλά στατιστικά μη σημαντικός. Συγκεκριμένα, ο συντελεστής ανέρχεται σε +0,013 με $p = 0,765$. Επομένως, η H1 δεν υποστηρίζεται εμπειρικά. Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι, στο συγκεκριμένο δείγμα και χρονικό ορίζοντα, δεν υπάρχουν επαρκείς ενδείξεις ότι η αυξημένη αναφορά σε AI στις ετήσιες εκθέσεις μεταφράζεται σε υψηλότερη αποδοτικότητα ενεργητικού. Η μη σημαντικότητα του αποτελέσματος μπορεί να συνδέεται με τη χρονική υστέρηση που χαρακτηρίζει τις τεχνολογικές επενδύσεις, αλλά και

με το γεγονός ότι η AI Intensity αποτελεί proxy στρατηγικής αναφοράς και όχι άμεση μέτρηση πραγματικής επένδυσης.

Η δεύτερη υπόθεση εξέταζε τη σχέση μεταξύ AI Intensity και αποδοτικότητας ιδίων κεφαλαίων. Και σε αυτή την περίπτωση, ο συντελεστής είναι θετικός, με τιμή +0,587, αλλά δεν είναι στατιστικά σημαντικός, καθώς η p-τιμή ανέρχεται σε 0,320. Συνεπώς, η H2 επίσης δεν υποστηρίζεται. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι η τεχνητή νοημοσύνη δεν φαίνεται να συνδέεται άμεσα με βελτιωμένη απόδοση για τους μετόχους, τουλάχιστον όπως αυτή αποτυπώνεται μέσω του ROE. Η ερμηνεία αυτή είναι συνεπής με τη λογική ότι οι επενδύσεις σε AI ενδέχεται να απαιτούν σημαντικό αρχικό κόστος και οργανωσιακή προσαρμογή, πριν επηρεάσουν θετικά τους δείκτες κερδοφορίας.

Η τρίτη υπόθεση εξέταζε αν η ένταση αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη σχετίζεται θετικά με τον λόγο αγοραίας προς λογιστική αξία. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η H3 υποστηρίζεται, καθώς ο συντελεστής της υστερημένης AI Intensity είναι θετικός και στατιστικά σημαντικός. Συγκεκριμένα, ο συντελεστής ανέρχεται σε +57,15 με $p = 0,049$. Το εύρημα αυτό δείχνει ότι οι επιχειρήσεις που εμφανίζουν υψηλότερη ένταση αναφοράς σε AI τείνουν να αποτιμώνται υψηλότερα από την αγορά σε σχέση με τη λογιστική αξία των ιδίων κεφαλαίων τους. Η σχέση αυτή μπορεί να ερμηνευθεί ως ένδειξη ότι οι επενδυτές αποδίδουν θετική αξία στη στρατηγική κατεύθυνση προς την τεχνητή νοημοσύνη, ακόμη και αν τα οφέλη της δεν έχουν ακόμη αποτυπωθεί πλήρως στους λογιστικούς δείκτες κερδοφορίας. Με άλλα λόγια, η AI φαίνεται να επηρεάζει περισσότερο τις προσδοκίες μελλοντικής ανάπτυξης και λιγότερο την άμεση τρέχουσα κερδοφορία.

Η τέταρτη υπόθεση αφορούσε τον πιθανό μετριαστικό ρόλο του μεγέθους της επιχείρησης στη σχέση μεταξύ AI και οικονομικής απόδοσης. Η υπόθεση βασίστηκε στη λογική ότι μεγαλύτερες επιχειρήσεις διαθέτουν περισσότερους πόρους, καλύτερη πρόσβαση σε δεδομένα και μεγαλύτερη ικανότητα απορρόφησης τεχνολογικών καινοτομιών. Ωστόσο, ο όρος αλληλεπίδρασης $AI \times Size$ εμφανίζει θετικό αλλά στατιστικά μη σημαντικό συντελεστή, με $\beta = +0,022$ και $p = 0,434$. Επομένως, η H4 δεν υποστηρίζεται. Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι, στο συγκεκριμένο δείγμα, το μέγεθος της επιχείρησης δεν φαίνεται να ενισχύει ουσιαστικά τη σχέση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικής απόδοσης. Μια πιθανή ερμηνεία είναι ότι το δείγμα αποτελείται ήδη από μεγάλες επιχειρήσεις του S&P 500, με αποτέλεσμα οι διαφορές μεγέθους εντός του δείγματος να μην είναι αρκετές ώστε να δημιουργούν σαφή μετριαστική επίδραση.

Η πέμπτη υπόθεση εξέταζε αν η ένταση έρευνας και ανάπτυξης λειτουργεί ως ενδιάμεσος μηχανισμός μέσω του οποίου η AI επηρεάζει την οικονομική απόδοση. Για τον έλεγχο της

υπόθεσης χρησιμοποιήθηκε η λογική του Baron-Kenny, σύμφωνα με την οποία η διαμεσολάβηση προϋποθέτει, μεταξύ άλλων, στατιστικά σημαντική σχέση μεταξύ της ανεξάρτητης μεταβλητής και του διαμεσολαβητή. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η σχέση AI Intensity $\rightarrow$ R&D Intensity δεν είναι στατιστικά σημαντική, καθώς ο συντελεστής είναι +0,018 με $p = 0,464$. Συνεπώς, η πρώτη βασική προϋπόθεση της διαμεσολάβησης δεν πληρούται και η H5 δεν υποστηρίζεται. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι, στο συγκεκριμένο δείγμα, η ένταση αναφοράς σε AI δεν συνδέεται με τέτοιο τρόπο με τις δαπάνες E&A ώστε να μπορεί να τεκμηριωθεί μηχανισμός διαμεσολάβησης.

7. Αποτελέσματα και Συζήτηση

7.1 Παρουσίαση βασικών ευρημάτων

Η παρούσα μελέτη εξέτασε εμπειρικά τη σχέση μεταξύ της υιοθέτησης τεχνητής νοημοσύνης και των οικονομικών επιδόσεων εισηγμένων αμερικανικών επιχειρήσεων. Η ανάλυση βασίστηκε σε δεδομένα πάνελ 389 εταιρειών του S&P 500 για την περίοδο 2018–2025, με συνολικά 3.031 παρατηρήσεις εταιρείας-έτους. Η υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης προσεγγίστηκε μέσω της κανονικοποιημένης συχνότητας εμφάνισης λέξεων-κλειδιών σχετικών με AI στις ετήσιες εκθέσεις 10-K, ακολουθώντας τη λογική της ανάλυσης εταιρικών κειμένων που έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως στη λογιστική και χρηματοοικονομική βιβλιογραφία (Loughran & McDonald, 2011; Mishra, Ewing & Cooper, 2022).

Το πρώτο βασικό εύρημα αφορά τη διαχρονική αύξηση της έντασης αναφοράς σε τεχνητή νοημοσύνη. Ο μέσος δείκτης AI Intensity αυξήθηκε από 0,010 το 2018 σε 0,079 το 2025, γεγονός που δείχνει ότι η τεχνητή νοημοσύνη αποκτά σταδιακά όλο και πιο κεντρική θέση στον επιχειρηματικό λόγο των μεγάλων εισηγμένων εταιρειών. Η αύξηση αυτή δεν πρέπει να ερμηνευθεί απλώς ως γλωσσική ή επικοινωνιακή μεταβολή, αλλά ως ένδειξη ότι οι επιχειρήσεις ενσωματώνουν όλο και περισσότερο την AI στις στρατηγικές τους προτεραιότητες, στους κινδύνους που αναγνωρίζουν και στις μελλοντικές επενδυτικές τους κατευθύνσεις. Το εύρημα αυτό είναι συνεπές με τη διεθνή βιβλιογραφία, η οποία δείχνει ότι η τεχνητή νοημοσύνη εξελίσσεται σε τεχνολογία γενικού σκοπού με αυξανόμενη εφαρμογή σε πολλούς κλάδους της οικονομίας (Babina et al., 2024; Felten, Raj & Seamans, 2023).

Το δεύτερο βασικό εύρημα αφορά τη διαφοροποιημένη επίδραση της AI ανάλογα με τον τύπο του δείκτη οικονομικής απόδοσης. Τα αποτελέσματα των παλινδρομήσεων δείχνουν ότι η AI Intensity δεν συνδέεται στατιστικά σημαντικά με τους λογιστικούς δείκτες κερδοφορίας. Συγκεκριμένα, η επίδραση στο ROA είναι θετική αλλά μη σημαντική, με $\beta = +0,013$ και $p = 0,765$, ενώ αντίστοιχα η επίδραση στο ROE είναι επίσης θετική αλλά μη σημαντική, με $\beta = +0,587$ και $p = 0,320$. Τα ευρήματα αυτά υποδηλώνουν ότι η υιοθέτηση ή στρατηγική αναφορά σε AI δεν μεταφράζεται άμεσα σε βελτιωμένη λογιστική κερδοφορία. Η ερμηνεία αυτή είναι συμβατή με τη λογική ότι οι τεχνολογικές επενδύσεις, ιδίως όταν αφορούν άυλα στοιχεία, δεδομένα, ανθρώπινο κεφάλαιο και οργανωσιακή προσαρμογή, συχνά χρειάζονται χρόνο μέχρι να αποδώσουν μετρήσιμα οικονομικά οφέλη (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2021).

Αντίθετα, η σχέση μεταξύ AI Intensity και αγοραίας αξίας εμφανίζεται θετική και στατιστικά σημαντική. Συγκεκριμένα, στο βασικό υπόδειγμα με υστερημένη AI Intensity, ο συντελεστής

για το Market-to-Book είναι $\beta = +57,15$ με $p = 0,049$. Το εύρημα αυτό δείχνει ότι η αγορά φαίνεται να αναγνωρίζει και να αποτιμά θετικά τη στρατηγική σημασία της τεχνητής νοημοσύνης, ακόμη και όταν η επίδρασή της δεν έχει ακόμη αποτυπωθεί στους λογιστικούς δείκτες κερδοφορίας. Με άλλα λόγια, οι επενδυτές ενδέχεται να αντιλαμβάνονται την ΑΙ ως ένδειξη μελλοντικής καινοτομικής ικανότητας, τεχνολογικής προσαρμογής και αναπτυξιακής δυναμικής. Η διαφοροποίηση αυτή μεταξύ λογιστικών και αγοραίων δεικτών είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς δείχνει ότι η αξία της ΑΙ μπορεί να εμφανίζεται πρώτα στις προσδοκίες της αγοράς και αργότερα, ενδεχομένως, στα πραγματικά οικονομικά αποτελέσματα.

Το τρίτο βασικό εύρημα αφορά τη σταθερότητα των αποτελεσμάτων στους ελέγχους ευρωστίας. Οι εναλλακτικές προδιαγραφές που εφαρμόστηκαν δεν μεταβάλλουν ουσιωδώς τα βασικά συμπεράσματα της μελέτης. Η αυστηρότερη winsorization στο 5ο–95ο εκατοστημόριο δεν αλλάζει την εικόνα των αποτελεσμάτων, γεγονός που δείχνει ότι τα συμπεράσματα δεν καθορίζονται από ακραίες παρατηρήσεις. Ο αποκλεισμός των ετών 2020–2021, τα οποία επηρεάστηκαν από την πανδημία COVID-19, δεν οδηγεί σε ουσιαστικά διαφορετική ερμηνεία, άρα η βασική εικόνα δεν φαίνεται να οφείλεται αποκλειστικά στις έκτακτες συνθήκες της πανδημικής περιόδου. Παράλληλα, η χρήση δυαδικής μεταβλητής High-AI και η δεύτερη χρονική υστέρηση της AI Intensity επιβεβαιώνουν ότι η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στο ROA παραμένει μη στατιστικά σημαντική. Η σταθερότητα αυτή ενισχύει την αξιοπιστία της ανάλυσης, διότι δείχνει ότι τα αποτελέσματα δεν είναι ευαίσθητα σε μία μόνο τεχνική επιλογή.

7.2 Σύγκριση με τη διεθνή βιβλιογραφία

Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης εντάσσονται σε ένα ερευνητικό πεδίο που αναπτύσσεται ταχύτατα, αλλά εξακολουθεί να χαρακτηρίζεται από ετερογένεια ως προς τα αποτελέσματα. Η διεθνής βιβλιογραφία δεν καταλήγει σε ένα ενιαίο συμπέρασμα για το αν η τεχνητή νοημοσύνη οδηγεί άμεσα σε βελτιωμένη χρηματοοικονομική απόδοση. Αντίθετα, οι περισσότερες μελέτες δείχνουν ότι η επίδραση της ΑΙ εξαρτάται από τον τρόπο μέτρησης της τεχνολογικής υιοθέτησης, τον χρονικό ορίζοντα της ανάλυσης, το είδος των δεικτών απόδοσης και τις συμπληρωματικές οργανωσιακές ικανότητες της επιχείρησης.

Σε σχέση με μελέτες που εντοπίζουν θετική επίδραση της ΑΙ στην επιχειρησιακή απόδοση, τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας παρουσιάζουν μερική σύγκλιση. Οι Mishra, Ewing και Cooper (2022), αξιοποιώντας επίσης εταιρικά κείμενα και δείκτες εστίασης στην ΑΙ, διαπίστωσαν ότι η αυξημένη αναφορά και στρατηγική έμφαση στην τεχνητή νοημοσύνη

συνδέεται με καλύτερη επιχειρησιακή απόδοση. Η παρούσα μελέτη συμφωνεί με αυτή την κατεύθυνση ως προς την αγοραία αποτίμηση, καθώς ο δείκτης Market-to-Book εμφανίζει θετική και στατιστικά σημαντική σχέση με την AI Intensity. Ωστόσο, διαφοροποιείται ως προς τους λογιστικούς δείκτες ROA και ROE, όπου η επίδραση παραμένει θετική αλλά μη σημαντική.

Παρόμοια μερική σύγκλιση παρατηρείται και σε σχέση με τη μελέτη των Wamba-Taguimdje et al. (2020), οι οποίοι υποστηρίζουν ότι τα έργα τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να δημιουργήσουν επιχειρησιακή αξία μέσω βελτίωσης της αποδοτικότητας, της ποιότητας και της καινοτομίας. Η παρούσα μελέτη δεν απορρίπτει αυτή την άποψη, αλλά δείχνει ότι η αξία αυτή δεν αποτυπώνεται απαραίτητα άμεσα στους λογιστικούς δείκτες. Αντίθετα, φαίνεται να αναγνωρίζεται πιο γρήγορα από την αγορά, η οποία ενσωματώνει στις αποτιμήσεις της προσδοκίες για μελλοντική ανάπτυξη και τεχνολογικό πλεονέκτημα.

Η μη σημαντική επίδραση της AI στο ROA και στο ROE μπορεί να ερμηνευθεί με βάση την κλασική συζήτηση γύρω από το «παράδοξο της παραγωγικότητας». Ο Solow (1987) είχε επισημάνει ότι οι επενδύσεις σε τεχνολογία δεν γίνονται πάντοτε άμεσα ορατές στους δείκτες παραγωγικότητας. Η θέση αυτή αναπτύχθηκε περαιτέρω από τους Brynjolfsson και Hitt (2000), οι οποίοι έδειξαν ότι οι τεχνολογικές επενδύσεις συχνά απαιτούν συμπληρωματικές αλλαγές στις διαδικασίες, στη διοίκηση και στην οργάνωση της εργασίας, προτού μεταφραστούν σε μετρήσιμη απόδοση. Στο ίδιο πνεύμα, οι Brynjolfsson, Rock και Syverson (2021) περιγράφουν την έννοια της “productivity J-curve”, σύμφωνα με την οποία οι τεχνολογίες γενικού σκοπού μπορεί αρχικά να επιβαρύνουν τα οικονομικά αποτελέσματα λόγω κόστους προσαρμογής, ενώ τα οφέλη τους εμφανίζονται αργότερα.

Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης είναι συμβατά με αυτή τη λογική. Η θετική αλλά μη σημαντική σχέση της AI με το ROA και το ROE υποδηλώνει ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βρίσκεται ακόμη σε φάση οργανωσιακής ενσωμάτωσης. Οι επιχειρήσεις ενδέχεται να επενδύουν σε υποδομές, δεδομένα, λογισμικό και ανθρώπινο κεφάλαιο, χωρίς τα οφέλη αυτά να έχουν ακόμη αποτυπωθεί καθαρά στην κερδοφορία. Αντίθετα, η θετική σχέση με το Market-to-Book δείχνει ότι οι επενδυτές αποτιμούν την AI ως στρατηγικό σήμα μελλοντικής αξίας. Αυτό ενισχύει τη θέση ότι η τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί σε μεγάλο βαθμό ως άυλο περιουσιακό στοιχείο, του οποίου η αξία μπορεί να αναγνωρίζεται από την αγορά πριν εμφανιστεί στους λογιστικούς δείκτες.

Η παρούσα μελέτη συνδέεται επίσης με τη βιβλιογραφία που εξετάζει την AI μέσα από τη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων. Οι Mikalef και Gupta (2021) υποστηρίζουν ότι η ικανότητα αξιοποίησης της τεχνητής νοημοσύνης δεν εξαρτάται μόνο από την τεχνολογία,

αλλά και από τον συνδυασμό τεχνολογικών πόρων, ανθρώπινων δεξιοτήτων και οργανωσιακών διαδικασιών. Αντίστοιχα, οι Chen, Esperança και Wang (2022) διαπιστώνουν ότι η ΑΙ επηρεάζει την απόδοση μέσω ενδιάμεσων μηχανισμών, όπως η βελτίωση της λήψης αποφάσεων και η ενίσχυση της δημιουργικότητας. Η παρούσα εργασία δεν εξετάζει άμεσα αυτούς τους μηχανισμούς, αλλά τα αποτελέσματά της είναι συμβατά με την άποψη ότι η ΑΙ δεν λειτουργεί ως αυτόματος παράγοντας κερδοφορίας. Αντίθετα, η επίδρασή της εξαρτάται από το κατά πόσο οι επιχειρήσεις μπορούν να μετατρέψουν την τεχνολογική εστίαση σε πραγματική οργανωσιακή ικανότητα.

Σε σχέση με τη μεθοδολογική παράδοση της βιβλιογραφίας, η παρούσα μελέτη συμβάλλει με την αξιοποίηση δεδομένων πάνελ, αμφίπλευρων σταθερών επιδράσεων και ομαδοποιημένων τυπικών σφαλμάτων σε επίπεδο επιχείρησης. Η προσέγγιση αυτή είναι πιο αυστηρή σε σχέση με παλαιότερες διαστρωματικές ή απλές OLS προσεγγίσεις, καθώς επιτρέπει τον έλεγχο μη παρατηρήσιμων χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων και κοινών διαχρονικών επιδράσεων. Με αυτόν τον τρόπο, μειώνεται ο κίνδυνος μεροληψίας που θα μπορούσε να προκύψει από σταθερά χαρακτηριστικά, όπως η διοικητική ποιότητα, η εταιρική κουλτούρα ή η γενικότερη τεχνολογική στρατηγική.

7.3 Θεωρητικές και πρακτικές επιπτώσεις

Τα ευρήματα της παρούσας μελέτης έχουν σημαντικές προεκτάσεις τόσο για τη θεωρητική κατανόηση της τεχνητής νοημοσύνης ως παράγοντα δημιουργίας επιχειρησιακής αξίας όσο και για τη λήψη πρακτικών αποφάσεων από επιχειρήσεις, επενδυτές και ρυθμιστικούς φορείς. Η βασική συμβολή των αποτελεσμάτων έγκειται στο ότι δεν παρουσιάζουν την ΑΙ ως έναν απλό και άμεσο μηχανισμό αύξησης της κερδοφορίας, αλλά ως έναν σύνθετο άυλο πόρο, του οποίου η αξία φαίνεται να αναγνωρίζεται πρώτα σε επίπεδο αγοραίων προσδοκιών και όχι απαραίτητα σε επίπεδο βραχυπρόθεσμων λογιστικών δεικτών.

Σε θεωρητικό επίπεδο, η μελέτη συμβάλλει αρχικά στη θεωρία των πόρων και ικανοτήτων, σύμφωνα με την οποία οι επιχειρήσεις μπορούν να αποκτήσουν διατηρήσιμο ανταγωνιστικό πλεονέκτημα όταν διαθέτουν πόρους που είναι πολύτιμοι, σπάνιοι, δύσκολα αντιγράψιμοι και οργανωσιακά αξιοποιήσιμοι (Barney, 1991). Τα ευρήματα δείχνουν ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να αντιμετωπιστεί ως τέτοιος στρατηγικός πόρος, όχι όμως με την έννοια μιας τεχνολογίας που παράγει άμεσα κέρδη, αλλά ως ικανότητα που ενσωματώνεται σταδιακά στο επιχειρησιακό μοντέλο. Η θετική σχέση με το Market-to-Book υποδηλώνει ότι η αγορά

αποδίδει αξία σε επιχειρήσεις που εμφανίζουν υψηλότερη ένταση αναφοράς σε ΑΙ, πιθανώς επειδή θεωρεί ότι διαθέτουν καλύτερες προοπτικές καινοτομίας και μελλοντικής ανάπτυξης.

Παράλληλα, η μελέτη συνεισφέρει στη βιβλιογραφία των τεχνολογιών γενικού σκοπού. Οι Bresnahan και Trajtenberg (1995) υποστηρίζουν ότι οι τεχνολογίες γενικού σκοπού χαρακτηρίζονται από ευρεία εφαρμογή, δυνατότητα συνεχούς βελτίωσης και ανάγκη συμπληρωματικών επενδύσεων. Η τεχνητή νοημοσύνη εμφανίζει αυτά τα χαρακτηριστικά, καθώς μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλούς κλάδους και λειτουργίες, αλλά η επίδρασή της δεν εμφανίζεται αυτόματα. Η μη σημαντική σχέση της ΑΙ με το ROA και το ROE ενισχύει την άποψη ότι η οικονομική απόδοση των τεχνολογιών γενικού σκοπού απαιτεί χρόνο, οργανωσιακή προσαρμογή και συμπληρωματικές επενδύσεις σε ανθρώπινο κεφάλαιο, διαδικασίες και δεδομένα.

Επιπλέον, τα ευρήματα επαναφέρουν τη συζήτηση γύρω από το «παράδοξο της παραγωγικότητας» στο πλαίσιο των σύγχρονων τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης. Η διαπίστωση ότι η ΑΙ δεν συνδέεται στατιστικά σημαντικά με τους βραχυπρόθεσμους λογιστικούς δείκτες είναι συμβατή με την παρατήρηση του Solow (1987), αλλά και με τη μεταγενέστερη ανάλυση των Brynjolfsson και Hitt (2000), σύμφωνα με την οποία οι τεχνολογικές επενδύσεις δεν αποτυπώνονται πάντα άμεσα στους δείκτες απόδοσης. Στο ίδιο πλαίσιο, η έννοια της “productivity J-curve” των Brynjolfsson, Rock και Syverson (2021) προσφέρει μια πειστική ερμηνεία: οι επιχειρήσεις αρχικά επωμίζονται κόστος μετάβασης και αναδιοργάνωσης, ενώ τα οφέλη εμφανίζονται με καθυστέρηση.

Σε πρακτικό επίπεδο, τα ευρήματα έχουν άμεση σημασία για τα στελέχη επιχειρήσεων που σχεδιάζουν ή αξιολογούν επενδύσεις σε τεχνητή νοημοσύνη. Η μη σημαντική σχέση με ROA και ROE δείχνει ότι οι επενδύσεις σε ΑΙ δεν πρέπει να κρίνονται αποκλειστικά με βάση βραχυπρόθεσμους λογιστικούς δείκτες. Αντίθετα, η αξιολόγησή τους θα πρέπει να εντάσσεται σε μια πιο μακροπρόθεσμη στρατηγική λογική, όπου λαμβάνονται υπόψη η βελτίωση διαδικασιών, η ενίσχυση της καινοτομίας, η καλύτερη αξιοποίηση δεδομένων και η δημιουργία μελλοντικού ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος. Με άλλα λόγια, μια επιχείρηση μπορεί να επενδύει ουσιαστικά στην ΑΙ χωρίς αυτό να αποτυπώνεται άμεσα στα κέρδη της ίδιας χρήσης.

Για τα διοικητικά στελέχη, αυτό σημαίνει ότι η υιοθέτηση ΑΙ πρέπει να συνοδεύεται από οργανωσιακή προετοιμασία. Η απλή εισαγωγή τεχνολογικών εργαλείων δεν αρκεί αν δεν υποστηρίζεται από κατάλληλες δεξιότητες, διακυβέρνηση δεδομένων, αλλαγές στις διαδικασίες και σαφή σύνδεση με τη στρατηγική της επιχείρησης. Η αγορά φαίνεται να αναγνωρίζει τη στρατηγική αξία της ΑΙ, όπως δείχνει η θετική σχέση με το Market-to-Book,

αλλά η μετατροπή αυτής της αξίας σε πραγματική κερδοφορία απαιτεί συστηματική διοίκηση και μακροχρόνια επένδυση.

Για τους επενδυτές, τα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι οι αναφορές σε τεχνητή νοημοσύνη στις ετήσιες εκθέσεις μπορούν να λειτουργήσουν ως ένδειξη στρατηγικού προσανατολισμού και τεχνολογικής δυναμικής. Η θετική σχέση με το Market-to-Book δείχνει ότι η αγορά ενσωματώνει, έστω μερικώς, τα σήματα υιοθέτησης ΑΙ στις αποτιμήσεις των επιχειρήσεων. Ωστόσο, η απουσία σημαντικής σχέσης με τους λογιστικούς δείκτες υπογραμμίζει την ανάγκη προσεκτικής αξιολόγησης. Οι επενδυτές δεν θα πρέπει να αντιμετωπίζουν κάθε αναφορά σε ΑΙ ως άμεση ένδειξη υψηλότερης κερδοφορίας, αλλά να εξετάζουν αν η τεχνολογία συνδέεται με ουσιαστική στρατηγική, επενδύσεις και επιχειρησιακή εφαρμογή.

Τέλος, τα ευρήματα έχουν σημασία και για τους ρυθμιστικούς φορείς και τους φορείς χάραξης πολιτικής. Η μέτρηση της υιοθέτησης ΑΙ μέσω εταιρικών αναφορών μπορεί να αποτελέσει χρήσιμο εργαλείο παρακολούθησης της διάχυσης της τεχνητής νοημοσύνης σε επίπεδο αγοράς. Αν και η προσέγγιση αυτή έχει περιορισμούς, καθώς βασίζεται σε δηλωτική πληροφόρηση και μπορεί να επηρεάζεται από στρατηγική επικοινωνία, προσφέρει μια συμπληρωματική εικόνα σε σχέση με παραδοσιακά μέτρα, όπως οι πατέντες, οι επενδύσεις σε R&D ή οι έρευνες επιχειρήσεων. Με αυτόν τον τρόπο, η ανάλυση εταιρικών γνωστοποιήσεων μπορεί να βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση του ρυθμού με τον οποίο η ΑΙ διαχέεται στην οικονομία και επηρεάζει τις επιχειρηματικές στρατηγικές.

8. Συμπεράσματα

8.1 Σύνοψη ευρημάτων

Η παρούσα μελέτη διερεύνησε εμπειρικά τη σχέση μεταξύ υιοθέτησης τεχνητής νοημοσύνης και οικονομικών επιδόσεων εισηγμένων αμερικανικών επιχειρήσεων, αξιοποιώντας δεδομένα πάνελ για 389 εταιρείες του δείκτη S&P 500 κατά την περίοδο 2018–2025. Η μέτρηση της AI adoption βασίστηκε σε ανάλυση κειμένου των ετήσιων εκθέσεων 10-K, μέσω της συχνότητας εμφάνισης όρων σχετικών με την τεχνητή νοημοσύνη, ακολουθώντας τη σχετική βιβλιογραφία περί εταιρικών γνωστοποιήσεων και ανάλυσης επιχειρησιακού λόγου (Loughran & McDonald, 2011; Mishra, Ewing & Cooper, 2022).

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η ένταση αναφοράς στην τεχνητή νοημοσύνη αυξήθηκε σημαντικά κατά την εξεταζόμενη περίοδο, γεγονός που επιβεβαιώνει τη σταδιακή ενσωμάτωση της AI στις στρατηγικές και λειτουργικές δραστηριότητες των επιχειρήσεων. Η εξέλιξη αυτή συνάδει με πρόσφατες μελέτες που υποστηρίζουν ότι η τεχνητή νοημοσύνη μετατρέπεται σταδιακά σε βασική τεχνολογία γενικού σκοπού με ευρεία επιχειρησιακή εφαρμογή (Babina et al., 2024; Felten, Raj & Seamans, 2023).

Ωστόσο, η εμπειρική ανάλυση έδειξε ότι η σχέση μεταξύ AI adoption και λογιστικών δεικτών απόδοσης παραμένει περιορισμένη σε βραχυπρόθεσμο επίπεδο. Συγκεκριμένα, οι δείκτες ROA και ROE δεν παρουσίασαν στατιστικά σημαντική συσχέτιση με την υιοθέτηση τεχνητής νοημοσύνης. Το αποτέλεσμα αυτό υποδηλώνει ότι οι επενδύσεις σε AI δεν μεταφράζονται άμεσα σε βελτιωμένη κερδοφορία ή αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων. Η διαπίστωση αυτή είναι συνεπής με τη θεωρία της «καμπύλης J παραγωγικότητας», σύμφωνα με την οποία οι αποδόσεις των τεχνολογικών επενδύσεων εμφανίζονται με χρονική καθυστέρηση λόγω του κόστους οργανωσιακής προσαρμογής και της ανάγκης συμπληρωματικών επενδύσεων (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2021).

Αντίθετα, η τεχνητή νοημοσύνη εμφάνισε θετική και στατιστικά σημαντική σχέση με τον δείκτη Market-to-Book, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι χρηματοπιστωτικές αγορές αποτιμούν θετικά τις επιχειρήσεις που παρουσιάζουν υψηλότερη ένταση AI adoption. Το εύρημα αυτό δείχνει ότι η αγορά φαίνεται να αναγνωρίζει τη στρατηγική σημασία της τεχνητής νοημοσύνης πριν αυτή αποτυπωθεί πλήρως στους λογιστικούς δείκτες. Με άλλα λόγια, η AI λειτουργεί περισσότερο ως ένδειξη μελλοντικής αναπτυξιακής δυναμικής και τεχνολογικής ικανότητας παρά ως άμεσος μηχανισμός αύξησης βραχυπρόθεσμων κερδών.

Επιπλέον, οι έλεγχοι ευρωστίας επιβεβαίωσαν τη σταθερότητα των αποτελεσμάτων. Η αλλαγή του επιπέδου winsorization, η εξαίρεση των ετών της πανδημίας COVID-19, η χρήση εναλλακτικών proxies και η εφαρμογή μεγαλύτερων χρονικών υστερήσεων δεν μεταέβαλαν ουσιωδώς τα βασικά συμπεράσματα. Η συνέπεια αυτή ενισχύει την αξιοπιστία της εμπειρικής ανάλυσης και υποδηλώνει ότι τα αποτελέσματα δεν αποτελούν προϊόν συγκεκριμένων μεθοδολογικών επιλογών.

8.2 Συμβολή της μελέτης

Η παρούσα μελέτη επιχειρεί να συμβάλει στη βιβλιογραφία της τεχνητής νοημοσύνης και των οικονομικών επιδόσεων σε τρία βασικά επίπεδα: θεωρητικό, μεθοδολογικό και εμπειρικό.

Σε θεωρητικό επίπεδο, η έρευνα ενσωματώνει τη συζήτηση περί τεχνητής νοημοσύνης στο πλαίσιο της θεωρίας των πόρων και ικανοτήτων, της θεωρίας των δυναμικών ικανοτήτων και της βιβλιογραφίας για τις τεχνολογίες γενικού σκοπού. Η μελέτη αντιμετωπίζει την ΑΙ όχι ως ένα απλό πληροφοριακό εργαλείο, αλλά ως στρατηγικό άυλο πόρο, του οποίου η αποτελεσματικότητα εξαρτάται από τη δυνατότητα της επιχείρησης να τον ενσωματώσει οργανωσιακά και στρατηγικά. Με τον τρόπο αυτό, συμβάλλει στην κατανόηση των μηχανισμών μέσω των οποίων οι τεχνολογικές καινοτομίες μπορούν να μετασχηματίσουν τη διαδικασία δημιουργίας επιχειρησιακής αξίας (Barney, 1991; Teece, Pisano & Shuen, 1997).

Σε μεθοδολογικό επίπεδο, η έρευνα αξιοποιεί panel data fixed effects models με clustered standard errors, περιορίζοντας προβλήματα μη παρατηρήσιμης ετερογένειας και ετεροσκεδαστικότητας. Παράλληλα, η χρήση text analysis στις 10-K εκθέσεις επιτρέπει την ποσοτικοποίηση της AI adoption με τρόπο που συνδέεται άμεσα με την εταιρική στρατηγική και τις γνωστοποιήσεις προς τους επενδυτές. Η προσέγγιση αυτή ακολουθεί μια σύγχρονη τάση της χρηματοοικονομικής βιβλιογραφίας που αξιοποιεί μη δομημένα δεδομένα και ανάλυση φυσικής γλώσσας για την αποτύπωση επιχειρησιακών χαρακτηριστικών (Loughran & McDonald, 2011).

Σε εμπειρικό επίπεδο, η μελέτη παρέχει πρόσφατα στοιχεία για μια περίοδο κατά την οποία η τεχνητή νοημοσύνη απέκτησε ιδιαίτερα έντονη επιχειρησιακή και επενδυτική σημασία. Η περίοδος 2018–2025 περιλαμβάνει τη μετάβαση από τις πρώιμες εφαρμογές machine learning στη μαζική επιχειρησιακή αξιοποίηση generative AI εργαλείων, καθιστώντας τα ευρήματα ιδιαίτερα επίκαιρα. Επιπλέον, η διάκριση μεταξύ λογιστικών και αγοραίων δεικτών επιτρέπει πιο ολοκληρωμένη κατανόηση της οικονομικής επίδρασης της τεχνητής νοημοσύνης.

8.3 Περιορισμοί

Παρά τη συμβολή της, η παρούσα μελέτη παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Ο σημαντικότερος περιορισμός αφορά τη μέτρηση της τεχνητής νοημοσύνης μέσω ανάλυσης λέξεων-κλειδιών στις 10-K εκθέσεις. Παρότι η προσέγγιση αυτή χρησιμοποιείται ευρέως στη σχετική βιβλιογραφία, δεν αποτυπώνει απαραίτητα το πραγματικό βάθος ή την ποιότητα των ΑΙ επενδύσεων. Μια επιχείρηση μπορεί να αναφέρει συχνά την τεχνητή νοημοσύνη χωρίς να διαθέτει ουσιαστική τεχνολογική ενσωμάτωση, ενώ άλλες εταιρείες μπορεί να αξιοποιούν ΑΙ χωρίς εκτεταμένες αναφορές στις εκθέσεις τους. Συνεπώς, το proxy ενδέχεται να επηρεάζεται από στρατηγική επικοινωνία και signaling behavior.

Δεύτερον, παρά τη χρήση fixed effects και υστερημένων μεταβλητών, το ενδεχόμενο εναπομένουσας ενδογένειας δεν μπορεί να αποκλειστεί πλήρως. Είναι πιθανό μη παρατηρήσιμοι χρονικά μεταβαλλόμενοι παράγοντες, όπως η ποιότητα διοίκησης, η οργανωσιακή κουλτούρα ή η στρατηγική καινοτομίας, να επηρεάζουν τόσο την ΑΙ adoption όσο και την οικονομική απόδοση. Η ύπαρξη τέτοιων omitted variables αποτελεί διαχρονικό περιορισμό στις εμπειρικές μελέτες εταιρικής χρηματοοικονομικής (Wooldridge, 2020).

Επιπλέον, η μελέτη επικεντρώνεται αποκλειστικά σε μεγάλες αμερικανικές εισηγμένες επιχειρήσεις του S&P 500. Ως εκ τούτου, τα αποτελέσματα δεν μπορούν να γενικευθούν αυτόματα σε μικρότερες επιχειρήσεις, σε μη εισηγμένες εταιρείες ή σε διαφορετικά θεσμικά και οικονομικά περιβάλλοντα. Οι μεγάλες επιχειρήσεις διαθέτουν μεγαλύτερη πρόσβαση σε δεδομένα, κεφάλαια και ανθρώπινο δυναμικό, γεγονός που επηρεάζει τη δυνατότητα αξιοποίησης της ΑΙ.

Τέλος, η χρονική περίοδος της μελέτης, αν και σχετικά πρόσφατη, ενδέχεται να μην επαρκεί για την πλήρη αποτύπωση των μακροπρόθεσμων επιδράσεων της τεχνητής νοημοσύνης. Η ΑΙ αποτελεί τεχνολογία που εξελίσσεται ταχύτατα, ενώ οι επιπτώσεις της στις επιχειρησιακές δομές και στην παραγωγικότητα ενδέχεται να εμφανίζονται σε βάθος μεγαλύτερου χρονικού ορίζοντα.

8.4 Προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Τα αποτελέσματα και οι περιορισμοί της παρούσας μελέτης δημιουργούν σημαντικές δυνατότητες για μελλοντική έρευνα. Αρχικά, μελλοντικές μελέτες θα μπορούσαν να αξιοποιήσουν εναλλακτικούς δείκτες μέτρησης της τεχνητής νοημοσύνης, όπως δεδομένα

πατεντών, δαπάνες AI επενδύσεων, ανακοινώσεις συνεργασιών ή δεδομένα από επαγγελματικές πλατφόρμες και αγγελίες εργασίας σχετικές με AI δεξιότητες. Ο συνδυασμός πολλαπλών proxies θα μπορούσε να προσφέρει πιο ολοκληρωμένη εικόνα της πραγματικής τεχνολογικής έντασης των επιχειρήσεων.

Επιπλέον, θα είχε ιδιαίτερο ενδιαφέρον η διερεύνηση της επίδρασης διαφορετικών μορφών τεχνητής νοημοσύνης. Η παρούσα μελέτη αντιμετωπίζει την AI ως ενιαία κατηγορία, ωστόσο τεχνολογίες όπως machine learning, generative AI, computer vision και natural language processing ενδέχεται να επηρεάζουν διαφορετικά τις επιχειρησιακές επιδόσεις. Η διάκριση αυτή αποκτά ολοένα μεγαλύτερη σημασία μετά την εξάπλωση των generative AI εφαρμογών μετά το 2022.

Μελλοντικές έρευνες θα μπορούσαν επίσης να εξετάσουν τη σχέση AI και απόδοσης σε μικρομεσαίες επιχειρήσεις ή σε διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές, όπως η Ευρώπη ή οι αναδυόμενες οικονομίες. Οι θεσμικές διαφορές, το ρυθμιστικό περιβάλλον και η διαθεσιμότητα τεχνολογικών υποδομών πιθανόν να επηρεάζουν ουσιαστικά την αποτελεσματικότητα της AI adoption.

Παράλληλα, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η διερεύνηση μη γραμμικών ή μακροχρόνιων επιδράσεων της τεχνητής νοημοσύνης. Η εφαρμογή dynamic panel models ή causal inference τεχνικών θα μπορούσε να συμβάλει στην καλύτερη κατανόηση της χρονικής δυναμικής των επιδράσεων και στην αντιμετώπιση ζητημάτων ενδογένειας.

Βιβλιογραφία

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Aghion, P., & Howitt, P. (1992). A model of growth through creative destruction. *Econometrica*, 60(2), 323–351.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30.
- Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173–1182.
- Bharadwaj, A., El Sawy, O. A., Pavlou, P. A., & Venkatraman, N. (2013). Digital business strategy: Toward a next generation of insights. *MIS Quarterly*, 37(2), 471–482.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2021). *Investments* (12th ed.). McGraw-Hill Education.
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies: “Engines of growth”? *Journal of Econometrics*, 65(1), 83–108.
- Brown, S. J., Goetzmann, W. N., Ibbotson, R. G., & Ross, S. A. (1992). Survivorship bias in performance studies. *The Review of Financial Studies*, 5(4), 553–580.
- Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2000). Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance. *Journal of Economic Perspectives*, 14(4), 23–48.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- Brynjolfsson, E., & Milgrom, P. (2013). Complementarity in organizations. In R. Gibbons & J. Roberts (Eds.), *The handbook of organizational economics* (pp. 11–55). Princeton University Press.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372.
- Chen, D., Esperança, J. P., & Wang, S. (2022). The impact of artificial intelligence on firm performance: An application of the resource-based view to e-commerce firms. *Frontiers in Psychology*, 13, 884830.

- Chesbrough, H. W. (2003). *Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology*. Harvard Business School Press.
- Corrado, C., Hulten, C., & Sichel, D. (2005). Measuring capital and technology: An expanded framework. In C. Corrado, J. Haltiwanger, & D. Sichel (Eds.), *Measuring capital in the new economy* (pp. 11–45). University of Chicago Press.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427–465.
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2023). *Occupational heterogeneity in exposure to generative AI*. SSRN Working Paper.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hall, R. (1992). The strategic analysis of intangible resources. *Strategic Management Journal*, 13(2), 135–144.
- Hall, B. H. (1993). The stock market's valuation of R&D investment during the 1980s. *American Economic Review*, 83(2), 259–264.
- Hausman, J. A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251–1271.
- Henderson, J. C., & Venkatraman, N. (1993). Strategic alignment: Leveraging information technology for transforming organizations. *IBM Systems Journal*, 32(1), 4–16.
- Itami, H. (1987). *Mobilizing invisible assets*. Harvard University Press.
- Kane, G. C., Palmer, D., Phillips, A. N., Kiron, D., & Buckley, N. (2015). *Strategy, not technology, drives digital transformation*. MIT Sloan Management Review and Deloitte University Press.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The balanced scorecard: Measures that drive performance. *Harvard Business Review*, 70(1), 71–79.
- Loughran, T., & McDonald, B. (2011). When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*, 66(1), 35–65.
- McCarthy, J. (2007). *What is artificial intelligence?* Stanford University.
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434.
- Milgrom, P., & Roberts, J. (1995). Complementarities and fit strategy, structure, and organizational change in manufacturing. *Journal of Accounting and Economics*, 19(2–3), 179–208.

- Mishra, S., Ewing, M. T., & Cooper, H. B. (2022). Artificial intelligence focus and firm performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 50, 1176–1197.
- Penman, S. H. (2013). *Financial statement analysis and security valuation* (5th ed.). McGraw-Hill Education.
- Petersen, M. A. (2009). Estimating standard errors in finance panel data sets: Comparing approaches. *The Review of Financial Studies*, 22(1), 435–480.
- Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2014). How smart, connected products are transforming competition. *Harvard Business Review*, 92(11), 64–88.
- PwC. (2017). *Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?* PricewaterhouseCoopers.
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 98(5), S71–S102.
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Schumpeter, J. A. (1934). *The theory of economic development*. Harvard University Press.
- Solow, R. M. (1987, July 12). We'd better watch out. *The New York Times Book Review*, 36.
- Storkås, E., & Einarsen, S. A. (2023). *Artificial intelligence and firm performance in Norway* [Master's thesis, Norwegian School of Economics].
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.
- U.S. Securities and Exchange Commission. (2025). *EDGAR: Electronic Data Gathering, Analysis, and Retrieval System*. SEC.
- Wamba-Taguimdje, S. L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893–1924.
- Wernerfelt, B. (1984). A resource-based view of the firm. *Strategic Management Journal*, 5(2), 171–180.
- Wharton Research Data Services. (2025). *Compustat North America Database*. University of Pennsylvania.
- Wooldridge, J. M. (2020). *Introductory econometrics: A modern approach* (7th ed.). Cengage Learning.