



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ**  
**ΤΜΗΜΑ ΟΡΓΑΝΩΣΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ**  
**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**  
**ΣΤΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ (ΜΒΑ)**

**Διπλωματική Εργασία**

**ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΕΠΕΝΔΥΣΕΩΝ**  
**ΣΤΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΤΗΣ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ**  
**ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ(FinTech)**

Χρήστος Κολιάκος

Επιβλέπων Καθηγητής: Παναγιώτης Αρτίκης

## ΒΕΒΑΙΩΣΗ ΕΚΠΟΝΗΣΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

«Δηλώνω υπεύθυνα ότι η διπλωματική εργασία για τη λήψη του μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών, του Πανεπιστημίου Πειραιώς, στη Διοίκηση Επιχειρήσεων : MBA» με τίτλο:

«ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΚΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΕΠΕΝΔΥΣΕΩΝ ΣΤΟ ΠΛΑΙΣΙΟ...»  
ΤΗΣ ΚΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ (FINTECH)

έχει συγγραφεί από εμένα αποκλειστικά και στο σύνολό της. Δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει εγκριθεί στο πλαίσιο κάποιου άλλου μεταπτυχιακού προγράμματος ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών, στην Ελλάδα ή στο εξωτερικό, ούτε είναι εργασία ή τμήμα εργασίας ακαδημαϊκού ή επαγγελματικού χαρακτήρα.

Δηλώνω επίσης υπεύθυνα ότι οι πηγές στις οποίες ανέτρεξα για την εκπόνηση της συγκεκριμένης εργασίας, αναφέρονται στο σύνολό τους, κάνοντας πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου»

Υπογραφή Μεταπτυχιακού Φοιτητή Ονοματεπώνυμο

..ΚΩΝΣΤΑΝΤΟΣ...ΧΡΗΣΤΟΣ..



*Αφιερώνεται στην οικογένειά μου*

# ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΕΠΕΝΔΥΣΕΩΝ ΣΤΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΤΗΣ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ(FINTECH)

Σημαντικοί Όροι: FinTech, blockchain, διαχείριση χαρτοφυλακίου, συναλλαγές, robo-advisor

## Περίληψη

Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας αποτελεί η σύγκριση αμοιβαίων κεφαλαίων που επενδύουν βασισμένα στις παραδοσιακές μεθόδους και σε αμοιβαία κεφάλαια και επενδυτικά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα που επενδύουν βασισμένα στην τεχνολογία.

Στο πρώτο μέρος της διπλωματικής εργασίας παρουσιάζονται τα προηγμένα εργαλεία του συμπλέγματος οικονομίας και τεχνολογίας (FinTech) που είναι διαθέσιμα στους επενδυτές και πως χρησιμοποιούνται από τα μεγάλα fund και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα.

Στην συνέχεια αναπτύσσετε η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την σύγκριση των Hedge Funds μέσω συγκεκριμένων δεικτών.

Για την πραγματοποίηση της ανάλυσης, σχετικά με την απόδοση των 'έξυπνων' αμοιβαίων κεφαλαίων, πραγματοποιήθηκε η συλλογή δεδομένων από σχετικές αξιόπιστες πηγές. Τα επονομαζόμενα 'έξυπνα' Hedge Fund μπορεί να περιλαμβάνουν μια ευρεία γκάμα από περιουσιακά στοιχεία, το καθένα με τα δικά του ευφυή χαρακτηριστικά. Παρ' όλα αυτά, έγινε επιλογή εκείνων των Hedge Fund, τα οποία σχετίζονται με την τεχνολογία και ειδικότερα με την Τεχνητή Νοημοσύνη. Επιπλέον, για την αξιολόγηση αυτών των 'έξυπνων' Hedge Fund, επιλέχθηκαν στατιστικά και χρηματοοικονομικά μέτρα, τα οποία χρησιμοποιούνται κατά κόρον στην ανάλυση απόδοσης χρηματοοικονομικών και χρηματιστηριακών στοιχείων. Οι δυο αυτές κατηγορίες μέτρων προσφέρουν μια συνολική εικόνα ενός περιουσιακού στοιχείου και δίνουν μια ολοκληρωμένη πληροφόρηση σχετικά με την απόδοση του.

Η ανάλυση των 'έξυπνων' Hedge Fund είναι μια διαχρονική εργασία, και θα πρέπει να περιλαμβάνει στοιχεία απόδοσης του κι από περιόδους κρίσεις. Σε κάθε περίπτωση, θα πρέπει να συγκρίνεται με σημαντικούς χρηματοοικονομικούς δείκτες, καθώς επίσης κι άλλες κατηγορίες από Hedge Fund. Από τα δεδομένα της εργασίας προκύπτει ότι ολοένα και ενισχύεται ο αριθμός των επενδυτών, οι οποίοι προτιμούν τα Hedge Fund, σε σύγκριση με παραδοσιακά στοιχεία όπως μετοχές και δείκτες.

Παρ' όλα αυτά, η απόδοση τους δεν αντικατοπτρίζει πάντα αυτήν την προτίμηση. Οι αποδόσεις μεταξύ Fund σε μακρο-οικονομικά στοιχεία και σε αυτά με υποκείμενο τίτλο μετοχές έχουν πολύ μικρό βαθμό συσχέτισης, ενδεχομένως λόγω της φύσης του υποκείμενου τίτλου. Κάτι τέτοιο παρατηρείται και με τα 'έξυπνα' Hedge Fund. Βάσει των χρηματοοικονομικών και στατιστικών μέτρων, είναι ασφαλές να υποθέσουμε ότι τα 'έξυπνα' Hedge Fund προσφέρουν μια ελκυστική επενδυτική λύση, με ικανοποιητικές αποδόσεις, αλλά ταυτόχρονα κι ελεγχόμενο επίπεδο κινδύνου.

## Abstract

This thesis aims to compare traditional Hedge funds with those that employ technology and artificial intelligence. The first section of the thesis discusses the advanced tools of the economy and technology complex (FinTech) and their use by large funds and financial institutions.

To analyze 'smart' Hedge funds, reliable data sources were used. We focused on Hedge funds that utilize technology, particularly artificial intelligence. We employed statistical and financial measures commonly used in financial and stock market performance analysis to evaluate the performance of these 'smart' Hedge funds. These measures provide comprehensive information on the overall performance of an asset.

The analysis of 'smart' Hedge funds should include data from crisis periods, as well as comparisons with major financial indices and other classes of mutual funds. Our research indicates that although the number of investors favoring mutual funds over traditional investments such as stocks and indices is increasing, the performance of these Hedge funds does not always align with this preference. A low correlation is observed between returns on macro-economics and those based on underlying equity security, possibly due to the nature of the underlying security. This trend is also observed with 'smart' Hedge funds.

Based on financial and statistical measures, we conclude that 'smart' Hedge funds offer an attractive investment solution with satisfactory returns and a controlled level of risk. It is important to continue monitoring the performance of these funds, including during crisis periods, to fully evaluate their effectiveness.

## Κατάλογος Πινάκων

ΕΙΚΟΝΑ 1: ΟΙΚΟΣΥΣΤΗΜΑ FINTECH	12
ΕΙΚΟΝΑ 2: ΤΥΠΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	22
ΕΙΚΟΝΑ 3: ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΕΝΟΣ ROBO-ADVISOR	27
ΕΙΚΟΝΑ 4: ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΚΑΤΑΝΕΜΗΜΕΝΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΚΑΘΟΛΙΚΩΝ	32
ΕΙΚΟΝΑ 5: ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΚΗ ΣΕΙΡΑ ΤΙΜΩΝ ΜΙΑΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗΣ HEDGE FUNDS ΚΑΙ ΤΟΥ ΔΕΙΚΤΗ S&P'S 500	40
ΕΙΚΟΝΑ 6: ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΚΗ ΣΕΙΡΑ ΧΡΗΜΑΤΙΚΩΝ ΡΟΩΝ ΑΠΟ ΤΟΥΣ ΕΠΕΝΔΥΤΕΣ ΠΡΟΣ ΤΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ "LONG-SHORT HEDGE FUND"	41
ΕΙΚΟΝΑ 7: ΑΠΑΝΤΗΣΕΙΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΣΧΕΤΙΚΑ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΣΕ ΕΠΕΝΔΥΤΙΚΕΣ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΕΣ – MORGAN STANLEY	42
ΕΙΚΟΝΑ 8: ΣΥΓΚΡΙΣΗ HEDGE FUNDS ΜΕ QUANT FUNDS	43
ΕΙΚΟΝΑ 9: ΑΞΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΩΝ ΥΠΟ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΑΠΟ QUANT ΚΑΙ NON-QUANT FUNDS (ΣΕ ΔΙΣ ΔΟΛΑΡΙΑ)	44
ΕΙΚΟΝΑ 10: ΔΙΑΧΡΟΝΙΚΗ ΠΟΡΕΙΑ ΑΞΙΑΣ ΤΩΝ HEDGE FUNDS (2010-2022)	53

## Κατάλογος Πινάκων

ΠΙΝΑΚΑΣ 1: ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΝΑΛΛΑΚΤΙΚΩΝ ΜΟΡΦΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	18
ΠΙΝΑΚΑΣ 2: ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΚΑΙ ΥΠΟΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΩΝ ΕΠΕΝΔΥΤΩΝ	28
ΠΙΝΑΚΑΣ 3: ΒΑΘΜΟΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ ΑΝΑΜΕΣΑ ΣΕ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ FUNDS ΚΑΙ ΣΕ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΟΥΣ ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΟΥΣ ΤΙΤΛΟΥΣ.	46
ΠΙΝΑΚΑΣ 4: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΩΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΩΝ FUNDS	47
ΠΙΝΑΚΑΣ 5: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΒΑΣΙΚΩΝ ΤΥΠΩΝ HEDGE FUNDS (EUREKAHEDGE)	49

<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	<b>3</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>5</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1<sup>ο</sup> : ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	<b>8</b>
1.1 ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ .....	8
1.2 ΣΤΟΧΟΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ .....	9
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2<sup>ο</sup> : ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΠΛΑΙΣΙΟ</b> .....	<b>10</b>
2.1 ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΟ FINTECH .....	10
2.1.1 Το οικοσύστημα FinTech .....	11
2.2 BIG DATA .....	14
2.2.1 Πηγές Big Data .....	16
2.2.2 Προκλήσεις Big Data .....	19
2.3 ΠΡΟΗΓΜΕΝΑ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ: ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ .....	19
2.3.1 Τύποι μηχανικής μάθησης .....	22
2.4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΣΤΗ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΤΩΝ ΕΠΕΝΔΥΣΕΩΝ .....	23
2.4.1 Ανάλυση Κειμένου .....	24
2.4.2 Ανάλυση και Ψυχολογία της Αγοράς .....	24
2.4.3 Εύρεση ανωμαλιών .....	25
2.4.4 Αλγοριθμικές Συναλλαγές .....	25
2.4.5 Robo-Advisor .....	26
2.5.1 Ανάλυση κινδύνου .....	29
2.6 ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ ΚΑΤΑΝΕΜΗΜΕΝΟΥ ΚΑΘΟΛΙΚΟΥ .....	30
2.6.1 Εφαρμογές Κατανεμημένης Τεχνολογίας Καθολικών στη Διαχείριση Επενδύσεων .....	33
2.6.1.1 Κρυπτονομίσματα .....	33
2.6.1.2 Tokenization .....	34
2.6.1.3 Εκκαθάριση και διακανονισμός μετά το εμπόριο .....	34
2.6.1.4 Συμμόρφωση .....	35
2.7 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ DLT .....	36
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3<sup>ο</sup> : ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ</b> .....	<b>37</b>
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4<sup>ο</sup> : ΑΝΑΛΥΣΗ</b> .....	<b>40</b>
4.1 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΣΧΕΤΙΚΑ ΜΕ ΤΗΝ ΑΠΟΔΟΣΗ ΣΥΜΒΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΚΑΙΝΟΤΟΜΩΝ HEDGE FUNDS .....	45
4.2 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΒΑΣΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ HEDGE FUNDS .....	48
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5<sup>ο</sup> : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ</b> .....	<b>54</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ</b> .....	<b>57</b>



# Κεφάλαιο 1<sup>ο</sup> : ΕΙΣΑΓΩΓΗ

## 1.1 Επισκόπηση

Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα αναλωθούμε με τις δυνατότητες που έχουν προκύψει στον χρηματοοικονομικό κλάδο μέσω της τεχνολογίας. Ο χώρος των χρηματοοικονομικών επενδύσεων τα τελευταία χρόνια έχει αρχίσει και αυτοματοποιείται, με αποτέλεσμα όλο και περισσότερα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και αμοιβαία κεφάλαια να εισέρχονται παρακάμπτοντας τις «παραδοσιακές μεθόδους» που χρησιμοποιούσαν μέχρι σήμερα. Πολλοί είναι εκείνοι βέβαια που αμφισβητούν την αποτελεσματικότητα και την κερδοφορία αυτών των μεθόδων και συνεχίζουν με τα τωρινά τους εργαλεία.

Το σύμπλεγμα οικονομίας και τεχνολογίας, γνωστό και ως Χρηματοοικονομική Τεχνολογία (Fintech), έχει αλλάξει το τοπίο της διαχείρισης των χρηματοοικονομικών επενδύσεων. Η χρήση των Big Data, της τεχνητής νοημοσύνης (AI) και της μηχανικής μάθησης (Machine learning) για την αξιολόγηση των επενδυτικών ευκαιριών, τη βελτιστοποίηση των χαρτοφυλακίων και τον περιορισμό των κινδύνων τείνουν να παγιωθούν στο χώρο των χρηματοοικονομικών επενδύσεων. Τα εργαλεία αυτά έχουν γίνει απαραίτητα στην καθημερινότητα των επενδυτών, αλλά και στους διαχειριστές αμοιβαίων κεφαλαίων οι οποίοι αξιοποιούν την ευκαιρία για να συμμετάσχουν σε υβριδικές μορφές λήψης αποφάσεων.

Οι επενδυτικές συμβουλευτικές επιχειρήσεις υπόκεινται σε αλλαγές με την ανάπτυξη αυτοματοποιημένων συμβούλων γνωστοί και ως Robo - advisers. Οι αυτοματοποιημένοι σύμβουλοι έχουν τη ικανότητα να βοηθούν τους επενδυτές χωρίς την παρέμβαση ανθρώπου ή μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε συνδυασμό με έναν ανθρώπινο σύμβουλο. Το επιθυμητό αποτέλεσμα είναι η δυνατότητα παροχής κερδοφόρων συμβουλευτικών υπηρεσιών στους επενδυτές με το χαμηλότερο δυνατό κόστος.

Στον τομέα της τήρησης των χρηματοοικονομικών αρχείων, ήτοι την καταγραφή της κυριότητας είτε χρήματος, είτε περιουσιακών στοιχείων η τεχνολογία του κατανεμημένου καθολικού είναι ένα εργαλείο, το οποίο αλλάζει ολοκληρωτικά τον τρόπο λειτουργίας των χρηματοπιστωτικών αγορών και του τραπεζικού τομέα. Η πιο κοινή τεχνολογία κατανεμημένου καθολικού ( Distributed ledger technology – DLT) είναι η αλυσίδα συστοιχιών (blockchain). Ένα πρώιμο παράδειγμα αυτής της τάσης είναι το Κρυπτονόμισμα Bitcoin, αλλά η τεχνολογία αυτή εξετάζεται σε ένα μεγαλύτερο φάσμα εφαρμογών.

## **1.2 Στόχος Εργασίας**

Στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι η σύγκριση της αποδοτικότητας των αμοιβαίων κεφαλαίων που χρησιμοποιούν παραδοσιακές μεθόδους με τα αμοιβαία κεφάλαια που χρησιμοποιούν fintech και η εξέταση εάν η χρήση των τεχνολογιών έχουν βελτιώσει την απόδοση των αμοιβαίων κεφαλαίων, καθώς και πως μπορούν να προσαρμοστούν τα αμοιβαία στις γρήγορες αλλαγές του περιβάλλοντος.

## Κεφάλαιο 2<sup>ο</sup> : Θεωρητικό πλαίσιο

### 2.1 Τι είναι το FinTech

Με την ευρύτερη έννοια, ο όρος «FinTech» αναφέρεται γενικά σε τεχνολογικές καινοτομίες που συμβαίνουν στον τομέα των χρηματοοικονομικών υπηρεσιών. Για τους σκοπούς αυτής της εργασίας, η FinTech αναφέρεται στην τεχνολογική καινοτομία στο σχεδιασμό και την παροχή χρηματοοικονομικών υπηρεσιών και προϊόντων (Puschmann, 2017). Να σημειωθεί ωστόσο, ότι στην κοινή χρήση, η FinTech μπορεί επίσης να αναφέρεται σε εταιρείες (συχνά νέες, startup) που συμμετέχουν στην ανάπτυξη των νέων τεχνολογιών και των εφαρμογών τους, καθώς και στον επιχειρηματικό τομέα που περιλαμβάνει τέτοιες εταιρείες. Πολλές από αυτές τις καινοτομίες προκαλούν τα παραδοσιακά επιχειρηματικά μοντέλα των υφιστάμενων παρόχων χρηματοοικονομικών υπηρεσιών.

Οι πρώτες μορφές FinTech περιλάμβαναν την επεξεργασία δεδομένων και την αυτοματοποίηση των εργασιών ρουτίνας. Στη συνέχεια ακολούθησαν συστήματα που παρείχαν εκτέλεση αποφάσεων σύμφωνα με συγκεκριμένους κανόνες και οδηγίες (Mishkin, et al., 2013). Η Fintech προχώρησε έκτοτε σε εφαρμογές λήψης αποφάσεων βασισμένες σε σύνθετη λογική μηχανικής μάθησης, όπου τα προγράμματα υπολογιστών είναι σε θέση να «μάθουν» πώς να ολοκληρώνουν εργασίες με την πάροδο του χρόνου (Puschmann, 2017).

Σε ορισμένες εφαρμογές, τα προηγμένα συστήματα υπολογιστών εκτελούν εργασίες σε επίπεδα που υπερβαίνουν κατά πολύ τις ανθρώπινες δυνατότητες. Η Fintech άλλαξε τη βιομηχανία χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών με πολλούς τρόπους, δημιουργώντας νέα συστήματα για επενδυτικές συμβουλές, χρηματοοικονομικό σχεδιασμό, επιχειρηματικό δανεισμό και πληρωμές.

Ενώ η FinTech καλύπτει ένα ευρύ φάσμα υπηρεσιών και εφαρμογών, τομείς ανάπτυξης FinTech που σχετίζονται άμεσα με τον κλάδο των επενδύσεων περιλαμβάνουν τα ακόλουθα (Lerner & Tufano, 2011):

■ **Ανάλυση μεγάλων συνόλων δεδομένων.** Εκτός από τις αυξανόμενες ποσότητες παραδοσιακών δεδομένων, όπως οι τιμές των τίτλων, οι εταιρικές οικονομικές καταστάσεις, οι οικονομικοί δείκτες, οι τεράστιες ποσότητες εναλλακτικών δεδομένων που δημιουργούνται από μη παραδοσιακές πηγές δεδομένων, όπως τα κοινωνικά μέσα και τα δίκτυα αισθητήρων, μπορούν πλέον να ενσωματωθούν σε μια

διαδικασία λήψης αποφάσεων επενδυτή ενός διαχειριστή χαρτοφυλακίου και χρησιμοποιείται για τη δημιουργία alpha και τη μείωση των απωλειών.

■ **Αναλυτικά εργαλεία.** Για εξαιρετικά μεγάλα σύνολα δεδομένων, τεχνικές που περιλαμβάνουν τεχνητή νοημοσύνη (AI) - συστήματα υπολογιστών ικανά να εκτελούν εργασίες που προηγουμένως απαιτούσαν ανθρώπινη νοημοσύνη - μπορεί να είναι πιο κατάλληλες για τον εντοπισμό σύνθετων, μη γραμμικών σχέσεων από τις παραδοσιακές ποσοτικές μεθόδους και τη στατιστική ανάλυση. Οι εξελίξεις στις τεχνικές που βασίζονται σε AI επιτρέπουν διαφορετικές προσεγγίσεις ανάλυσης δεδομένων. Για παράδειγμα, οι αναλυτές στρέφονται στην τεχνητή νοημοσύνη για να ταξινομήσουν τις τεράστιες ποσότητες δεδομένων από αρχειοθετήσεις εταιρειών, ετήσιες εκθέσεις και κλήσεις κερδών για να προσδιορίσουν ποια δεδομένα είναι πιο σημαντικά και να βοηθήσουν στην αποκάλυψη τάσεων και στη δημιουργία πληροφοριών σχετικά με το ανθρώπινο συναίσθημα και τη συμπεριφορά.

■ **Αυτοματοποιημένες συναλλαγές.** Η εκτέλεση επενδυτικών αποφάσεων μέσω αλγορίθμων υπολογιστών ή αυτοματοποιημένων εφαρμογών διαπραγμάτευσης μπορεί να προσφέρει ορισμένα οφέλη στους επενδυτές, όπως πιο αποτελεσματική διαπραγμάτευση, χαμηλότερο κόστος συναλλαγής, ανωνυμία και μεγαλύτερη πρόσβαση στη ρευστότητα της αγοράς.

■ **Αυτοματοποιημένες συμβουλές** (Kerényi, 2018). Οι Robo-σύμβουλοι ή οι αυτοματοποιημένες υπηρεσίες διαχείρισης προσωπικού πλούτου παρέχουν επενδυτικές υπηρεσίες σε μεγαλύτερο αριθμό επενδυτών λιανικής με χαμηλότερο κόστος από ό, τι τα παραδοσιακά μοντέλα συμβούλων.

■ **Τήρηση οικονομικών αρχείων.** Η νέα τεχνολογία, όπως το DLT, μπορεί να παρέχει ασφαλείς τρόπους παρακολούθησης της ιδιοκτησίας των χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων σε βάση peer-to-peer (P2P). Επιτρέποντας τις αλληλεπιδράσεις P2P - στις οποίες άτομα ή επιχειρήσεις συναλλάσσονται απευθείας μεταξύ τους χωρίς διαμεσολάβηση από τρίτο μέρος - το DLT μειώνει την ανάγκη για χρηματοοικονομικούς μεσάζοντες (Pietroni 2018).

### 2.1.1 Το οικοσύστημα FinTech

Για να κατανοήσουμε τη δυναμική και την καινοτομία της χρηματοοικονομικής τεχνολογίας πρέπει πρώτα να αναλύσουμε το οικοσύστημά της.

- **Οι νεοσύστατες εταιρείες FinTech** (πχ πληρωμές, ασφαλιστικές εταιρείες Fintech, διαχειριστές κεφαλαίων)

- **Προγραμματιστές** (πχ big data, cloud, κρυπτονομίσματα, προγραμματιστές κοινωνικών μέσων)
- **Κυβέρνηση** (πχ χρηματοπιστωτικές ρυθμιστικές αρχές και νομοθέτες)
- **Πελάτες** (πχ οργανισμοί, εταιρείες και πολίτες)
- **Παραδοσιακά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα** (πχ παραδοσιακές τράπεζες, ασφαλιστικές εταιρείες, χρηματιστηριακές εταιρείες μετοχών)



*Εικόνα 1: Οικοσύστημα FinTech*

Αυτά τα στοιχεία συμβάλουν συγκεντρωτικά στην καινοτομία, τονώνουν την οικονομία, διευκολύνουν τη συνεργασία και τον ανταγωνισμό στη χρηματοπιστωτική βιομηχανία και τελικά ωφελούν τους καταναλωτές στον χρηματοπιστωτικό κλάδο. Η [Εικόνα 1](#) δείχνει τα πέντε στοιχεία του FinTech οικοσυστήματος. Στο πάνω μέρος του οικοσυστήματος βρίσκονται οι νεοσύστατες εταιρείες FinTech. Αυτές οι εταιρείες είναι ως επί το πλείστο επιχειρηματικές και έχουν οδηγήσει σημαντικές καινοτομίες στους τομείς των πληρωμών, της διαχείρισης κεφαλαίου και των ασφαλίσεων επιφέροντας χαμηλότερο λειτουργικό κόστος και στοχεύοντας σε περισσότερες εξειδικευμένες αγορές, παρέχοντας πιο εξατομικευμένες υπηρεσίες από τις παραδοσιακές χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις. Οδηγούν το φαινόμενο του διαχωρισμού των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών, το οποίο ήταν ιδιαίτερα ενοχλητικό για τις τράπεζες (Walchek, 2015). Η δυνατότητα του διαχωρισμού των υπηρεσιών είναι ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες ανάπτυξης στον τομέα του FinTech, καθώς τα παραδοσιακά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα βρίσκονται σε μειονεκτική θέση.

Οι καταναλωτές αντί να βασίζονται σε ένα μόνο χρηματοπιστωτικό ίδρυμα για τις ανάγκες τους, αρχίζουν και επιλέγουν υπηρεσίες που θα ήθελαν από διάφορες εταιρείες Fintech. Ένας καταναλωτής μπορεί να πληρώνει τις διαδικτυακές του αγορές μέσω της PayPal που προσφέρει καλύτερη ασφάλεια και πιο γρήγορη εξυπηρέτηση από τα παραδοσιακά ιδρύματα καθώς και οι επενδυτές μπορούν να επενδύουν μέσω διαδικτυακής πλατφόρμας σε πραγματικό χρόνο με πολύ πιο μικρές κρατήσεις(fees) από ότι μπορεί να προσφέρει μια χρηματιστηριακή υπηρεσίας μίας τράπεζας, με αποτέλεσμα το επίπεδο των επενδύσεων να αυξάνετε σημαντικά με την πάροδο του χρόνου, διότι γίνεται πολύ πιο εύκολα, γρήγορα και πιο οικονομικά.

Οι προγραμματιστές παρέχουν ψηφιακές πλατφόρμες για κοινωνικά δίκτυα, ανάλυση μεγάλων δεδομένων(big data), υπολογιστικό νέφος(cloud), τεχνητή νοημοσύνη, έξυπνα τηλέφωνα και υπηρεσίες κινητής τηλεφωνίας. Οι προγραμματιστές δημιουργούν ένα ευνοϊκό περιβάλλον για τις νεοσύστατες εταιρείες FinTech για να ξεκινήσουν άμεσα τις καινοτόμες υπηρεσίες τους. Η ανάλυση μεγάλων δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παροχή εξατομικευμένων υπηρεσιών σε πελάτες και το υπολογιστικό νέφος για τις νεοσύστατες εταιρείες για την εσωτερική τους ανάπτυξη και την ανάπτυξη υπηρεσιών που βασίζονται στο διαδίκτυο. Οι αλγοριθμικές στρατηγικές διαπραγμάτευσης μετοχών μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως βάση για τους διαχειριστές κεφαλαίων με πολύ χαμηλότερες κρατήσεις(fees) από τους παραδοσιακούς διαχειριστές κεφαλαίου. Τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης διευκολύνουν την ανάπτυξη της εταιρείας καθώς η διαφήμιση έχει σημαντικό ρόλο στην αύξηση των εσόδων. Με τη σειρά της η βιομηχανία FinTech παράγει αρκετά έσοδα για τους προγραμματιστές ιδιαίτερα στο χώρο του blockchain και των κρυπτονομισμάτων.

Οι κυβερνήσεις παρέχουν ένα ευνοϊκό ρυθμιστικό περιβάλλον για την χρηματοοικονομική τεχνολογία από τη χρηματοπιστωτική κρίση του 2008(Holland FinTech,2015). Ανάλογα με τα εθνικά σχέδια οικονομικής ανάπτυξης της κάθε χώρας και τις διαφορετικές κυβερνήσεις σε βάθος χρόνου, παρέχουν διαφορετικά επίπεδα ρύθμισης (αδειοδότηση χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών, φορολογικά κίνητρα) για τις νεοσύστατες εταιρείες FinTech για την τόνωση της καινοτομίας FinTech και τη διευκόλυνση της παγκόσμιας χρηματοπιστωτικής ανταγωνιστικότητας

Οι πελάτες αποτελούν την πηγή εσόδων των εταιρειών FinTech. Ενώ οι μεγάλοι οργανισμοί είναι σημαντικές πηγές εσόδων, η κυρίαρχη πηγή εσόδων για τις εταιρείες είναι οι μεμονωμένοι πελάτες και οι μικρομεσαίες επιχειρήσεις. Οι πρώτοι υιοθετητές (early adopters) τείνουν να είναι γνώστες της τεχνολογίας και να κάνουν πολύ

συστηματική χρήση των υπηρεσιών. Επί του παρόντος, οι σημερινή γενιά (millennials 22-38) αποτελούν σημαντικό μέρος της κατανάλωσης των υπηρεσιών από FinTech εταιρείες. Το μελλοντικό δημογραφικό στοιχείο δείχνει πολύ ευνοϊκό για αυτές τις εταιρείες διότι στις επόμενες δεκαετίες θα υπάρξει μεγαλύτερη τεχνογνωσία πάνω σε αυτές τις υπηρεσίες.

Τα παραδοσιακά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα είναι επίσης μία σημαντική κινητήρια δύναμη στο οικοσύστημα της χρηματοοικονομικής τεχνολογίας. Αφού συνειδητοποίησαν τη δυναμική των FinTech εταιρειών και της συρρίκνωσης των ευκαιριών στην αγορά, τα παραδοσιακά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα επανεκτίμησαν τα επιχειρηματικά τους μοντέλα και ανέπτυξαν στρατηγικές για να υιοθετήσουν την καινοτομία FinTech. Τα παραδοσιακά ιδρύματα έχουν ανταγωνιστικά πλεονεκτήματα σε οικονομίες κλίμακας και οικονομικούς πόρους σε σχέση με τις νεοσύστατες εταιρείες FinTech. Ωστόσο, τα παραδοσιακά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα τείνουν να εστιάζουν στις υπηρεσίες που παρέχονται με ολοκληρωμένα χρηματοοικονομικά προϊόντα και όχι εξειδικευμένα προϊόντα και υπηρεσίες για τους καταναλωτές. Ενώ αρχικά τα παραδοσιακά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα αντιμετώπιζαν τις εταιρείες FinTech ως απειλές τώρα πια είναι σε θέση να συνεργαστούν σε αντάλλαγμα με την παροχή χρηματοδότησης(Yang,2015)

## **2.2 Big Data**

Όπως σημειώθηκε, τα σύνολα δεδομένων αναπτύσσονται ραγδαία όσον αφορά το μέγεθος και την ποικιλία των τύπων δεδομένων που είναι διαθέσιμα για ανάλυση. Ο όρος Big Data χρησιμοποιείται από τα τέλη της δεκαετίας του 1990 και αναφέρεται στην τεράστια ποσότητα δεδομένων που δημιουργούνται από τη βιομηχανία, τις κυβερνήσεις, τα άτομα και τις ηλεκτρονικές συσκευές. Τα Big Data περιλαμβάνουν δεδομένα που παράγονται από παραδοσιακές πηγές - όπως χρηματιστήρια, εταιρείες και κυβερνήσεις - καθώς και μη παραδοσιακούς τύπους δεδομένων, επίσης γνωστοί ως εναλλακτικά δεδομένα, που προκύπτουν από τη χρήση ηλεκτρονικών συσκευών, κοινωνικών μέσων, δικτύων αισθητήρων και δεδομένα εταιρείας (δεδομένα που παράγονται κατά τη συνήθη πορεία της επιχειρηματικής δραστηριότητας) (Gomber, et al., 2017).

Οι παραδοσιακές πηγές δεδομένων περιλαμβάνουν εταιρικά δεδομένα με τη μορφή ετήσιων εκθέσεων, ρυθμιστικών αρχειοθέτησης, αριθμών πωλήσεων και κερδών, καθώς και τηλεδιασκέψεων μεταξύ αναλυτών. Τα παραδοσιακά δεδομένα περιλαμβάνουν επίσης δεδομένα που δημιουργούνται στις χρηματοπιστωτικές αγορές συμπεριλαμβανομένων των τιμών και των όγκων συναλλαγών. Επειδή ο

κόσμος έχει συνδεθεί ολοένα και περισσότερο με το διαδίκτυο, με αποτέλεσμα να μπορούμε πλέον να αποκτήσουμε δεδομένα από ένα ευρύ φάσμα συσκευών συμπεριλαμβανομένων των έξυπνων τηλεφώνων, των φωτογραφικών μηχανών, των μικροφώνων, των ασύρματων αισθητήρων και των δορυφόρων που χρησιμοποιούνται τώρα σε όλο τον κόσμο. Καθώς το Διαδίκτυο και η παρουσία τέτοιων δικτυωμένων συσκευών έχουν αυξηθεί, η χρήση μη παραδοσιακών πηγών δεδομένων ή εναλλακτικών πηγών δεδομένων - συμπεριλαμβανομένων των κοινωνικών μέσων (δημοσιεύσεις, tweets και ιστολόγια), επικοινωνίες μέσω email, διαδικτυακοί ιστότοποι ειδήσεων, και άλλες ηλεκτρονικές πηγές πληροφοριών - έχει αυξηθεί.

Ο ορισμός των Big Data ωστόσο εξηγείται κυρίως από τις τρεις διαφορετικές οπτικές γωνίες. Το ένα είναι ότι Big Data σημαίνει τα “δεδομένα είναι μεγάλα”. Σε αυτόν τον ορισμό το “μεγάλα” έχει δυναμική υπόσταση. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω καθώς η τεχνολογία εξελίσσεται και όσο περνάει ο καιρός, τα δεδομένα όλο και θα αυξάνονται (Manyika et al. 2011). Το δεύτερο είναι ότι τα Big Data είναι “περίπλοκα” δεδομένα, πηγάζοντας στο ότι οι πηγές δεδομένων υπάρχουν σε τεράστιο όγκο, καθιστώντας την επεξεργασία περίπλοκη. Το “big” δεν αναφέρεται στην ποσότητα των δεδομένων, αλλά στην πολυπλοκότητα που έχουν τα δεδομένα ώστε να διαβαστούν ή να αναλυθούν. Το τρίτο είναι ότι τα Big Data είναι μία καινούργια ικανότητα στη σημερινή κοινωνία μέσω της ανάλυσής τους να μπορέσουμε να αποκτήσουμε προϊόντα και υπηρεσίες μεγάλης αξίας. (Mayer Schönberger & Cukier, 2013)

Αυτοί οι τρεις ορισμοί είναι διαφορετικοί με αποτέλεσμα να είναι δύσκολο να δώσουμε έναν ακριβή και περιεκτικό ορισμό στον όρο Big Data, με αποτέλεσμα να είναι ευκολότερο να προσδιορίσουμε τι είναι τα Big Data δίνοντας 4 χαρακτηριστικά (4V – volume, variety, velocity, value,)

■ **Όγκος(volume):** Ο όγκος αναφέρεται στον τεράστιο όγκο των δεδομένων που συλλέγονται τα οποία έχουν φτάσει από terabytes(TB) σε petabytes(PB).

■ **Ταχύτητα(velocity):** Η ταχύτητα ορίζεται στον τυπικό κανόνα του “ενός δευτερολέπτου”, δηλαδή ότι χρειάζεται ένα δευτερόλεπτο (σχεδόν πραγματικός χρόνος) για να επεξεργαστούν αφού δοθεί η εντολή και στη συνέχεια εμφανιστούν τα δεδομένα. Αυτή είναι και μία ουσιώδης διαφορά των Big Data με την παραδοσιακή τεχνολογία εξόρυξης δεδομένων.

■ **Ποικιλία(variety):** Τα δεδομένα συλλέγονται από πολλές διαφορετικές πηγές και σε διάφορες μορφές, συμπεριλαμβανομένων δομημένων δεδομένων (π.χ. πίνακες



SQL ή αρχεία CSV), ημι-δομημένα δεδομένα (π.χ. κώδικας HTML) και μη δομημένα δεδομένα (π.χ. μηνύματα, βίντεο).

■ **Αξία(value):** Η αξία είναι το σημείο κλειδί όταν αναφερόμαστε στα Big Data και αυτό είναι στο να αποκτήσουμε χρήσιμες πληροφορίες μέσω των δεδομένων. Όπως για παράδειγμα όταν προσπαθούμε να γυρίσουμε μία σκηνή σε μία ταινία, μπορεί να έχουμε τραβήξει δεκάδες πλάνα αλλά ένα πλάνο θα μας δώσει την αξία που θέλουμε να προσθέσουμε στην ταινία μας. Έτσι και στα Big Data η αξία είναι πίσω από τα δεδομένα. Εάν δεν μπορούμε να αξιολογήσουμε και να ερμηνεύσουμε τα δεδομένα που κατέχουμε αυτομάτως χάνουμε την αξία τους. Υποδεικνύοντας την ποιότητα των δεδομένων, ήτοι καθορίζει τις ανωμαλίες των θόρυβο κ.α. στα δεδομένα.

Τα μεγάλα δεδομένα μπορεί να είναι δομημένα, ημι-δομημένα ή μη δομημένα δεδομένα. Τα στοιχεία δομημένων δεδομένων μπορούν να οργανωθούν σε πίνακες και συνήθως αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων όπου κάθε πεδίο αντιπροσωπεύει τον ίδιο τύπο πληροφοριών. Τα μη δομημένα δεδομένα μπορεί να είναι διαφορετικά, μη οργανωμένα δεδομένα που δεν μπορούν να αναπαρασταθούν σε μορφή πίνακα. Τα μη δομημένα δεδομένα, όπως αυτά που δημιουργούνται από μέσα κοινωνικής δικτύωσης, email, γραπτά μηνύματα, ηχογραφήσεις φωνής, εικόνες, ιστολόγια και σαρωτές απαιτούν εξειδικευμένες εφαρμογές προτού να είναι χρήσιμα στους επαγγελματίες των επενδύσεων. Για παράδειγμα, για την ανάλυση δεδομένων που περιέχονται σε μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου ή κειμένου, ενδέχεται να απαιτείται σχεδιασμένος ή προσαρμοσμένος κώδικας προγραμματισμού για την πρώτη επεξεργασία αυτών των αρχείων. Τα ημι-δομημένα δεδομένα μπορεί να έχουν χαρακτηριστικά τόσο δομημένων όσο και μη δομημένων δεδομένων.

### 2.2.1 Πηγές Big Data

Τα Big Data επομένως, περιλαμβάνουν δεδομένα που δημιουργούνται από:

- **Χρηματοοικονομικές αγορές** (π.χ. ίδια κεφάλαια, σταθερό εισόδημα, συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης, δικαιώματα προαίρεσης και άλλα παράγωγα),
- **Επιχειρήσεις** (π.χ. εταιρικά χρηματοοικονομικά, εμπορικές συναλλαγές και αγορές πιστωτικών καρτών),
- **Κυβερνήσεις** (π.χ. εμπορικά, οικονομικά, δεδομένα απασχόλησης και μισθοδοσίας),
- **Πολίτες** (π.χ. αγορές με πιστωτική κάρτα, κριτικές προϊόντων, αρχεία καταγραφής αναζήτησης στο Διαδίκτυο και δημοσιεύσεις κοινωνικών μέσων),

- **Αισθητήρες** (π.χ. δορυφορικές εικόνες, πληροφορίες φορτίου αποστολής και μοτίβα κυκλοφορίας) και, συγκεκριμένα,

- **Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων** ή το IoT (internet of things) (π.χ. δεδομένα που δημιουργούνται από "έξυπνα" κτίρια, όπου το κτίριο παρέχει μια σταθερή ροή πληροφοριών σχετικά με τον έλεγχο του κλίματος, την κατανάλωση ενέργειας και την ασφάλεια).

Στη συλλογή επιχειρηματικών πληροφοριών οι αναλυτές τείνουν να βασίζονται σε παραδοσιακές πηγές δεδομένων, χρησιμοποιώντας στατιστικές μεθόδους για τη μέτρηση της απόδοσης, την πρόβλεψη μελλοντικής ανάπτυξης και την ανάλυση των τάσεων του κλάδου και της αγοράς. Αντίθετα, η ανάλυση των Big Data ενσωματώνει τη χρήση εναλλακτικών πηγών δεδομένων.

Από τα δεδομένα λιανικών πωλήσεων, την ψυχολογία των μέσων κοινωνικής δικτύωσης έως τις δορυφορικές εικόνες οι αναλυτές μπορούν να αποκαλύψουν πληροφορίες σχετικά με τη γεωργία, τη ναυτιλία, τις εξέδρες άντλησης πετρελαίου, καθώς τα εναλλακτικά σύνολα δεδομένων μπορούν να παρέχουν πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά των καταναλωτών, τις τάσεις και άλλους παράγοντες σημαντικούς για επενδυτικές δραστηριότητες. Αυτές οι πληροφορίες έχουν σημαντική επίδραση στον τρόπο με τον οποίο οι επαγγελματίες επενδυτές, προσεγγίζουν τη χρηματοοικονομική ανάλυση και τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων

Υπάρχουν τρεις κύριες πηγές εναλλακτικών δεδομένων :

- **Δεδομένα που δημιουργούνται από άτομα**

- **Δεδομένα που δημιουργούνται από επιχειρηματικές διαδικασίες**

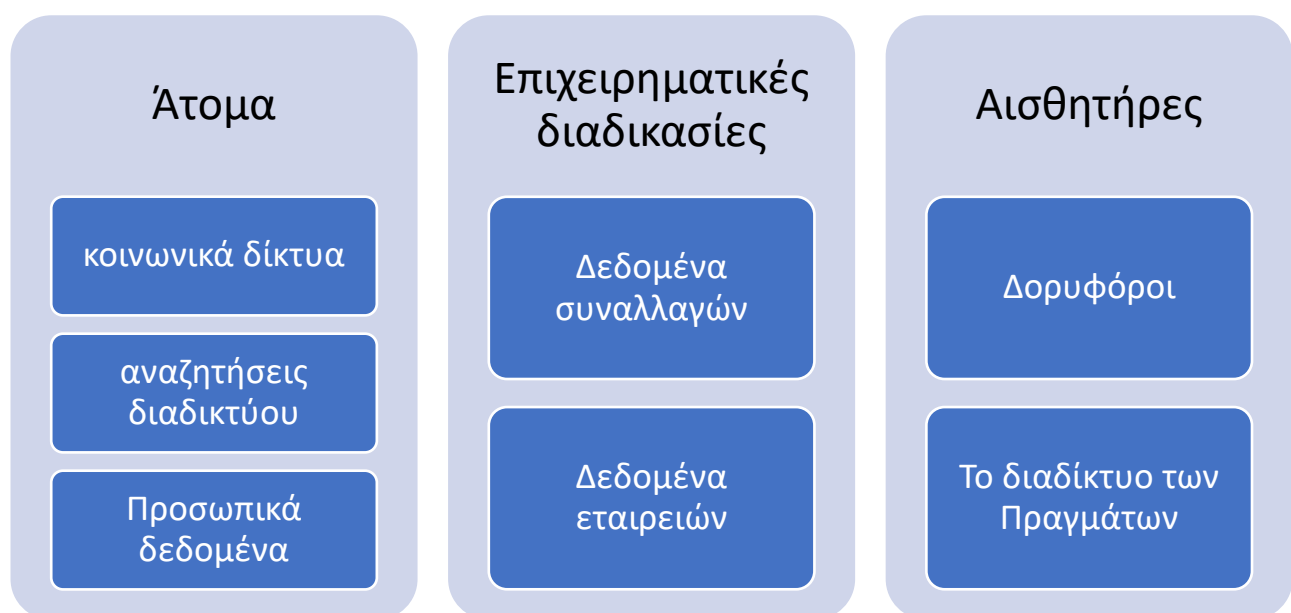
- **Δεδομένα που δημιουργούνται από αισθητήρες**

Τα δεδομένα που δημιουργούνται από άτομα παράγονται συχνά σε μορφή κειμένου, βίντεο, φωτογραφίας και ήχου και μπορούν επίσης να δημιουργηθούν με μέσα όπως κλικ σε ιστότοπους ή χρόνος που αφιερώνεται σε μια ιστοσελίδα. Αυτός ο τύπος δεδομένων τείνει να μην είναι δομημένος. Ο όγκος αυτού του τύπου δεδομένων αυξάνεται δραματικά καθώς οι άνθρωποι συμμετέχουν σε μεγαλύτερο αριθμό και συχνότερα σε διαδικτυακές δραστηριότητες, όπως τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και το ηλεκτρονικό εμπόριο, συμπεριλαμβανομένων των διαδικτυακών αναθεωρήσεων προϊόντων, υπηρεσιών και ολόκληρων εταιρειών και καθώς κάνουν προσωπικά δεδομένα διαθέσιμα μέσω αναζητήσεων ιστού, email και άλλων ηλεκτρονικών μονοπατιών (McKendrick, 2015).

Τα δεδομένα επιχειρηματικής διαδικασίας περιλαμβάνουν ροές πληροφοριών από εταιρείες και δημόσιους φορείς. Αυτά τα δεδομένα τείνουν να είναι δομημένα και περιλαμβάνουν πληροφορίες πωλήσεων, αγορές μέσω πιστωτικών καρτών.

Τα δεδομένα επιχειρηματικής διαδικασίας μπορεί να είναι πραγματικοί δείκτες της απόδοσης της επιχείρησης, ενώ οι παραδοσιακές εταιρικές μετρήσεις μπορούν να αναφέρονται μόνο σε τριμηνιαία ή και σε ετήσια βάση και συνήθως είναι καθυστερημένοι δείκτες απόδοσης. Τα δεδομένα του αισθητήρα συλλέγονται από συσκευές όπως έξυπνα τηλέφωνα, κάμερες, και δορυφόρους που συνήθως συνδέονται με υπολογιστές μέσω ασύρματων δικτύων. Τα δεδομένα αισθητήρα μπορεί να είναι μη δομημένα και ο όγκος των δεδομένων είναι πολλές παραγγελίες μεγέθους μεγαλύτερες από εκείνες των ατομικών ή επιχειρηματικών διαδικασιών.

Αυτή η δύναμη των δεδομένων αναπτύσσεται εκθετικά επειδή οι μικροεπεξεργαστές και η τεχνολογία εμφανίζονται όλο και περισσότερο σε ένα ευρύ φάσμα προσωπικών και εμπορικών ηλεκτρονικών συσκευών. Επεκτείνεται σε κτίρια γραφείων, σπίτια, οχήματα και πολλές άλλες φυσικές μορφές, με αποτέλεσμα αυτό καταλήγει σε μια ρύθμιση δικτύου, γνωστή ως το Διαδίκτυο των πραγμάτων, που σχηματίζεται από τη μεγάλη γκάμα φυσικών συσκευών, οικιακών συσκευών, έξυπνων κτιρίων, οχημάτων και άλλων στοιχεία που είναι ενσωματωμένα σε ηλεκτρονικά όπως αισθητήρες, λογισμικά και συνδέσεις δικτύου που επιτρέπουν στα αντικείμενα του συστήματος να αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους και να μοιράζονται πληροφορίες.



Πίνακας 1: Ταξινόμηση εναλλακτικών μορφών δεδομένων

### **2.2.2 Προκλήσεις Big Data**

Τα Big Data όταν χρησιμοποιούνται στην ανάλυση επενδύσεων, συμπεριλαμβανομένης της ποιότητας, του όγκου και της καταλληλότητας των δεδομένων προβάλλουν κάποια βασικά ζητήματα. Τα βασικά ζητήματα περιστρέφονται μεταξύ των ακόλουθων ερωτήσεων, μεταξύ άλλων: Το σύνολο δεδομένων έχει μεροληψία επιλογής, ελλιπή δεδομένα ή ακραία δεδομένα; Αρκεί ο όγκος των συλλεγόμενων δεδομένων; Είναι το σύνολο δεδομένων κατάλληλο για τον τύπο ανάλυσης; Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα δεδομένα πρέπει να προέρχονται, να καθαρίζονται και να οργανώνονται πριν να γίνει ανάλυση (Subrahmanyam 2019).

Αυτή η διαδικασία μπορεί να είναι εξαιρετικά δύσκολη με εναλλακτικά δεδομένα λόγω των μη δομημένων χαρακτηριστικών που τα χαρακτηρίζει. Τα δεδομένα είναι πιο συχνά ποιοτικά (π.χ. κείμενα, φωτογραφίες και βίντεο) παρά ποσοτικά. Δεδομένου του μεγέθους και της πολυπλοκότητας των εναλλακτικών συνόλων δεδομένων, οι παραδοσιακές αναλυτικές μέθοδοι δεν μπορούν πάντα να χρησιμοποιηθούν για την ερμηνεία και την αξιολόγηση αυτών των συνόλων δεδομένων. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, έχουν προκύψει τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης που υποστηρίζουν την εργασία σε τόσο μεγάλες και πολύπλοκες πηγές πληροφοριών.

### **2.3 Προηγμένα Εργαλεία Ανάλυσης: Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση**

Τα συστήματα υπολογιστών τεχνητής νοημοσύνης (AI) είναι ικανά να εκτελούν εργασίες που απαιτούν παραδοσιακά ανθρώπινη νοημοσύνη. Η τεχνολογία τεχνητής νοημοσύνης επέτρεψε την ανάπτυξη συστημάτων υπολογιστών που παρουσιάζουν γνωστική ικανότητα λήψης αποφάσεων συγκρίσιμη ή ανώτερη από αυτήν των ανθρώπων. Υπάρχουν διάφορες τεχνολογίες στο πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης, συμπεριλαμβανομένης της μηχανικής μάθησης (ML), της βαθιάς μάθησης (DL), των μοντέλων επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLPM), μηχανικής όρασης (CV) και μηχανικού συλλογισμού (MR) οι οποίες παράγουν αυτή την πολυδιάστατη γνώση. (Dahlan,2018)

Ένα πρώιμο παράδειγμα της τεχνητής νοημοσύνης ήταν το «σύστημα εμπειρογνομώνων», ένας τύπος προγραμματισμού υπολογιστών που προσπάθησε

να προσομοιώσει τη βάση γνώσεων και τις αναλυτικές ικανότητες των ανθρώπινων εμπειρογνομώνων σε συγκεκριμένα πλαίσια επίλυσης προβλημάτων. Αυτό επιτεύχθηκε συχνά με τη χρήση των κανόνων «εάν-τότε». Μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 1990, ταχύτερα δίκτυα και πιο ισχυροί επεξεργαστές επέτρεψαν στην AI να αναπτυχθεί σε logistics, data mining, οικονομική ανάλυση, ιατρική διάγνωση και άλλους τομείς. Από τη δεκαετία του 1980, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα έχουν χρησιμοποιήσει την τεχνητή νοημοσύνη - ιδιαίτερα, νευρωνικά δίκτυα, προγραμματισμό με βάση τον τρόπο με τον οποίο ο εγκέφαλός μας μαθαίνει και επεξεργάζεται πληροφορίες - για να εντοπίσει μη φυσιολογικές χρεώσεις ή αξιώσεις σε συστήματα εντοπισμού απάτης με πιστωτικές κάρτες (Vadlamani et al, 2017).

Το φαινόμενο ανάπτυξης συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης σε βιομηχανίες έχει κρίσιμο αντίκτυπο στον οικονομικό, κοινωνικό και εργασιακό τομέα (Acemoglu and Restrepo, 2017). Από θεωρητική σκοπιά οι Huang και Rust (2018) περιέγραψαν την τεχνητή νοημοσύνη ως μία σημαντική πηγή καινοτομίας που θα μπορούσε να αντικαταστήσει σταδιακά τις ανθρώπινες θέσεις εργασίας στο μέλλον. Πιο συγκεκριμένα προέβλεψα ότι η αυτοματοποιημένη τεχνολογία θα αναπτύξει πρώτα τη μηχανική ευφυΐα (mechanical intelligent) στην συνέχεια την αναλυτική ικανότητα (πχ robo-advisors) και μετά από κάποιο χρονικό διάστημα, ακόμη και την συναισθηματική νοημοσύνη. Με αποτέλεσμα να απαιτείται από τους εργαζόμενους να εξειδικευτούν σε διεργασίες που μπορούν να επιτευχθούν πιο δύσκολα μέσω αυτοματισμού (Huang and Rust, 2018)

Η μηχανική μάθηση (ML) είναι μια τεχνολογία που έχει αναπτυχθεί εκτός του ευρύτερου πεδίου AI. Οι αλγόριθμοι ML είναι προγράμματα υπολογιστών που μπορούν να «μάθουν» πώς να ολοκληρώνουν εργασίες, βελτιώνοντας την απόδοσή τους με την πάροδο του χρόνου αναλόγως την εμπειρία που έχουν συλλέξει.

Δεδομένου ότι χρησιμοποιείται επί του παρόντος στο επενδυτικό πλαίσιο, η ML απαιτεί τεράστιες ποσότητες δεδομένων για «εκπαίδευση», οπότε παρόλο που ορισμένες τεχνικές ML υπάρχουν εδώ και χρόνια, τα ανεπαρκή δεδομένα ιστορικά περιορίζουν την ευρύτερη εφαρμογή. Προηγουμένως, αυτοί οι αλγόριθμοι δεν είχαν πρόσβαση στις μεγάλες ποσότητες δεδομένων που απαιτούνται για τη μοντελοποίηση σχέσεων με επιτυχία. Η ανάπτυξη των Big Data παρέχει αλγόριθμους ML, όπως νευρωνικά δίκτυα με επαρκή δεδομένα για τη βελτίωση του μοντέλου και της προγνωστικής ακρίβειας, με αποτέλεσμα να είναι δυνατή η μεγαλύτερη χρήση τεχνικών ML.

Στο ML, ο αλγόριθμος υπολογιστών λαμβάνει «εισόδους» (ένα σύνολο μεταβλητών ή συνόλων δεδομένων) και μπορεί να δοθεί «έξοδος» (τα δεδομένα στόχου). Ο αλγόριθμος «μαθαίνει» από τα δεδομένα που παρέχουν τον καλύτερο τρόπο μοντελοποίησης εισόδων σε εξόδους (εάν παρέχονται) ή πώς να αναγνωρίζει ή να περιγράφει την υποκείμενη δομή δεδομένων εάν δεν δίνονται έξοδοι. Η εκπαίδευση πραγματοποιείται καθώς ο αλγόριθμος προσδιορίζει τις σχέσεις στα δεδομένα και χρησιμοποιεί αυτές τις πληροφορίες για να βελτιώσει τη μαθησιακή του διαδικασία.

Το ML περιλαμβάνει το διαχωρισμό του συνόλου δεδομένων σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και δεδομένων επικύρωσης (σύνολο δεδομένων αξιολόγησης). Το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης επιτρέπει στον αλγόριθμο να αναγνωρίζει σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων βάσει ιστορικών προτύπων στα δεδομένα. Αυτές οι σχέσεις δοκιμάζονται στη συνέχεια στο σύνολο δεδομένων επικύρωσης. Μόλις ένας αλγόριθμος έχει κυριαρχήσει τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης, το μοντέλο ML μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των αποτελεσμάτων με βάση άλλα σύνολα δεδομένων (Vadlamani et al, 2017).

Η ML απαιτεί ακόμη ανθρώπινη κρίση για την κατανόηση των υποκείμενων δεδομένων και την επιλογή των κατάλληλων τεχνικών για την ανάλυση δεδομένων. Προτού χρησιμοποιηθούν, τα δεδομένα πρέπει να είναι καθαρά και απαλλαγμένα από προκαταλήψεις. Όπως σημειώθηκε, τα μοντέλα ML απαιτούν επίσης αρκετά μεγάλες ποσότητες δεδομένων και ενδέχεται να μην έχουν καλή απόδοση όταν δεν υπάρχουν αρκετά διαθέσιμα δεδομένα για την εκπαίδευση και την επικύρωση του μοντέλου (Siau et al, 2018).

Οι αναλυτές πρέπει επίσης να γνωρίζουν τα λάθη που μπορεί να προκύψουν από την υπερβολική τοποθέτηση των δεδομένων, επειδή τα μοντέλα που υπερκαλύπτουν τα δεδομένα ενδέχεται να ανακαλύψουν «ψευδείς» σχέσεις ή «μη τεκμηριωμένα» μοτίβα που θα οδηγήσουν σε σφάλματα πρόβλεψης και εσφαλμένες προβλέψεις εξόδου. Η υπερφόρτωση συμβαίνει όταν το μοντέλο ML μαθαίνει το σύνολο δεδομένων εισαγωγής και στόχου πολύ ακριβή. Σε τέτοιες περιπτώσεις, το μοντέλο έχει «υπερ-εκπαιδευτεί» με δεδομένα και αντιμετωπίζει τον θόρυβο στα δεδομένα ως πραγματικές παραμέτρους. Ένα μοντέλο ML που έχουν τοποθετηθεί υπερβολικά δεδομένα (overfitting) δεν είναι σε θέση να προβλέψει με ακρίβεια τα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων και μπορεί να είναι πολύ περίπλοκο. (Siau et al, 2018).

Επιπλέον, δεδομένου ότι δεν έχουν προγραμματιστεί ρητά, οι τεχνικές ML μπορεί να φαίνεται να είναι αδιαφανείς ή «μαύρα κουτιά» προσεγγίσεις, οι οποίες καταλήγουν σε αποτελέσματα που μπορεί να μην είναι πλήρως κατανοητά ή εξηγήσιμα.

### 2.3.1 Τύποι μηχανικής μάθησης

Οι προσεγγίσεις των ML μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό σχέσεων μεταξύ μεταβλητών, στην ανίχνευση προτύπων ή τάσεων και στη δημιουργία δομής από δεδομένα, συμπεριλαμβανομένης της ταξινόμησης δεδομένων. Οι κύριοι τομείς προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης ανάλογα με τα είδη των προβλημάτων που αντιμετωπίζονται φαίνονται στο [σχήμα 2](#):



Εικόνα 2: Τύποι Μηχανικής Μάθησης

- **Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning):** Είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει να μοντελοποιεί σχέσεις με βάση τα δεδομένα των εισόδων. Στην επιβλεπόμενη μάθηση, οι εισοδοί και τα αποτελέσματα επισημαίνονται ή προσδιορίζονται για τον αλγόριθμο. Έχοντας μάθει πώς να γίνεται καλύτερα η μοντελοποίηση στις σχέσεις για τα επισημασμένα δεδομένα, οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για τη ταξινόμηση, την πρόβλεψη και τη διερμηνεία των αποτελεσμάτων. Η προσπάθεια αναγνώρισης του καλύτερου σήματος, ή μεταβλητής, για την πρόβλεψη μελλοντικών αποδόσεων σε ένα απόθεμα ή προσπαθώντας να προβλέψουμε εάν η απόδοση της τοπικής χρηματιστηριακής αγοράς θα είναι ανοδική, καθοδική ή επίπεδη κατά την επόμενη συνεδρίαση, είναι προβλήματα που μπορεί να προσεγγιστούν με τη χρήση επιβλεπόμενων τεχνικών μάθησης.

- **Μη επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning):** Είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος δεν έχει δεδομένα με ετικέτα αλλά παρουσιάζει μόνο δεδομένα από τα οποία επιδιώκει να περιγράψει την έξοδο και τη δομή τους. Χρησιμοποιείται συνήθως σε προβλήματα ανάλυσης συσχετίσεων και ομαδοποίησης. Η προσπάθεια ομαδοποίησης εταιρειών σε ομότιμες ομάδες βάσει των χαρακτηριστικών τους αντί της χρήσης τυπικών ομαδοποιήσεων είναι ένα πρόβλημα που μπορεί να προσεγγιστεί με τη χρήση μη επιβλεπόμενων τεχνικών μάθησης
- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement learning):** Αυτό που διαφοροποιεί την ενισχυτική μάθηση από τις άλλες δύο κατηγορίες είναι ότι βασίζεται στην ιδέα της μάθησης μέσω δοκιμής και λάθους. Η ενισχυτική μάθηση χρησιμοποιείται κυρίως στη διαχείριση του χαρτοφυλακίου και στη βέλτιστη εκτέλεση συναλλαγών. Δεδομένου ότι οι ενέργειες που πραγματοποιούνται στη διαχείριση του χαρτοφυλακίου έχουν μακροχρόνια αποτελέσματα και δεν μπορούν να μετρηθούν άμεσα, ορισμένα χρηματοοικονομικά προβλήματα θεωρούνται προβλήματα διαδοχικών αποφάσεων σε μεγάλο ή συνεχές περιβάλλον, η ενισχυτική μάθηση ταιριάζει για την επίλυση των προβλημάτων σε σχέση με την επιβλεπόμενη ή μη επιβλεπόμενη μάθηση.

Η ικανότητα ανάλυσης Big Data χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης, παράλληλα με τις πιο παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους, αντιπροσωπεύει μια σημαντική εξέλιξη στη διαχείριση των επενδύσεων, υποστηριζόμενη από την παρουσία μεγαλύτερης διαθεσιμότητας δεδομένων και προόδου στους ίδιους τους αλγόριθμους. Οι βελτιώσεις που γίνονται στην υπολογιστική ισχύ και στις ταχύτητες επεξεργασίας δεδομένων σε συνεργασία με το μειωμένο κόστος αποθήκευσης δεδομένων υποστήριξαν περαιτέρω αυτήν την εξέλιξη.

## **2.4 Εφαρμογές της Χρηματοοικονομικής Τεχνολογίας στη Διαχείριση των Επενδύσεων**

Τα τελευταία χρόνια η χρηματοοικονομική τεχνολογία με τη βοήθεια των Big Data και της τεχνητής νοημοσύνης ήταν σε θέση να κάνει πολύ σημαντικά βήματα στον τομέα της διαχείρισης των επενδύσεων. Η δημιουργία εφαρμογών για επαγγελματίες επενδυτές κοντεύει να αλλάξει την χρηματοπιστωτική βιομηχανία, αλλά και να περιορίσει τον ανθρώπινο παράγοντα με στόχο να βελτιώσει την απόδοση των επενδύσεων. Μερικές από τις εφαρμογές είναι η ανάλυση κειμένου (text mining), ανάλυση και ψυχολογία της αγοράς (market and sentimental analysis), αυτοματοποιημένοι σύμβουλοι (robo-advisors), εύρεση ανωμαλιών (anomaly



detection), ανάλυση κινδύνου (risk analysis) και αλγοριθμικές συναλλαγές (Algorithmic trading).

#### **2.4.1 Ανάλυση Κειμένου**

Η ανάλυση κειμένου περιλαμβάνει τη χρήση προγραμμάτων υπολογιστών για την ανάλυση και την εξαγωγή νοήματος συνήθως από μεγάλα, μη δομημένα σύνολα δεδομένων που βασίζονται σε κείμενο ή φωνή, όπως καταχωρίσεις εταιρειών, γραπτές αναφορές, περιεχόμενο στα κοινωνικά μέσα, δημοσιεύσεις στο διαδίκτυο και έρευνες. Η ανάλυση κειμένου περιλαμβάνει τη χρήση προγραμμάτων υπολογιστών για την αυτόματη ανάκτηση πληροφοριών από διαφορετικές πηγές προκειμένου να βοηθηθεί η διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η πιο αναλυτική χρήση περιλαμβάνει λεξική ανάλυση ή την ανάλυση της συχνότητας των λέξεων σε ένα έγγραφο και αναγνώριση προτύπων βάσει βασικών λέξεων και φράσεων (Nomura Research Institute,2015). Πρακτικά ο υπολογιστής θα διαβάσει όλες τις σχετικές πληροφορίες και ειδήσεις γύρω από ένα θέμα ή μια εταιρεία σε μόλις λίγα δευτερόλεπτα, ενώ ο άνθρωπος θα χρειαζόταν πολύ περισσότερο χρόνο και ακόμα δεν γνωρίζουμε αν θα ήταν σε θέση να καλύψει όλες τις πληροφορίες που θα επηρεάζουν το συγκεκριμένο θέμα.

Η μέθοδος εξόρυξης δεδομένων (data mining) βοηθά στην ανάλυση δεδομένων της αγοράς σε συνδυασμό με την ανάλυση του κειμένου που μπορεί να γίνει μπορούμε να παράγουμε αποτελέσματα πρόβλεψης τιμών.

Η τεχνολογία εξόρυξης δεδομένων σε συνδυασμό με την ανάλυση κειμένου εφαρμόζεται κυρίως στις συμβουλευτικές υπηρεσίες. Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (natural language processing – NLP) που χρησιμοποιείται στις συμβουλευτικές υπηρεσίες είναι ένα σύμπλεγμα πληροφορικής, τεχνητής νοημοσύνης και γλωσσολογίας. Η NLP είναι μία από τις σημαντικότερες εφαρμογές της ανάλυσης κειμένου που περιλαμβάνει μετάφραση, αναγνώριση ομιλίας, εξόρυξη δεδομένων. Ο αλγόριθμος που έχει χτιστεί πάνω στο μοντέλο της NLP μπορεί να προσδιορίσει τη σχέση μεταξύ τιμών και γεγονότων που ο άνθρωπος μπορεί να μην έχει παρατηρήσει, να αναλύσει ετήσιες αναφορές, άρθρα ειδήσεων, δημοσιεύσεις κοινωνικών μέσων, αλλά και δεδομένα που βασίζονται σε ήχο.

#### **2.4.2 Ανάλυση και Ψυχολογία της Αγοράς**

Η ανάλυση και η ψυχολογία της αγοράς πηγάζει από την ανάλυση κειμένου και την εξόρυξη δεδομένων και συχνά θεωρούνται ως ένα υποσύνολό τους. Η ψυχολογία της αγοράς το τελευταίο διάστημα κερδίζει μεγαλύτερη δημοτικότητα με την ευρεία ανάπτυξη των κοινωνικών μέσων ως εξόρυξη δεδομένων (Twitter,Reddit). Αυτή η

αυξανόμενη μάζα Big Data που προκύπτει από τις ανθρώπινες αλληλεπιδράσεις στο διαδίκτυο και τα διάφορα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, προσφέρει νέους τρόπους διερεύνησης της συμπεριφοράς των συμμετεχόντων στην αγορά. Με τη βοήθεια του NLP μπορούν να αποκρυπτογραφηθούν οι αποχρώσεις μέσα στο κείμενο και να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με δημοφιλή και μειωμένα θέματα ενδιαφέροντος. Τα μοντέλα ενσωματώνουν μη παραδοσιακές πληροφορίες για να αξιολογήσουν το περιεχόμενο των κειμένων (προτιμήσεις, απόψεις, αντιπάθειες σε μια προσπάθεια εντοπισμού τάσεων και βραχυπρόθεσμων δεικτών σχετικά με μια εταιρεία, ένα απόθεμα ή ένα οικονομικό γεγονός που μπορεί να επηρεάζει τις μελλοντικές επιδόσεις)

Για παράδειγμα μελέτες συνέδεσαν τον αριθμό των αναζητήσεων στο διαδίκτυο για ένα συγκεκριμένο θέμα σε μία επικείμενη οικονομική δραστηριότητα (αναζητήσεις Wikipedia και Google Trends) με επακόλουθη αλλαγή τιμής του δείκτη Dow Jones (Moat et al.,2013, Preis et al,2013). Το iSentium (χρησιμοποιείται συχνά από επενδυτικές τράπεζες και hedge funds) χρησιμοποιεί δικούς του αλγορίθμους για τη σάρωση πολλών εκατομμυρίων μηνυμάτων και αναρτήσεων σε πλατφόρμες κοινωνικών μέσων προκειμένου να κατανοήσει το καταναλωτικό συναίσθημα και να κάνει μία πρόβλεψη για μελλοντική οικονομική δραστηριότητα.

#### **2.4.3 Εύρεση ανωμαλιών**

Η αναγνώριση προτύπων βοηθά στον εντοπισμό συμπεριφοράς που αποκλίνει από τα τυπικά μοτίβα. Μέσω της FinTech και συγκεκριμένα της τεχνητής νοημοσύνης υπάρχει η δυνατότητα εντοπισμού παραβατικών διαδικασιών, όπως για παράδειγμα νομιμοποίηση εσόδων και παράνομων συναλλαγών (Nomura Research Institute,2015).

Μία από τις εταιρείες που έχει ήδη χρησιμοποιήσει αυτή την τεχνολογία είναι η Mastercard που στα τέλη του 2016 εισήγαγε την υπηρεσία Decision Intelligence χρησιμοποιώντας αλγορίθμους για τον προσδιορισμό φυσιολογικών και μη φυσιολογικών προτύπων αγοράς για τους πελάτες της, τοποθεσία της αγοράς, ώρα, τυπικό εύρος τιμών και άλλους παράγοντες που την βοηθούν στην ταχεία αναγνώριση της μη λογικής αγοραστικής συμπεριφοράς.

#### **2.4.4 Αλγοριθμικές Συναλλαγές**

Οι αλγοριθμικές συναλλαγές είναι συστήματα που χρησιμοποιούν συγκεκριμένους αλγορίθμους για να συγκεντρώσουν και να ενσωματώσουν γνώσεις σχετικά με τις μεταβαλλόμενες συνθήκες αγοράς και το επίπεδο των τιμών με στόχο να κάνουν αυτοματοποιημένες και πολύ γρήγορες συναλλαγές. Συχνά οι συναλλαγές γίνονται

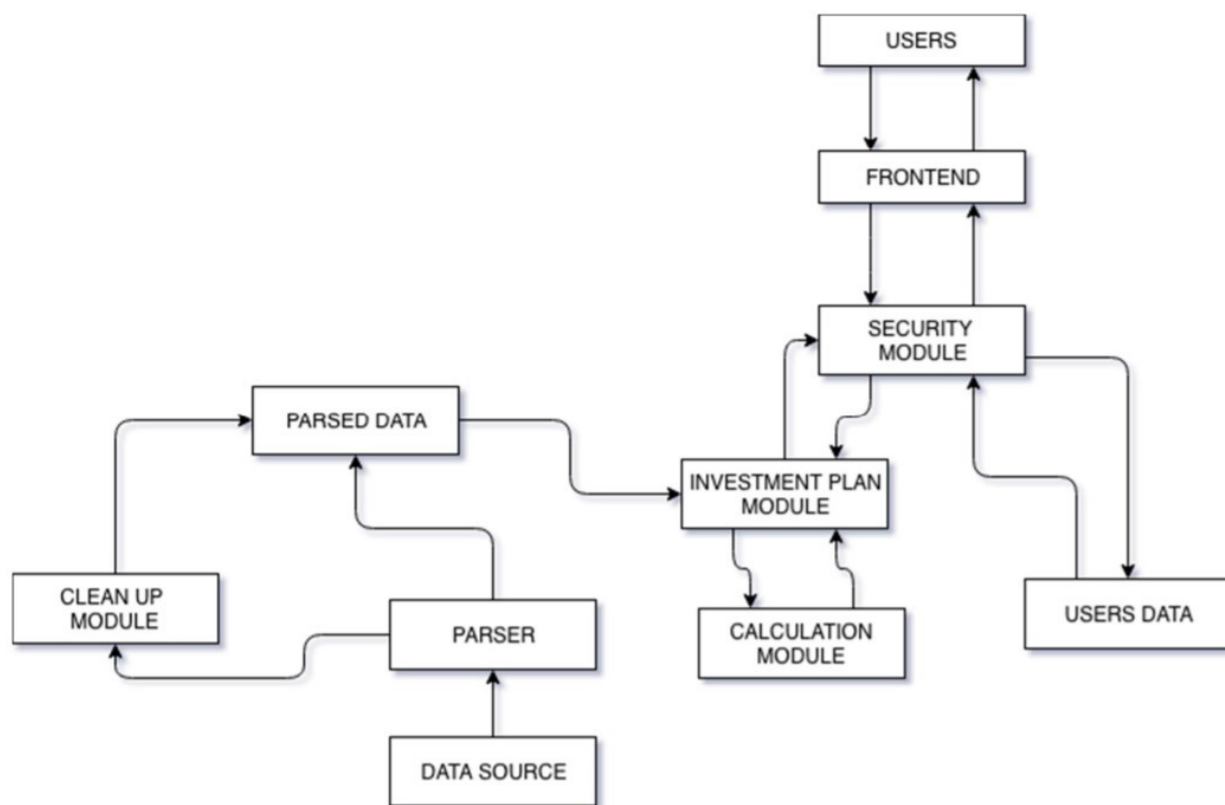
τόσο γρήγορα που τους αποδόθηκε ο όρος “διαπραγμάτευση υψηλής συχνότητας (High frequency trading)”. Για προφανείς λόγους ο άνθρωπος δεν μπορεί να επεξεργαστεί πληροφορίες σε τόσο σύντομο χρονικό διάστημα με αποτέλεσμα το αλγοριθμικό σύστημα να βγαίνει νικητής σε αυτή τη διαδικασία.

Οι συναλλαγές που εκτελούνται σε δίκτυα υψηλής συχνότητας πραγματοποιούνται συνήθως σε κλάσματα δευτερολέπτου, αποφασίζοντας τι να αγοράσουν ή να πουλήσουν με βάση τις τιμές σε πραγματικό χρόνο και τις συνθήκες της αγοράς επιδιώκοντας τη μεγιστοποίηση του κέρδους και τυχόν ενδοημερήσια σφάλματα της αγοράς. Σήμερα πια οι αλγοριθμικές συναλλαγές έχουν κερδίσει αρκετό έδαφος με πολλές εταιρείες να τις χρησιμοποιούν ως ανταγωνιστικό πλεονέκτημα λόγω της μεγάλης έξαρσης των κοινωνικών δικτύων (Twitter, Reddit κλπ).

Ένα παράδειγμα είναι η εταιρεία Cerebellum Capital, μια εταιρεία διαχείρισης χρηματοοικονομικών επενδύσεων που εφαρμόζει λύσεις τεχνητής νοημοσύνης για επενδυτικές αποφάσεις. Χρησιμοποιώντας μηχανική μάθηση, ήτοι αλγοριθμικό σύστημα που κάνει τα δικά του προγνωστικά μοντέλα για το πως θα κινηθούν οι αγορές, δοκιμάζοντάς τα και διορθώνοντας πιθανόν σφάλματα που μπορεί να προκύψουν ενημερώνοντας συνεχώς τους αλγορίθμους της.

#### **2.4.5 Robo-Advisor**

Ο Robo-σύμβουλος αποκλείει σχεδόν εξ ολοκλήρου τον ανθρώπινο παράγοντα στον κλάδο των χρηματοοικονομικών επενδύσεων, προσφέροντας επενδυτικές συμβουλές βασισμένες σε αλγορίθμους για τη διαχείριση του χαρτοφυλακίου τους που προέρχονται από ερωτηματολόγια και έρευνες. (Jung, Dorner, Glaser & Morena, 2017) Μέσω των [ερωτηματολογίων](#) και των ερευνών το χαρτοφυλάκιο κάθε επενδυτή είναι δομημένο έτσι ώστε να επιτυγχάνει τις βέλτιστες αποδόσεις στο επίπεδο κινδύνου που έχει θέσει ο επενδυτής.



Εικόνα 3: Διαδικασία Λειτουργίας ενός Robo-Advisor

Αφού συμπληρωθεί το ερωτηματολόγιο για τον προσδιορισμό του προφίλ κινδύνου απόδοσης του επενδυτή, το παραπάνω [σχήμα 3](#) απεικονίζει την τεχνική διαδικασία λειτουργίας ενός robo-advisor. (Ivanov et al., 2018) Αρχικά ο σύμβουλος λαμβάνει τα δεδομένα, για παράδειγμα τις τιμές των μετοχών ως είσοδο. Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία επενδυτικού σχεδίου σε συνδυασμό με τον βαθμό κινδύνου που έχει επιλέξει ο επενδυτής, τον επενδυτικό ορίζοντα κ.α. Στη συνέχεια πραγματοποιείται η ανάλυση των δεδομένων (parser). Μία διαδικασία που τα δεδομένα εξάγονται, διαμορφώνονται και μεταφέρονται στην μονάδα ανάλυσης (parsed data), ενώ τα μη έγκυρα ή αποδεκτά δεδομένα μεταφέρονται στην μονάδα εκκαθάρισης (clean up module). Η μονάδα επενδυτικού σχεδίου (investment plan module) δημιουργεί τα επενδυτικά σχέδια και τα διατηρεί ενημερωμένα σύμφωνα με τους υπολογισμούς που γίνονται στη μονάδα υπολογισμών (calculation module). Η μονάδα ασφαλείας (security module) συνδέεται με τη μονάδα επενδυτικού σχεδίου, το front-end και τα δεδομένα του χρήστη. Η μονάδα των προσωπικών δεδομένων (users data) περιλαμβάνει προσωπικά στοιχεία των χρηστών καθώς και τα επενδυτικά τους σχέδια. Η μονάδα ασφαλείας διασφαλίζει ότι τα δεδομένα του χρήστη είναι ασφαλή και μη ορατά σε τρίτους. Η μονάδα front-end είναι η διεπαφή του χρήστη με το σύστημα του robo-advisor.

<b>Γενικές Πληροφορίες</b>	<b>Ανοχή Κινδύνου</b>
Εισόδημα	Ηλικία
Πόσο της επένδυσης	Σύνδεση με τις Επενδύσεις
Περιγραφή της εργασίας	Σχέση με τον κίνδυνο
Πηγή εισοδήματος	Επίπεδο κινδύνου χαρτοφυλακίου
Δαπάνες	Μετοχές, ομόλογα, κρυπτονομίσματα
Κατάσταση Εργασίας	Συνταξιοδοτικό
<b>Ικανότητα Κινδύνου</b>	<b>Ενδιαφέρον για Περιουσιακά Στοιχεία για την Προσωπική Ικανοποίηση</b>
Εξάρτηση της Επένδυσης	Εμπειρία απώλειας/πτώσης πριν από την πώληση
Πρόβλεψη εισοδήματος	Οικογενειακή Κατάσταση
Ποσοστό Επένδυσης	Οικονομικές γνώσεις
Ποσό Επένδυσης	Επενδυτική Εμπειρία
Επενδυτικός Ορίζοντας	Επενδυτικός Στόχος
Υποχρεώσεις	Τύπος επενδυτή
Ποσοστό αποταμίευσης	Επιστροφή έναντι Κινδύνου

*Πίνακας 2:Κατηγορίες και υποκατηγορίες ερωτηματολογίων επενδυτών*

Οι αναλύσεις και οι συστάσεις των robo-advisor μπορούν να καλύψουν τόσο το ενεργό όσο και το παθητικό στυλ διαχείρισης, έχει διαμορφωθεί όμως στην αγορά ότι οι περισσότεροι ρομπότ-σύμβουλοι ακολουθούν μια παθητική επενδυτική προσέγγιση. Αυτοί οι ρομπότ-σύμβουλοι έχουν συνήθως χαμηλά τέλη και εφαρμόζουν τις συστάσεις τους με αμοιβαία κεφάλαια χαμηλού κόστους, διαφοροποιημένου δείκτη ή χρηματικών ανταλλαγών (ETFs). Παρόλα αυτά οι επενδυτές, ιδιαίτερα οι επενδυτές μεγάλων χαρτοφυλακίων δεν εμπιστεύονται ακόμα τους συμβούλους-ρομπότ και προτιμούν υβριδικά μοντέλα όπου μπορούν να αναζητήσουν πληροφορίες, αλλά και να επικοινωνήσουν με έναν ανθρώπινο σύμβουλο πριν ολοκληρώσουν την επένδυση, με αποτέλεσμα να έχουν δημιουργηθεί δύο μοντέλα συμβούλων- ρομπότ:

- Ο πλήρως αυτοματοποιημένος σύμβουλος που δεν βασίζεται στη βοήθεια του ανθρώπινου παράγοντα. Ο σύμβουλος αυτός επιδιώκει να προσφέρει μια λύση χαμηλού κόστους για επενδύσεις και να προτείνει ένα επενδυτικό χαρτοφυλάκιο το οποίο συχνά αποτελείται από ETFs.
- Ο σύμβουλος με τη βοήθεια του ανθρώπινου παράγοντα. Ο σύμβουλος αυτός υποστηρίζεται από τον ανθρώπινο παράγοντα και μπορεί να προσφέρει συμβουλές και εναλλακτικές προτάσεις στον επενδυτή μέσω τηλεφώνου και

συνάντησης, συνήθως αναλαμβάνει πιο σύνθετα και πιο απαιτητικά χαρτοφυλάκια.

Ωστόσο, υπάρχει μια αρνητικότητα στους συμβούλους ρομπότ ειδικότερα σε περιόδους κρίσης, ήτοι όταν οι άνθρωποι συχνά αναζητούν καθοδήγηση από την ανθρώπινη εμπειρογνωμοσύνη. Μπορεί να μην είναι πάντα απόλυτα διαφανές γιατί ένας ρομπότ-σύμβουλος επιλέγει να κάνει μια σύσταση ή να κάνει μια εμπορική ενέργεια που έκανε, σε αντίθεση με έναν ανθρώπινο σύμβουλο που μπορεί να παράσχει τη λογική του. Τέλος, ενδέχεται να υπάρχουν ζητήματα εμπιστοσύνης στο να επιτρέπεται στους υπολογιστές να λαμβάνουν αυτές τις αποφάσεις, συμπεριλαμβανομένων ανησυχιών για περιπτώσεις όπου οι ρομπότ-σύμβουλοι μπορεί να προτείνουν ακατάλληλες επενδύσεις.

### **2.5.1 Ανάλυση κινδύνου**

Σύμφωνα με εντολή των ρυθμιστικών αρχών παγκοσμίως, η παγκόσμια βιομηχανία επενδύσεων έχει αναλάβει σημαντικά βήματα στην εκτίμηση κινδύνου που περιλαμβάνει την ανάλυση τεράστιων ποσοτήτων ποσοτικών και ποιοτικών δεδομένων κινδύνου. Τα δεδομένα περιλαμβάνουν πληροφορίες σχετικά με τη ρευστότητα της εταιρείας και των εμπορικών εταιρών της, τις θέσεις ισολογισμού, τα πιστωτικά ανοίγματα, τα σταθμισμένα περιουσιακά στοιχεία και τις παραμέτρους κινδύνου. Τα τεστ στρες μπορεί επίσης να λαμβάνουν υπόψη ποιοτικές πληροφορίες, όπως διαδικασίες προγραμματισμού κεφαλαίου, αναμενόμενες αλλαγές επιχειρηματικού σχεδίου, βιωσιμότητα επιχειρηματικού μοντέλου και λειτουργικό κίνδυνο (Giudici).

Υπάρχει αυξημένο ενδιαφέρον για την παρακολούθηση του κινδύνου σε πραγματικό χρόνο. Για να γίνει αυτό, τα σχετικά δεδομένα πρέπει να λαμβάνονται από την εταιρεία, να αντιστοιχίζονται σε γνωστούς κινδύνους και να αναγνωρίζονται ως κίνδυνοι εντός της εταιρείας. Τα δεδομένα μπορούν να συγκεντρωθούν για σκοπούς αναφοράς ή να χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι σε μοντέλα κινδύνου.

Τα Big Data ενδέχεται να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τις πραγματικές συνθήκες και τις μεταβαλλόμενες συνθήκες της αγοράς για να βοηθήσουν στον εντοπισμό των εξασθενημένων συνθηκών της αγοράς και των δυσμενών τάσεων εκ των προτέρων, επιτρέποντας στους διαχειριστές να χρησιμοποιούν τεχνικές διαχείρισης κινδύνου και πρακτικές αντιστάθμισης νωρίτερα για να βοηθήσουν στη διατήρηση της αξίας των περιουσιακών στοιχείων.

Για παράδειγμα, η αξιολόγηση εναλλακτικών δεδομένων με χρήση τεχνικών ML μπορεί να βοηθήσει στη μείωση των κερδών της εταιρείας και στη μελλοντική

απόδοση των μετοχών. Επιπλέον, η ανάλυση των δεδομένων της αγοράς σε πραγματικό χρόνο και των προτύπων συναλλαγών μπορεί να βοηθήσει τους αναλυτές να εντοπίσουν την πίεση αγοράς ή πώλησης των μετοχών.

Οι τεχνικές ML μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βοηθήσουν στην αξιολόγηση της ποιότητας των δεδομένων. Για την εξασφάλιση ακριβών και αξιόπιστων δεδομένων που ενδέχεται να προέρχονται από πολλές εναλλακτικές πηγές δεδομένων, οι τεχνικές ML μπορούν να βοηθήσουν στην επικύρωση της ποιότητας των δεδομένων εντοπίζοντας αμφισβητήσιμα δεδομένα, πιθανά σφάλματα και ακροδέκτες δεδομένων πριν από την ενσωμάτωση με παραδοσιακά δεδομένα για χρήση σε μοντέλα κινδύνου και σε εφαρμογές διαχείρισης κινδύνου.

Η διαχείριση κινδύνων χαρτοφυλακίου χρησιμοποιεί συχνά ανάλυση σεναρίων — αναλύοντας την πιθανή απόδοση του χαρτοφυλακίου και το κόστος εκκαθάρισης σε ένα υποθετικό σενάριο ή την επανάληψη ενός ιστορικού γεγονότος.

Για παράδειγμα, για να κατανοήσουμε τις επιπτώσεις της κατοχής ή εκκαθάρισης θέσεων κατά τη διάρκεια δυσμενών ή ακραίων περιόδων της αγοράς, όπως η χρηματοπιστωτική κρίση, οι διαχειριστές κεφαλαίων μπορούν να πραγματοποιήσουν ανάλυση σεναρίου «if-else» και δοκιμή χαρτοφυλακίου χρησιμοποιώντας δεδομένα χρονικού διαστήματος για να κατανοήσουν το κόστος εκκαθάρισης και συνέπειες χαρτοφυλακίου υπό διαφορετικές συνθήκες αγοράς. Αυτές οι προσομοιώσεις είναι συχνά πολύ απαιτητικές υπολογιστικά και μπορούν να διευκολυνθούν μέσω της χρήσης προηγμένων τεχνικών που βασίζονται σε AI.

## **2.6 Τεχνολογία κατανεμημένου καθολικού**

Τεχνολογία κατανεμημένου καθολικού - τεχνολογία βασισμένη σε κατανεμημένο καθολικό (ορίζεται παρακάτω) - αντιπροσωπεύει την εξέλιξη του Fintech και προσφέρει πιθανές βελτιώσεις στον τομέα της τήρησης χρηματοοικονομικών αρχείων. Τα δίκτυα DLT θεωρούνται ως ένα αποτελεσματικό μέσο για τη δημιουργία, ανταλλαγή και παρακολούθηση της ιδιοκτησίας των χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων σε ομότιμη βάση. Τα πιθανά οφέλη περιλαμβάνουν μεγαλύτερη ακρίβεια, διαφάνεια και ασφάλεια στην τήρηση αρχείων. ταχύτερη μεταβίβαση κυριότητας και αλληλεπιδράσεις από ομότιμους. (Río, 2017)

Ωστόσο, η τεχνολογία δεν είναι απόλυτα ασφαλής και είναι πιθανές παραβιάσεις της ιδιωτικής ζωής και της προστασίας προσωπικών δεδομένων. Επιπλέον, οι διαδικασίες στις οποίες βασίζεται το DLT απαιτούν γενικά τεράστιες ποσότητες ενέργειας για την επαλήθευση της συναλλαγής. Ένα κατανεμημένο καθολικό είναι

ένας τύπος βάσης δεδομένων που μπορεί να μοιραστεί μεταξύ οντοτήτων ενός δικτύου. Σε ένα κατακεντρωμένο καθολικό, οι εγγραφές καταγράφονται, αποθηκεύονται και διανέμονται σε ένα δίκτυο συμμετεχόντων, έτσι ώστε ο κάθε συμμετέχων να έχει ένα αντίστοιχο αντίγραφο της ψηφιακής βάσης δεδομένων. Τα βασικά στοιχεία ενός δικτύου DLT περιλαμβάνουν ένα ψηφιακό καθολικό, έναν μηχανισμό συναίνεσης που χρησιμοποιείται για την επιβεβαίωση νέων καταχωρήσεων και ένα δίκτυο συμμετεχόντων.

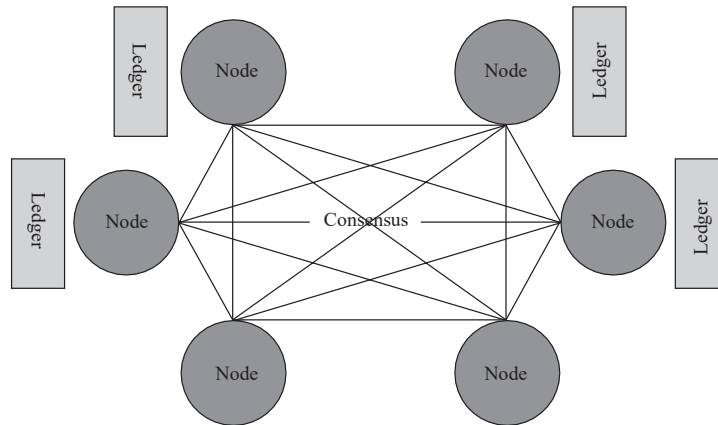
Ο μηχανισμός συναίνεσης είναι η διαδικασία με την οποία οι οντότητες του υπολογιστή (ή κόμβοι) σε ένα δίκτυο, συμφωνούν για μια κοινή κατάσταση του καθολικού. Η συναίνεση περιλαμβάνει γενικά δύο βήματα: επικύρωση συναλλαγής και συμφωνία για την ενημέρωση των βιβλίων από τα μέρη του δικτύου. Αυτές οι δυνατότητες επιτρέπουν τη δημιουργία εγγραφών που, ως επί το πλείστον, θεωρούνται αμετάβλητες, αλλά είναι διαφανείς και προσβάσιμες στους συμμετέχοντες στο δίκτυο σε σχεδόν πραγματικό χρόνο.

Τα χαρακτηριστικά του DLT περιλαμβάνουν τη χρήση κρυπτογραφίας - μια αλγοριθμική διαδικασία για την κρυπτογράφηση δεδομένων, καθιστώντας τα δεδομένα άχρηστα αν ληφθούν από μη εξουσιοδοτημένα μέρη - που επιτρέπει υψηλό επίπεδο ασφάλειας δικτύου και ακεραιότητας βάσης δεδομένων. Για παράδειγμα, το DLT χρησιμοποιεί πολύ σύνθετες κρυπτογραφικές μεθόδους για την επαλήθευση της ταυτότητας των συμμετεχόντων στο δίκτυο και για την κρυπτογράφηση δεδομένων. (Río, 2017)

Το DLT έχει τη δυνατότητα να φιλοξενήσει «υπολογιστικά συμβόλαια (smart contracts)», τα οποία είναι προγράμματα υπολογιστών που περιγράφονται σε γραμμές κώδικα, με στόχο να εκτελούν αυτόματα τις συναλλαγές όταν πληρούνται οι κατάλληλες συνθήκες (όροι) μιας συναλλαγής/συμφωνίας που έχουν συμφωνηθεί από τα συμβαλλόμενα μέρη. Παραδείγματα υπολογιστικού συμβολαίου είναι η αυτόματη εκτέλεση ενδεχόμενων αξιώσεων για παράγωγα και η στιγμιαία μεταφορά ασφάλειας σε περίπτωση αθέτησης.

Το [σχήμα 4](#) απεικονίζει ένα κατακεντρωμένο δίκτυο καθολικών στο οποίο όλοι οι κόμβοι συνδέονται μεταξύ τους, ο καθένας έχει ένα αντίγραφο του κατακεντρωμένου καθολικού. Ο όρος «Consensus» εμφανίζεται στο κέντρο του δικτύου και αντιπροσωπεύει τον μηχανισμό συναίνεσης στον οποίο οι κόμβοι συμφωνούν για νέες συναλλαγές και ενημερώσεις καθολικών.





Εικόνα 4: Διαμόρφωση κατανεμημένου δικτύου καθολικών

Πηγή: <https://blockgeeks.com/guides/what-is-hyperledger/>.

Το Blockchain είναι ένας τύπος ψηφιακού καθολικού στον οποίο πληροφορίες, όπως αλλαγές στην ιδιοκτησία, καταγράφονται διαδοχικά μέσα σε μπλοκ τα οποία στη συνέχεια συνδέονται ή «συνδέονται» μαζί και ασφαλιζονται χρησιμοποιώντας κρυπτογραφικές μεθόδους. Κάθε μπλοκ περιέχει μια ομαδοποίηση συναλλαγών (ή καταχωρίσεων) και έναν ασφαλή σύνδεσμο (γνωστός ως κατακερματισμός) με το προηγούμενο μπλοκ ([Gupta & Mandy, 2019](#)).

Νέες συναλλαγές εισάγονται στην αλυσίδα μόνο μετά την επικύρωση μέσω ενός μηχανισμού συναίνεσης στον οποίο εξουσιοδοτημένα μέλη συμφωνούν για τη συναλλαγή και την προηγούμενη σειρά, ή το ιστορικό στο οποίο έχουν πραγματοποιηθεί προηγούμενες συναλλαγές.

Ο μηχανισμός συναίνεσης που χρησιμοποιείται για την επαλήθευση μιας συναλλαγής περιλαμβάνει ένα κρυπτογραφικό πρόβλημα που πρέπει να επιλύεται από ορισμένους υπολογιστές στο δίκτυο (γνωστοί ως ανθρακωρύχοι) κάθε φορά που πραγματοποιείται μια συναλλαγή. Η διαδικασία ενημέρωσης του blockchain μπορεί να απαιτεί σημαντικές ποσότητες υπολογιστικής ισχύος, καθιστώντας πολύ δύσκολο και εξαιρετικά ακριβό για ένα μεμονωμένο τρίτο μέρος να χειριστεί ιστορικά δεδομένα. Για τον χειρισμό ιστορικών δεδομένων, ένα άτομο ή οντότητα θα πρέπει να ελέγχει την πλειονότητα των κόμβων στο δίκτυο. Η επιτυχία του δικτύου, επομένως, βασίζεται στην ευρεία συμμετοχή στο δίκτυο.

Το DLT μπορεί να έχει τη μορφή δικτύων χωρίς άδεια ή με άδεια. Τα δίκτυα χωρίς άδεια είναι ανοιχτά σε οποιονδήποτε χρήστη επιθυμεί να πραγματοποιήσει μια

συναλλαγή και όλοι οι χρήστες του δικτύου μπορούν να δουν όλες τις συναλλαγές που υπάρχουν στο blockchain Σε ένα σύστημα DLT χωρίς άδεια ή ανοιχτό, οι συμμετέχοντες στο δίκτυο μπορούν να εκτελούν όλες τις λειτουργίες δικτύου.

Το κύριο πλεονέκτημα ενός δικτύου χωρίς άδεια είναι ότι δεν εξαρτάται από μια κεντρική αρχή για να επιβεβαιώσει ή να αρνηθεί την εγκυρότητα των συναλλαγών, επειδή αυτό γίνεται μέσω του μηχανισμού συναίνεσης. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει ούτε ένα σημείο αποτυχίας, καθώς όλες οι συναλλαγές καταγράφονται σε μία κατακευματισμένη βάση δεδομένων και κάθε κόμβος αποθηκεύει ένα αντίγραφο της βάσης δεδομένων. Μόλις προστεθεί μια συναλλαγή στο blockchain, δεν μπορεί να αλλάξει, εμποδίζοντας τη χειραγώγηση. Το κατακευματισμένο καθολικό γίνεται μόνιμο και αμετάβλητο αρχείο όλων των προηγούμενων συναλλαγών. Σε ένα δίκτυο χωρίς άδεια, η εμπιστοσύνη δεν αποτελεί απαίτηση μεταξύ συναλλασσόμενων μερών.

Ένα πολύ γνωστό παράδειγμα ανοιχτού δικτύου χωρίς άδεια είναι το Bitcoin. Χρησιμοποιώντας την τεχνολογία blockchain, το Bitcoin δημιουργήθηκε το 2009 για να χρησιμεύσει ως δημόσιο καθολικό για όλες τις συναλλαγές που πραγματοποιούνται στο εικονικό του νόμισμα. Από την εισαγωγή του Bitcoin, έχουν δημιουργηθεί πολλά περισσότερα κρυπτονομίσματα ή ψηφιακά νομίσματα, τα οποία χρησιμοποιούν δίκτυα DLT χωρίς άδεια.

### **2.6.1 Εφαρμογές Κατακευματισμένης Τεχνολογίας Καθολικών στη Διαχείριση Επενδύσεων**

Πιθανές εφαρμογές του DLT στη διαχείριση επενδύσεων περιλαμβάνουν κρυπτονομίσματα, tokens, εκκαθάριση και διακανονισμό με το εμπόριο και τη συμμόρφωση.

#### *2.6.1.1 Κρυπτονομίσματα*

Ένα Κρυπτονόμισμα (Cryptocurrency), επίσης γνωστό ως ψηφιακό νόμισμα, λειτουργεί ως ηλεκτρονικό νόμισμα και επιτρέπει συναλλαγές σχεδόν σε πραγματικό χρόνο μεταξύ των μερών χωρίς την ανάγκη για έναν ενδιάμεσο, όπως μια τράπεζα. Ως ηλεκτρονικά μέσα ανταλλαγής, τα κρυπτονομίσματα στερούνται φυσικής μορφής και εκδίδονται ιδιωτικά από άτομα, εταιρείες και άλλους οργανισμούς. Τα περισσότερα κρυπτονομίσματα που εκδίδονται χρησιμοποιούν ανοιχτά συστήματα DLT στα οποία χρησιμοποιείται ένα αποκεντρωμένο κατακευματισμένο καθολικό για την καταγραφή και την επαλήθευση όλων των συναλλαγών ψηφιακού νομίσματος.

Τα κρυπτονομίσματα δεν έχουν παραδοσιακά υποστηριχθεί ή ρυθμιστεί από κυβερνήσεις. Το σημαντικότερο ερώτημα είναι εάν έγκειται το Κρυπτονόμισμα στον

προσδιορισμό ως αξιόγραφο ή όχι. Η κάθε κυβέρνηση προσπαθεί να οριοθετήσει και να προβάλλει ένα κανονιστικό περιβάλλον για την οριοθέτηση του κρυπτονομίσματος με το Ελ Σαλβαδόρ να γίνεται η πρώτη χώρα που κάνει το Bitcoin επίσημο νόμισμά της. Αντίθετα η Κίνα με κάθε ευκαιρία απαγορεύει τα κρυπτονομίσματα και το mining με αποτέλεσμα άλλες χώρες να θέλουν να εκμεταλλευτούν αυτή την απαγόρευση, όπως η Αμερική που προσπαθεί να φτιάξει τα θεμέλια αποδοχής. Οι κεντρικές τράπεζες σε όλο τον κόσμο, ωστόσο, αναγνωρίζουν πιθανά οφέλη και εξετάζουν περιπτώσεις χρήσης για τις δικές τους εκδόσεις κρυπτογράφησης και επένδυσης.

Πολλά κρυπτονομίσματα έχουν αυτοεπιβαλλόμενο όριο στο συνολικό αριθμό νομίσματος που ενδέχεται να εκδώσουν. Παρόλο που τέτοια όρια θα μπορούσαν να βοηθήσουν στη διατήρηση της αξίας τους, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι πολλά κρυπτονομίσματα έχουν βιώσει υψηλά επίπεδα αστάθειας των τιμών και αυτό οφείλεται στην έλλειψη των θεμελιωδών στοιχείων τους και στις παρεμβάσεις των κυβερνήσεων (πχ Κίνα) και αναγνωρίσιμων προσώπων.

#### *2.6.1.2 Tokenization*

Οι συναλλαγές που περιλαμβάνουν φυσικά περιουσιακά στοιχεία, όπως ακίνητα, είδη πολυτελείας και αγαθά, συχνά απαιτούν σημαντικές προσπάθειες για την επαλήθευση της ιδιοκτησίας και την εξέταση κάθε φορά που πραγματοποιείται μεταβίβαση ιδιοκτησίας. Μέσω της κωδικοποίησης, της διαδικασίας εκπροσώπησης των δικαιωμάτων ιδιοκτησίας σε φυσικά περιουσιακά στοιχεία σε ένα blockchain ή καταμεμημένο καθολικό, το DLT έχει τη δυνατότητα να εξορθολογήσει αυτήν τη διαδικασία δημιουργώντας μια ενιαία, ψηφιακή εγγραφή ιδιοκτησίας με την οποία να επαληθεύει τον τίτλο ιδιοκτησίας και την αυθεντικότητα, συμπεριλαμβανομένων όλων των ιστορικών δραστηριοτήτων. Οι συναλλαγές σε ακίνητα που απαιτούν ιδιοκτησία και προσδιορισμό επαλήθευσης μπορεί να είναι ένας τομέας για να επωφεληθείτε από την κωδικοποίηση, επειδή αυτές οι συναλλαγές είναι συνήθως απαιτητικές και δαπανηρές γιατί περιλαμβάνουν αποκεντρωμένα αρχεία βάσει χαρτιού και πολλά μέρη. ([Filippi & Hassan, 2016](#))

#### *2.6.1.3 Εκκαθάριση και διακανονισμός μετά το εμπόριο*

Στις αγορές χρηματοοικονομικών κινητών αξιών, οι διαδικασίες μετά την διαπραγμάτευση για επιβεβαίωση, εκκαθάριση και διακανονισμός συναλλαγών είναι συχνά πολύπλοκες και απαιτούν εργασία, απαιτώντας πολλαπλές αλληλεπιδράσεις μεταξύ αντισυμβαλλομένων και χρηματοπιστωτικών διαμεσολαβητών. Η DLT έχει τη δυνατότητα να βελτιστοποιήσει τις υπάρχουσες διαδικασίες μετά το εμπόριο παρέχοντας επαλήθευση, συμφιλίωση και διακανονισμό συναλλαγών σχεδόν σε

πραγματικό χρόνο, μειώνοντας έτσι την πολυπλοκότητα, το χρόνο και το κόστος που σχετίζονται με την επεξεργασία συναλλαγών. Ένα ενιαίο καταναμημένο ιστορικό ιδιοκτησίας μεταξύ των συνεργατών του δικτύου θα εξαλείψει την ανάγκη για ανεξάρτητες και διπλές προσπάθειες συμφιλίωσης μεταξύ των μερών και θα μειώσει την ανάγκη για διευκόλυνση τρίτων. Ένα συντομευμένο χρονικό πλαίσιο διακανονισμού θα μπορούσε να μειώσει το χρόνο που εκτίθεται σε κίνδυνο αντισυμβαλλομένου και σε συναφείς απαιτήσεις ασφάλειας, αυξάνοντας παράλληλα την πιθανή ρευστότητα των περιουσιακών στοιχείων και κεφαλαίων. Επιπλέον, η χρήση αυτοματοποιημένων συμβάσεων μπορεί επίσης να βοηθήσει στη μείωση των χρονικών πλαισίων μετά τη συναλλαγή, μειώνοντας την έκθεση σε πιστωτικό κίνδυνο αντισυμβαλλομένου και αποτυγχάνει το εμπόριο.

#### *2.6.1.4 Συμμόρφωση*

Οι ρυθμιστικές αρχές παγκοσμίως έχουν επιβάλει αυστηρότερες απαιτήσεις αναφοράς και απαιτούν μεγαλύτερη διαφάνεια και πρόσβαση στα δεδομένα. Για να ικανοποιήσουν αυτές τις απαιτήσεις, πολλές εταιρείες έχουν προσθέσει προσωπικό στις ομάδες μετά το εμπόριο και συμμόρφωσης. Αλλά αυτές οι λειτουργίες παραμένουν κατά κύριο λόγο χειροκίνητες. Για να συμμορφωθούν με τους κανονισμούς, οι εταιρείες πρέπει να διατηρούν και να επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες δεδομένων που σχετίζονται με τον κίνδυνο. Το DLT μπορεί να επιτρέψει στις ρυθμιστικές αρχές και τις εταιρείες να διατηρούν έλεγχο σχεδόν σε πραγματικό χρόνο σχετικά με συναλλαγές και άλλες διαδικασίες που σχετίζονται με τη συμμόρφωση. Η βελτιωμένη συμφιλίωση και αυτοματοποίηση μετά το εμπόριο μέσω του DLT θα μπορούσε να οδηγήσει σε πιο ακριβή τήρηση αρχείων και να δημιουργήσει λειτουργικές αποδόσεις για τις διαδικασίες συμμόρφωσης και αναφοράς των εταιρειών, παρέχοντας παράλληλα μεγαλύτερη διαφάνεια και δυνατότητα ελέγχου για εξωτερικές αρχές και ρυθμιστικές αρχές.

Η συμμόρφωση με βάση το DLT μπορεί να υποστηρίξει καλύτερα τις κοινές πληροφορίες, τις επικοινωνίες και τη διαφάνεια εντός και μεταξύ εταιρειών, ανταλλαγών, θεματοφυλάκων και ρυθμιστικών αρχών. Τα κλειστά ή εξουσιοδοτημένα δίκτυα θα μπορούσαν να προσφέρουν πλεονεκτήματα στην ασφάλεια και το απόρρητο. Αυτές οι πλατφόρμες θα μπορούσαν να αποθηκεύσουν εξαιρετικά ευαίσθητες πληροφορίες με τρόπο ασφαλή αλλά εύκολα προσβάσιμο από εσωτερικές και εξωτερικές αρχές. Το DLT θα μπορούσε να συμβάλει στην αποκάλυψη της παράνομης δραστηριότητας και στη μείωση του κόστους συμμόρφωσης που σχετίζεται με τους κανονισμούς «γνώση του πελάτη σας» και κατά της νομιμοποίησης

εσόδων από παράνομες δραστηριότητες, οι οποίοι συνεπάγονται την επαλήθευση της ταυτότητας των πελατών και των επιχειρηματικών εταίρων.

## **2.7 Προκλήσεις DLT**

Υπάρχουν ορισμένες προκλήσεις πριν η DLT εγκριθεί επιτυχώς από τον επενδυτικό κλάδο. Αυτά περιλαμβάνουν τα ακόλουθα:

- Υπάρχει έλλειψη τυποποίησης δικτύου DLT, καθώς και δυσκολία ενσωμάτωσης με παλαιά συστήματα.
- Οι δυνατότητες επεξεργασίας DLT ενδέχεται να μην είναι οικονομικά ανταγωνιστικές με τις υπάρχουσες λύσεις.
- Η αύξηση της κλίμακας των συστημάτων DLT απαιτεί σημαντικούς πόρους (αποθήκευσης).
- Το αμετάβλητο των συναλλαγών σημαίνει ότι οι τυχαίες ή «ακυρωμένες» συναλλαγές μπορούν να αναιρεθούν μόνο με την υποβολή ισότιμης και αντισταθμιστικής συναλλαγής.
- Το DLT απαιτεί τεράστιες ποσότητες ισχύος υπολογιστή που συνήθως συνδέονται με υψηλή χρήση ηλεκτρικής ενέργειας.
- Οι ρυθμιστικές προσεγγίσεις ενδέχεται να διαφέρουν ανάλογα με τη δικαιοδοσία.

## Κεφάλαιο 3° : ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Στην ενότητα αυτή θα περιγράψουμε τα βασικά στοιχεία ανάλυσης, βάσει των οποίων αξιολογήθηκε η βασική ερευνητική υπόθεση: η απόδοση των 'έξυπνων' hedge funds σε σύγκριση με τα παραδοσιακά hedge funds. Τα δεδομένα, που χρησιμοποιήθηκαν στην ανάλυση μας, προέρχονται από τον ιστότοπο EurekaHedgeFunds, για την περίοδο 2010 – 2020, περίπου. Ανάλογα με το έτος κατασκευής του hedge fund, η αρχική ημερομηνία μπορεί να διαφοροποιείται. Ο βασικός στόχος είναι να συγκρίνουμε τα διαφορετικά hedge funds, ενώ θα επικεντρωθούμε στα 'έξυπνα' hedge funds. Τα δεδομένα είναι σε μηνιαία συχνότητα.

Στη συνέχεια ακολουθεί μια συνοπτική περιγραφή των hedge funds που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη μας:

- Ο δείκτης AI Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 12 υποκείμενα quant funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης, στην υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 2010.
- Ο δείκτης Asian Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 290 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται τίτλους (μετοχές κτλ.) που διαπραγματεύονται στην Ασία, στην υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.
- Ο δείκτης European Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 346 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε τίτλους (μετοχές κτλ.) που διαπραγματεύονται στην Ευρώπη, στην υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.
- Ο δείκτης Emerging Markets Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 399 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε τίτλους (μετοχές κτλ.) που διαπραγματεύονται σε αναδυόμενες οικονομίες, στην υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.

- Ο δείκτης Latin America Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 170 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε τίτλους (μετοχές κτλ.) που διαπραγματεύονται στη Λατινική Αμερική, για την υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.
- Ο δείκτης North America Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 637 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε τίτλους (μετοχές κτλ.) που διαπραγματεύονται στη Βόρεια Αμερική, για την υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.
- Ο δείκτης Long-Short Equities Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 1303 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται στη στρατηγική long-short σε μετοχές, για την υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.
- Ο δείκτης Billion Dollar Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 185 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε τίτλους υψηλής κεφαλαιοποίησης, στην υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε το Δεκέμβρη του 1999.
- Ο δείκτης CBOE Crypto-Currency Hedge Fund είναι ένας ισοσταθμικός δείκτης, ο οποίος περιλαμβάνει 15 υποκείμενα hedge funds. Έχει σχεδιαστεί με στόχο να παρέχει ένα μέτρο απόδοσης των hedge funds, τα οποία βασίζονται σε συγκεκριμένα κρυπτονομίσματα και ειδικότερα στο Bitcoin, για την υλοποίηση επενδυτικών στρατηγικών τους. Ο δείκτης δημιουργήθηκε τον Ιούνιο του 2013.

Τα βασικά στατιστικά μέτρα, τα οποία χρησιμοποιούνται για τη συγκριτική μελέτη, είναι:

- Annualized returns (%): η συνολική απόδοση του hedge fund, αναγόμενη σε ετήσια βάση
- Best Monthly return (%): η καλύτερη μηνιαία απόδοση του hedge fund
- Worst Monthly return (%): η χειρότερη μηνιαία απόδοση του hedge fund

- Last 3-months return (%): η απόδοση των τελευταίων 3 μηνών του hedge fund
- 2022 returns (%): η απόδοση του hedge fund το 2022 (μέχρι και τον Νοέμβριο)
- 2021 returns (%): η απόδοση του hedge fund το 2021
- Sharpe Ratio: είναι χρηματοοικονομικός, ποσοτικός δείκτης, ο οποίος δείχνει την υπερβάλλουσα απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου, σε σύγκριση με το στοιχείο χωρίς κίνδυνο (3-month T-bills)
- Annualized standard deviation (%): η συνολική τυπική απόκλιση του hedge fund, αναγόμενη σε ετήσια βάση.
- Downside deviation (%): ακόμα ένα μέτρο κινδύνου, το οποίο δείχνει τη διακύμανση των αρνητικών αποδόσεων του hedge fund. Όσο μεγαλύτερο είναι αυτό το μέτρο, τόσο μεγαλύτερη η πιθανότητα το hedge fund να πάρει ακραίες αρνητικές τιμές
- Sortino Ratio: όπως και το Sharpe ratio, είναι ένας χρηματοοικονομικός, ποσοτικός δείκτης, ο οποίος δείχνει την υπερβάλλουσα απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου, σε σύγκριση με το στοιχείο χωρίς κίνδυνο (3-month T-bills). Σε αντίθεση με το Sharpe ratio, το Sortino ratio, λαμβάνει υπόψη μόνο τη διακύμανση των θετικών αποδόσεων.
- Maximum Drawdown (%): ένα ειδικό, και πολύ ενδιαφέρον, μέτρο κινδύνου, το οποίο δείχνει (σε ποσοστιαία βάση), την διαφορά μιας απόδοσης με τη χαμηλότερη δυνατή απόδοση που έχει επιτύχει το hedge fund. Πρακτικά, μπορούμε να πούμε ότι μετράει το “βάθος της μέγιστης πτώσης”, που μπορεί να επιτύχει ένα hedge fund.
- Percentage of positive months (%): το ποσοστό των μηνών με θετικό πρόσημο (αποδόσεων) για το hedge fund.



## Κεφάλαιο 4° : ΑΝΑΛΥΣΗ

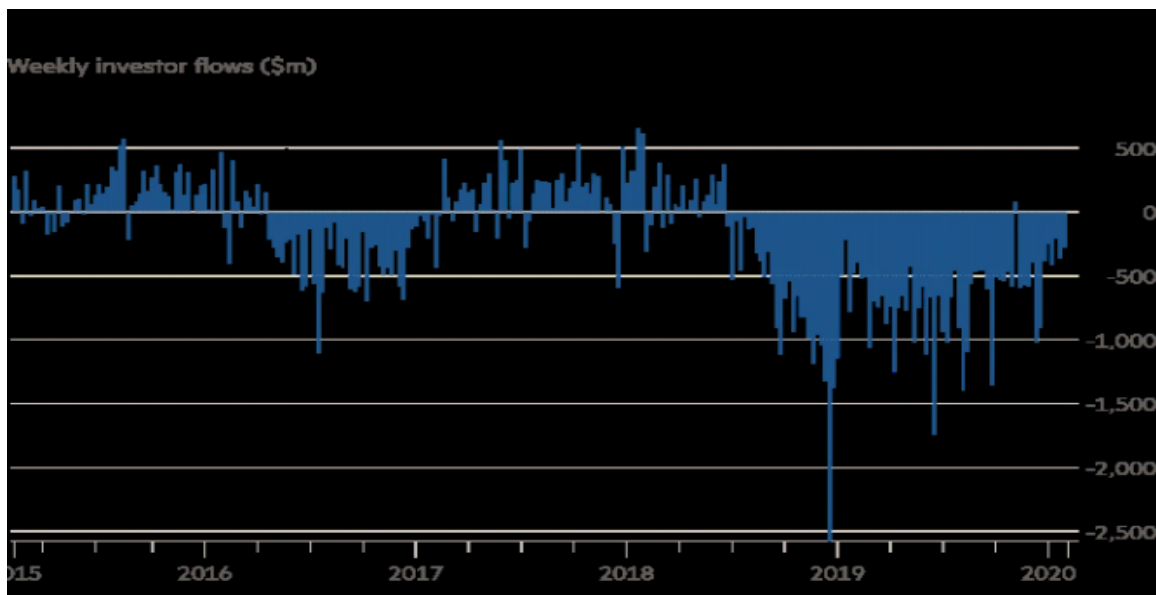
Αποτελεί γεγονός ότι από τα μέσα του 2019, περίπου, ένας μεγάλος όγκος επενδυτών σε συμβατικές στρατηγικές επιλογής μετοχών, προσπαθεί να ανακτήσει μέρος των χαμένων κεφαλαίων τους, είτε απλώς να επιτύχει τους ετήσιους στόχους τους, μέσω της μετακίνησης από παραδοσιακές στρατηγικές τύπου hedge funds και αμοιβαίων κεφαλαίων, σε περισσότερο παθητικά κεφάλαια και ηλεκτρονικές στρατηγικές επένδυσης, μέσω της χρήσης αλγορίθμων. Σε μια προσπάθεια τους να ανακτήσουν τα κέρδη τους, στρέφονται σε ορισμένες στρατηγικές επένδυσης, οι οποίες βασίζονται σε τεχνικές εξόρυξης δεδομένων και πληροφοριών. Επιπλέον, οι επενδύσεις σε ανθρώπινο δυναμικό στρέφονται σε προγραμματιστές κι επιστήμονες δεδομένων. Ο βασικός κανόνας είναι ο ακόλουθος: η δημιουργία μιας υβριδικής στρατηγικής, η οποία θα συνδυάζει τις παραδοσιακές στρατηγικές επιλογής μετοχών με τις καινοτόμες ιδέες από τη διαχείριση “μεγάλων δεδομένων” (big data).



Εικόνα 5: Χρονολογική σειρά τιμών μιας στρατηγικής Hedge funds και του δείκτη S&P's 500

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε και στο παραπάνω γράφημα, διαχρονικά η αξία στρατηγικών hedge funds φαίνεται να φθίνει σε σύγκριση με έναν από τους βασικούς χρηματιστηριακούς δείκτες. Η στρατηγική “long-short” αναφέρεται στην αγορά και

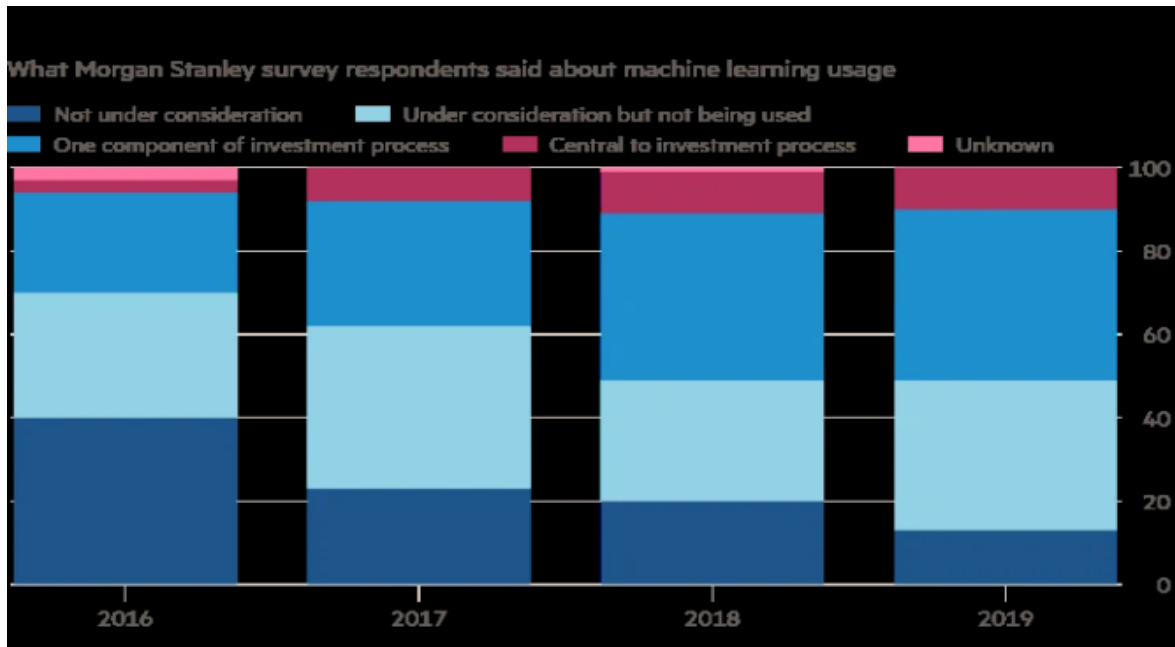
πώληση μετοχών, όταν αυτές είναι υποτιμημένες ή υπερτιμημένες, κι αποτελεί μια παραδοσιακή επενδυτική στρατηγική. Η λογική της δεν περιλαμβάνει μεγάλο βάθος ανάλυσης, τουναντίον βασίζεται σε απλούς επενδυτικούς κανόνες. Όπως παρατηρούμε κι από την [εικόνα 5](#), μέχρι το 2013-2014 υπάρχει μια συσχέτιση ανάμεσα στη στρατηγική hedge funds και τον χρηματιστηριακό δείκτη. Από το 2015 μέχρι και το 2020, ο δείκτης φαίνεται να έχει ανοδική πορεία, ενώ η πορεία του hedge fund φαίνεται να είναι στάσιμη. Ο δείκτης, θα μπορούσαμε να πούμε ότι αντικατοπτρίζει την εικόνα της αγοράς, ενώ από την άλλη η επενδυτική στρατηγική στηρίζεται σε επενδυτικούς κανόνες, οι οποίοι όπως μπορούμε να δούμε, δεν αποδίδουν διαχρονικά.



*Εικόνα 6:Χρονολογική σειρά χρηματικών ροών από τους επενδυτές προς τη στρατηγική "long-short hedge fund"*

Στην [εικόνα 6](#), φαίνεται η προτίμηση των επενδυτών προς μια παραδοσιακή στρατηγική hedge fund, μέσω των χρηματικών ροών προς αυτή. Πιο συγκεκριμένα, φαίνονται οι ημερήσιες επενδύσεις (σε εκατομύρια δολάρια) σε αυτή τη στρατηγική. Έτσι, το έτος 2015, στην πλειοψηφία των ημερών, υπήρχαν θετικές ροές προς την επενδυτική στρατηγική. Το 2016 σημειώθηκαν σημαντικές εκροές από τη στρατηγική προς τους επενδυτές, κάτι που σημαίνει ότι οι επενδυτές "έκλεισαν" τις θέσεις τους και πήραν τα κεφάλαια τους, ή μέρος αυτών. Το 2017 και το μεγαλύτερο μέρος του 2018, οι επενδύσεις προς αυτή τη στρατηγική συνέχισαν. Παρόλα αυτά, από τα τέλη του 2018 μέχρι και το 2020, σημειώθηκε μια μεγάλη

εκροή κεφαλαίων, ενώ κάποιες περιόδους τα ποσά ξεπέρασαν και τα 2 δις δολάρια. Αυτό αποτελεί ένδειξη ότι οι επενδυτές απομακρύνονται από παραδοσιακές στρατηγικές hedge funds και αναζητούν πιο ευφυείς στρατηγικές, οι οποίες μπορούν να προσαρμόζονται περισσότερο στα “μεγάλα δεδομένα” των αγορών.



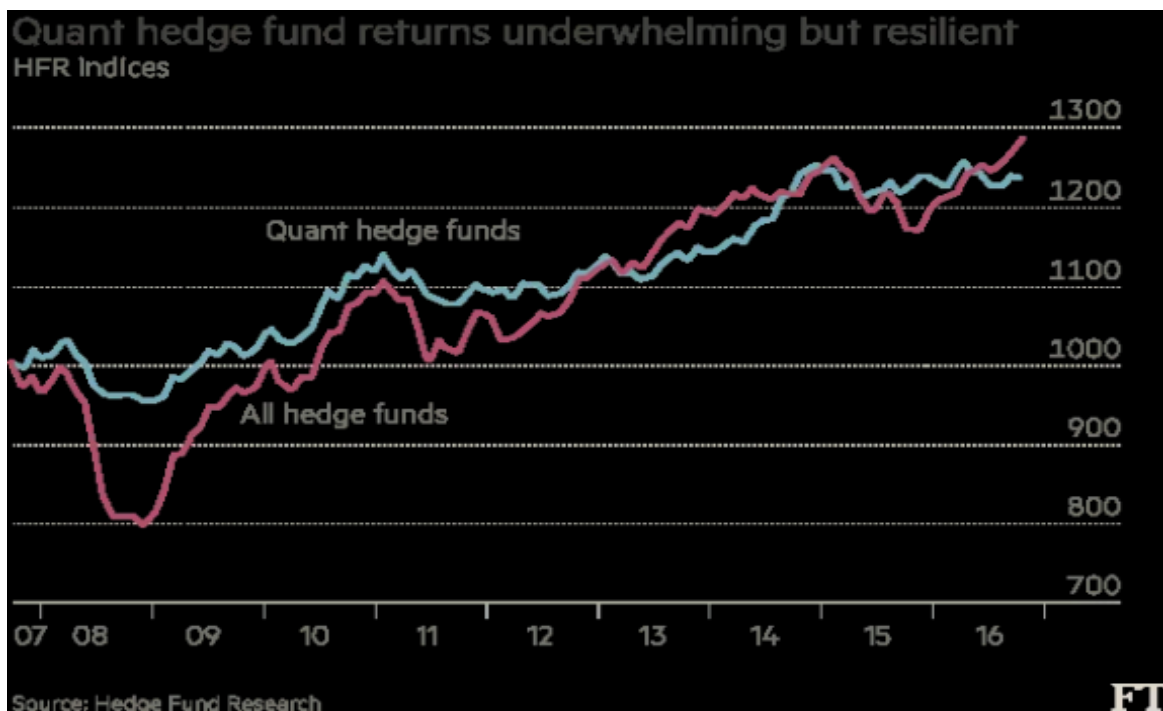
Εικόνα 7: Απαντήσεις δείγματος σχετικά με τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης σε επενδυτικές στρατηγικές – Morgan Stanley

Στην [εικόνα 7](#) απεικονίζονται τα αποτελέσματα μιας έρευνας από την εταιρία Morgan Stanley, σχετικά με το αν τα διάφορα επενδυτικά groups μεταβαίνουν σε επενδυτικές στρατηγικές, βάσει των οποίων είναι τεχνικές μηχανικής μάθησης.

Σχετικά με το γράφημα:

- Σκούρο μπλε: δε σκέφτονται τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης
- Γαλάζιο: σκέφτονται τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης, αλλά δεν έχουν υλοποιήσει κάποια
- Μπλε: έχουν εισάγει στοιχεία μηχανικής μάθησης στις στρατηγικές τους
- Κόκκινο: οι τεχνικές μηχανικής μάθησης αποτελούν τον πυρήνα των επενδυτικών στρατηγικών τους
- Ροζ: δε γνωρίζουν τεχνικές μηχανικής μάθησης

Διαχρονικά, παρατηρούμε μια αυξητική τάση σχετικά με τις επενδυτικές εταιρίες που είτε σκέφτονται να χρησιμοποιήσουν είτε χρησιμοποιούν τεχνικές μηχανικής μάθησης στις επενδυτικές στρατηγικές τους. Παράλληλα, μειώνεται το ποσοστό αυτών που παραμένουν πιστές στις παραδοσιακές στρατηγικές επένδυσης. Μικρότερη είναι η αύξηση στις εταιρίες που εφαρμόζουν τεχνικές μηχανικής μάθησης στον πυρήνα των επενδυτικών στρατηγικών τους. Γενικότερα, από το γράφημα φαίνεται μια τάση, τα τελευταία χρόνια, οι επενδυτικές εταιρίες να μεταβαίνουν σε περισσότερο καινοτόμες λύσεις αναφορικά με την αναβάθμιση των στρατηγικών επένδυσης τους.



Εικόνα 8: Σύγκριση hedge funds με quant funds

Στην [εικόνα 8](#), φαίνεται ακόμη ένα ενδιαφέρον στοιχείο αναφορικά με τη σχέση των παραδοσιακών hedge funds και των quant funds. Η κόκκινη γραμμή αναφέρεται σε ένα σταθμικό μέσο όρο των μεγαλύτερων και πιο αντιπροσωπευτικών hedge funds (θα μπορούσε να νοηθεί ως δείκτης των hedge funds), ενώ η γαλάζια γραμμή αντιπροσωπεύει τα quant funds, επενδυτικές στρατηγικές δηλαδή οι οποίες βασίζονται σε καινοτόμες τεχνικές ανάλυσης δεδομένων. Ήδη από το 2007, η αξία αυτών των στρατηγικών ήταν μεγαλύτερη από τις παραδοσιακές στρατηγικές hedge funds, και μόλις το 2013 άρχισαν να φθίνουν λίγο. Οι χρονολογικές σειρές παρουσιάζουν μεγάλο βαθμό θετικής συσχέτισης. Παρόλο που τα τελευταία χρόνια,

η αξία του δείκτη hedge funds είναι λίγο μεγαλύτερη από την αξία των quant funds, εν τούτοις η διαφορά είναι μικρή.



Εικόνα 9: Αξία κεφαλαίων υπό διαχείριση από quant και non-quant funds (σε δις δολάρια)

Ένα ακόμη ενδιαφέρον στοιχείο φαίνεται στην [εικόνα 9](#), στο οποίο απεικονίζονται τα στοιχεία υπό διαχείριση από quant και non-quant funds. Σε γενικές γραμμές, παρατηρούμε ότι οι non-quant στρατηγικές επικρατούν ακόμη και στις μέρες μας (τα στοιχεία φτάνουν μέχρι και το 2016). Από την άλλη, υπάρχει και μια διαχρονική αυξητική τάση στην προτίμηση των quant funds.

- Για το 2010: τα στοιχεία, τα οποία διαχειριζόνταν από hedge funds γενικότερα, ανέρχονταν σε 1.6 τρις δολάρια, εκ των οποίων τα 1.4 τρις ανήκαν σε non-quant funds και τα 300 δις σε quants.
- Για το 2012: τα στοιχεία, τα οποία διαχειριζόνταν από hedge funds γενικότερα, ανέρχονταν σε 2.3 τρις δολάρια, εκ των οποίων τα 1.6 τρις ανήκαν σε non-quant funds και τα 700 δις σε quants.
- Για το 2014: τα στοιχεία, τα οποία διαχειριζόνταν από hedge funds γενικότερα, ανέρχονταν σε 2.8 τρις δολάρια, εκ των οποίων τα 2 τρις ανήκαν σε non-quant funds και τα 800 δις σε quants.
- Για το 2016: τα στοιχεία, τα οποία διαχειριζόνταν από hedge funds γενικότερα, ανέρχονταν σε 3 τρις δολάρια, εκ των οποίων τα 2.1 τρις ανήκαν σε non-quant funds και τα 900 δις σε quants.

#### 4.1 Συγκριτική μελέτη σχετικά με την απόδοση συμβατικών και καινοτόμων Hedge Funds

Σε μια ενδιαφέρουσα ανάλυση (Harvey, Rattray, Hemert, & Sinclair, 2017), παρουσιάζονται ευρήματα σχετικά με την απόδοση συμβατικών στρατηγικών hedge funds και τεχνικών που βασίζονται στη μηχανική μάθηση. Η έρευνα καλύπτει πάνω από 9000 funds, για την περίοδο 1996-2014, και ταξινομούνται σε 2 κατηγορίες, ανάλογα με την υποκείμενη στρατηγική επένδυσης που χρησιμοποιούν σε: συμβατικά και καινοτόμα. Μερικά από τα ευρήματα της έρευνας είναι τα εξής:

- Βάσει απόδοσης, τα καινοτόμα funds είναι καλύτερα από τα συμβατικά. Η μέση ετήσια απόδοση μπορεί να φτάνει το 2.5%-5%, μεγαλύτερη από ότι τα βραχυπρόθεσμα επιτόκια κατάθεσης.
- Οι παράγοντες, που μπορεί να επηρεάζουν τα συμβατικά funds είναι οι εξής: παραδοσιακοί παράγοντες κινδύνου (μετοχές, ομόλογα και πιστωτικά προϊόντα), δυναμικοί παράγοντες (αξία μετοχής, μέγεθος μετοχής, τάσεις μετοχής και συνάλλαγμα), καθώς επίσης κι ο παράγοντας μεταβλητότητας. Βάσει όλων αυτών των παραγόντων, οι ετήσιες αποδόσεις των συμβατικών στρατηγικών φτάνουν στο 1,5%-2.2%, πολύ χαμηλότερα από τα quant funds.
- Σε όρους μέσης απόδοσης, έπειτα από προσαρμογή σε παράγοντες κινδύνου, τα quant funds φτάνουν στο 4.9%, ενώ τα συμβατικά στο 1.6%. Παρόλαυτα, τα quant funds παρουσιάζουν διπλάσια μεταβλητότητα, δηλαδή 10.9% σε αντίθεση με 5.1%.

Για την ανάλυση, χρησιμοποιήθηκαν δυο τύποι hedge funds: ο πρώτος έχει ως υποκείμενο τίτλο μετοχές, ενώ ο δεύτερος επενδύει σε μακρο-οικονομικούς παράγοντες.

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των hedge funds είναι η ικανότητα διαφοροποίησης, εφόσον είναι χαρτοφυλάκια υποκείμενων τίτλων. Στην έρευνα, έγινε έλεγχος για το βαθμό συσχέτισης ανάμεσα στα διαφορετικά είδη hedge funds. Παρακάτω, παρουσιάζονται τα βασικά ευρήματα:

- Συσχέτιση μεταξύ quant funds και hedge funds με υποκείμενο τίτλο μακρο-οικονομικά στοιχεία: 0,77
- Συσχέτιση μεταξύ quant funds και hedge funds με υποκείμενο τίτλο μετοχές: 0,63

- Συσχέτιση μεταξύ quant funds σε μακρο-οικονομικά στοιχεία και quant funds με υποκείμενο τίτλο μετοχές: 0,22
- Συσχέτιση μεταξύ quant funds σε μακρο-οικονομικά στοιχεία και hedge funds με υποκείμενο τίτλο μετοχές: 0,16
- Συσχέτιση μεταξύ quant funds σε μετοχές και hedge funds μακρο-οικονομικά στοιχεία: 0,44
- Συσχέτιση μεταξύ hedge funds σε μακρο-οικονομικά στοιχεία και hedge funds με υποκείμενο τίτλο μετοχές: 0,41

Οι αποδόσεις μεταξύ funds σε μακρο-οικονομικά στοιχεία και σε αυτά με υποκείμενο τίτλο μετοχές έχουν πολύ μικρό βαθμό συσχέτισης, ενδεχομένως λόγω της φύσης του υποκείμενου τίτλου. Αυτό προσφέρει μια επενδυτική ευκαιρία για διαφοροποίηση ανάμεσα σε αυτά τα δυο περιουσιακά στοιχεία. Από την άλλη, funds είτε σε μακρο-οικονομικά στοιχεία είτε σε μετοχές φαίνεται να έχουν μεγαλύτερη συσχέτιση. Αυτό μπορεί να δείχνει ότι οι δυο στρατηγικές, quant και hedge fund, στον ίδιο υποκείμενο τίτλο μπορεί να έχει περισσότερες ομοιότητες, παρά διαφορές ([Πίνακας 3](#)).

<b>Risk-Adjusted Returns</b>				
	<b>Macro</b>		<b>Equity</b>	
	<b>Systematic</b>	<b>Discretionary</b>	<b>Systematic</b>	<b>Discretionary</b>
<b>Macro</b>				
Systematic		0.77	0.22	0.16
Discretionary	0.77		0.44	0.41
<b>Equity</b>				
Systematic	0.22	0.44		0.63
Discretionary	0.16	0.41	0.63	

*Πίνακας 3: Βαθμός συσχέτισης ανάμεσα σε διαφορετικά funds και σε διαφορετικούς υποκείμενους τίτλους.*

Οι παραπάνω αναλύσεις βασίζονται περισσότερο στη σύγκριση ενός fund με έναν αντιπροσωπευτικό δείκτη funds. Στη συνέχεια παρουσιάζουμε πιο ειδικά αποτελέσματα για κάθε κατηγορία fund (quant, hedge). Τα αποτελέσματα φαίνονται στον [πίνακα 4](#), παρακάτω.

## Fund-Level Statistics, June 1996–December 2014

Panel A: No Factors (unadjusted returns)					Panel B: Baseline Case Factors (risk-adjusted returns)				
Macro		Equity			Macro		Equity		
Systematic	Discretionary	Systematic	Discretionary		Systematic	Discretionary	Systematic	Discretionary	
<b>Average Return (annualized)</b>					<b>Alpha (annualized)</b>				
25th percentile	0.79%	0.82%	0.40%	1.42%	25th percentile	-4.35%	-2.02%	-0.55%	-0.97%
50th percentile	3.78%	3.27%	4.47%	5.40%	50th percentile	1.67%	1.78%	2.03%	2.76%
75th percentile	6.96%	6.36%	8.05%	9.02%	75th percentile	6.10%	5.98%	5.31%	6.19%
Spread 75th–25th	6.17%	5.54%	7.65%	7.60%	Spread 75th–25th	10.45%	8.00%	5.86%	7.16%
<b>Sharpe Ratio (annualized)</b>					<b>Appraisal Ratio (annualized)</b>				
25th percentile	0.06	0.10	0.05	0.13	25th percentile	-0.36	-0.19	-0.07	-0.12
50th percentile	0.28	0.33	0.46	0.43	50th percentile	0.13	0.20	0.29	0.33
75th percentile	0.48	0.63	0.83	0.78	75th percentile	0.47	0.72	0.75	0.70
Spread 75th–25th	0.42	0.53	0.78	0.65	Spread 75th–25th	0.83	0.91	0.82	0.82
					<b>R<sup>2</sup> Statistic</b>				
					25th percentile	15%	21%	24%	30%
					50th percentile	24%	34%	39%	46%
					75th percentile	34%	50%	57%	63%
					Spread 75th–25th	19%	29%	33%	33%

Πίνακας 4: Στατιστική ανάλυση των διαφορετικών κατηγοριών funds

Στον πίνακα 4, απεικονίζεται το 25<sup>ο</sup>, 50<sup>ο</sup> και 75<sup>ο</sup> τεταρτημόριο της κατανομής της ετήσιας απόδοσης, καθώς επίσης και ο δείκτης Sharpe (Panel A). Επίσης, στο Panel B, είναι ο δείκτης Alpha και ο δείκτης επιβράβευσης. Οι αποδόσεις είναι κατόπιν προσαρμογής σε παράγοντες κινδύνου (παραδοσιακοί, δυναμικοί και μεταβλητότητας). Η ανάλυση επικεντρώνεται στην απόδοση των μεμονωμένων funds. Η διαφορά μεταξύ του 25<sup>ου</sup> και 75<sup>ου</sup> τεταρτημόριου κυμαίνεται από 5,5% σε 7,7%, ενώ η διαφορά για τον δείκτη alpha είναι κάπως μεγαλύτερη (5,9% - 10,5%). Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι η διαφορά ανάμεσα σε έναν καλό κι έναν κακό fund manager είναι μεγάλη για κάθε διαφορετικό στυλ fund. Στον ίδιο πίνακα, απεικονίζεται το 25<sup>ο</sup>, 50<sup>ο</sup> και 75<sup>ο</sup> τεταρτημόριο την στατιστική R-squared, της παλινδρόμησης ανάμεσα στις αποδόσεις και τους παράγοντες κινδύνου. Οι παράγοντες κινδύνου επεξηγούν λίγο καλύτερα τη διακύμανση των αποδόσεων για τα funds με υποκείμενο τίτλο της μετοχές, σε αντίθεση με αυτά που έχουν υποκείμενο τίτλο μακρό-οικονομικά στοιχεία.

Τα βασικά ευρήματα της έρευνας είναι τα ακόλουθα:

- Τα hedge και quant funds, σε υποκείμενους τίτλους μετοχές ή μακρο-οικονομικά στοιχεία, έχουν ιστορικά παρόμοια απόδοση, μετά από κατάλληλη προσαρμογή σε παράγοντες κινδύνου και μεταβλητότητας. Παρόλαυτα, υπάρχουν ενδείξεις ότι τα hedge funds μπορεί να έχουν περισσότερη έκθεση σε ορισμένους παράγοντες κινδύνου, κάτι που τα καθιστά περισσότερα



επικίνδυνα στοιχεία προς επένδυση. Επίσης, η διασπορά των αποδόσεων στα hedge και quant funds είναι παρόμοια.

- Ο όρος quant fund, μπορεί να είναι λίγο παραπλανητικός, καθώς ο τρόπος υλοποίησης μιας τεχνικής μηχανικής μάθησης μπορεί να διαφέρει κατά περίπτωση. Για παράδειγμα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια τεχνική μηχανικής μάθησης για την επιλογή μετοχών, βάσει κάποιων κριτηρίων, με απώτερο στόχο την κατασκευή ενός χαρτοφυλακίου μετοχών, ή αλλιώς ενός quant fund. Από την άλλη, μπορεί να χρησιμοποιηθούν τεχνικές μηχανικής μάθησης σε παραδοσιακά hedge funds, χωρίς να διαμορφώνουν σε μεγάλο βαθμό τη φιλοσοφία αυτών των funds.
- Τέλος, οι παράγοντες κινδύνου επηρεάζουν περισσότερο τα hedge funds, παρά τα καινοτόμα quant funds, κι αυτό μπορεί να οφείλεται στις ενδιάμεσες τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι οποίες έχουν την ικανότητα να αντιμετωπίζουν ανωμαλίες της αγοράς.

## 4.2 Συγκριτική Ανάλυση Βασικών Δεικτών Hedge Funds

Στην παρούσα ενότητα, θα παραθέσουμε μια συγκριτική ανάλυση ανάμεσα σε διάφορες κατηγορίες hedge funds. Τα δεδομένα είναι μηνιαία και αντλήθηκαν από την πηγή (EurekaHedge, 2022), η οποία συγκεντρώνει τα μεγαλύτερα και πιο αντιπροσωπευτικά hedge funds ανά τον κόσμο. Επίσης, υπολογίζει και ορισμένα αντιπροσωπευτικά hedge funds, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για σκοπούς σύγκρισης. Στόχος της σύγκρισης αυτής είναι να δούμε την απόδοση ενός hedge fund, το οποίο βασίζεται σε τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης, κι ως εκ τούτου μπορεί να νοηθεί ως quant fund, σε αντιπαραβολή με παραδοσιακά hedge funds.

Τα αποτελέσματα απεικονίζονται στον [πίνακα 5](#) παρακάτω.

	AI Hedge Fund Index	Asian Hedge Fund Index	European Hedge Fund Index	Emerging Markets Hedge Fund Index	Latin American Hedge Fund Index	North American Hedge Fund Index	Long Short Equities Hedge Fund Index	Billion Dollar Hedge Fund Index	CBOE Crypto-Currency Index
Annualised Return (%)	10.47	7.36	6.32	10.79	12.42	8.99	8.34	6.62	83.27

Best Monthly Return (%)	8.01	7.73	9.03	8.3	5.85	6.69	8.66	3.68	405.3
Worst Monthly Return (%)	-3.67	-7.14	-8.4	-10.09	-13.29	-7.43	-9.42	-6.47	-33.67
Last 3 Months (%)	3.4	-0.94	0.99	0.09	0.24	1.05	1.05	0.22	-11.24
2022 Returns (%)	-4.59	-8.8	-5.88	-3.12	6.93	-4.95	-7.2	-0.15	-49.22
2021 Returns (%)	2.95	7.02	9.09	2.51	-1.5	13.64	10.66	8.43	142.25
Sharpe Ratio	1.39	0.71	0.71	1.03	1.42	1.17	0.83	1.05	0.55
Annualised Standard Deviation (%)	6.1	7.58	6.11	8.53	7.35	5.98	7.64	4.39	149.08
Downside Deviation (%)	2.68	4.88	4	5.31	4.39	3.52	4.86	2.8	33.06
Sortino Ratio	3.16	1.1	1.08	1.66	2.38	1.99	1.3	1.65	2.46
Maximum Drawdown (%)	-9.49	-25.61	-18.88	-25.67	-15.81	-11.89	-22.22	-11.7	-74.26
Percentage of Positive Months (%)	70.97	63.27	67.27	68	73.45	73.09	66.55	71.27	55.75

Πίνακας 5: Στατιστική ανάλυση βασικών τύπων Hedge Funds (EurekaHedge)

Βάσει των αριθμητικών αποτελεσμάτων του πίνακα 3, μπορούμε να προχωρήσουμε στα παρακάτω σχόλια:

- Annualized return (%): η, αναγόμενη στο έτος, συνολική απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου μπορεί να αποτελέσει μια πρώτη ένδειξη της μακροχρόνιας συμπεριφοράς του. Βέβαια, όσο μεγαλύτερη είναι η διάρκεια ζωής του στοιχείου, τόσο μεγαλύτερη είναι και η πιθανότητα να βιώσει ακραίες συνθήκες της αγοράς, που μπορεί να επηρεάσουν την απόδοση. Από τα στοιχεία που έχουμε, το AI Hedge Fund βρίσκεται στην 4<sup>η</sup> θέση, ανάμεσα σε 9 hedge funds, με απόδοση 10,47%. Στην πρώτη θέση είναι το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund, με απόδοση 83,27%, ενώ ακολουθούν το Latin-American Hedge Fund και Emerging Markets Hedge Fund με απόδοση 12,42% και 10,79% αντίστοιχα. Το CBOE Crypto-Currency Fund έχει συγκριτικά τη μικρότερη διάρκεια, καθώς μετράει περίπου 10 χρόνια. Παρόλαυτα, εκμεταλλεύεται το πλεονέκτημα της αγοράς των κρυπτονομισμάτων, η οποία χαρακτηρίζεται από ακραίες αποδόσεις, αλλά και μεγάλη διακύμανση όπως θα δούμε και παρακάτω. Ενδεικτικά αναφέρουμε την πορεία του BitCoin κατά την τελευταία 10ετία, η τιμή του οποίου αυξήθηκε πολλαπλάσια. Επίσης, τόσο το Latin-American Hedge Fund, όσο και το Emerging Markets Hedge Fund, αντικατοπτρίζουν αγορές με υψηλή διακύμανση (μεγάλη αστάθεια), στις οποίες μπορεί να επιτύχεις ακραίες θετικές αποδόσεις.
- Best Monthly return (%): σε όρους καλύτερης μηνιαίας απόδοσης, το AI Hedge Fund βρίσκεται στην 5<sup>η</sup> θέση, ανάμεσα σε 9 hedge funds, με 8,01%. Στην πρώτη θέση βρίσκεται και πάλι το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund, με καλύτερη μηνιαία απόδοση 405,3%, το οποίο πιθανότατα να οφείλεται στην απότομη άνοδο του BitCoin. Στη 2<sup>η</sup> θέση είναι το European Hedge Fund με απόδοση 9,03%, ενώ τρίτη και τέταρτη θέση με απόδοση 8,66% και 8,3% κατέχουν τα Long-Short Equities Hedge Fund και Emerging Markets Hedge Fund.
- Worst Monthly return (%): σε όρους χειρότερης μηνιαίας απόδοσης, το AI Hedge Fund έχει την καλύτερη θέση με μόλις -3,67%, κάτι που αποτελεί ένδειξη χαμηλής διακύμανσης των funds αυτού του τύπου. Αναμενόμενα, τη χειρότερη θέση κατέχει το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund με απόδοση -33,67%. Στη 2<sup>η</sup> καλύτερη θέση βρίσκεται το Billion Dollar Hedge Fund με απόδοση -6,47%, ενώ στην 3<sup>η</sup> θέση το Asian Hedge Fund με απόδοση -7,14%.

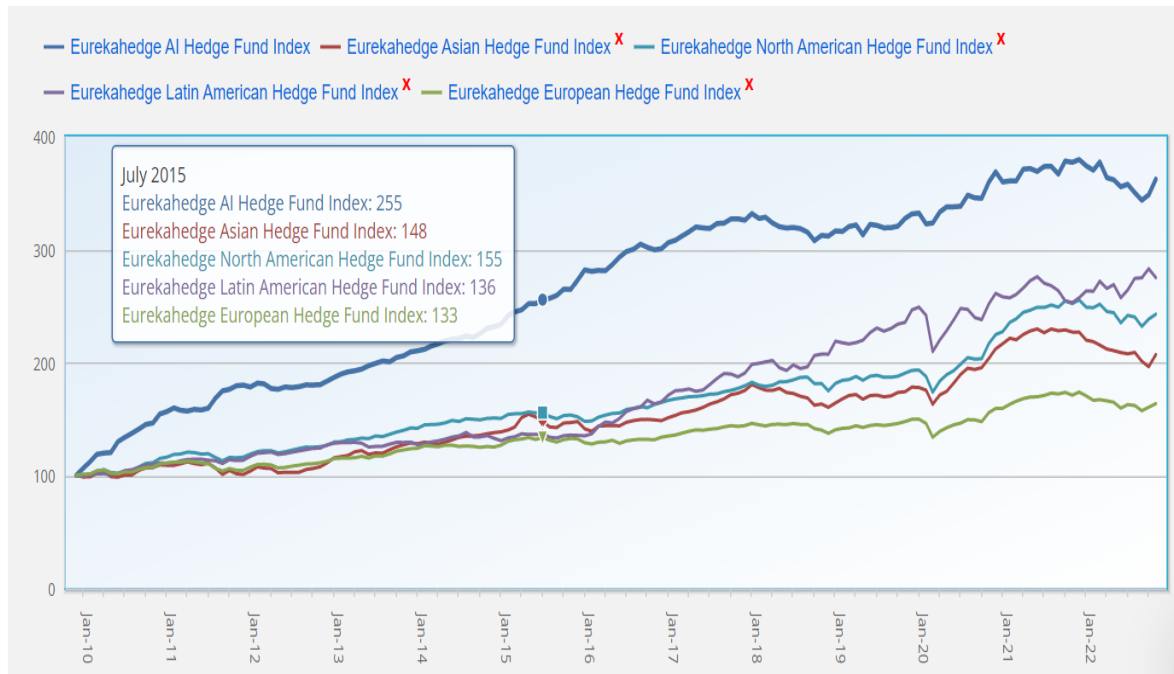
Αξίζει να αναφερθεί ότι η διαφορά της 1<sup>ης</sup> από τη 2<sup>η</sup> θέση είναι αρκετά μεγάλη.

- Last 3 months return (%): σε όρους απόδοσης των 3 τελευταίων μηνών, το AI Hedge Fund έχει την καλύτερη θέση με απόδοση 3,4%, ενώ ακολουθεί με διαφορά το North American Hedge Fund και Long-Short Equities Hedge Fund με απόδοση 1,05%. Τη χειρότερη θέση κατέχει το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund με απόδοση -11,24%. Ενδεικτικά, αξίζει να αναφέρουμε ότι το 2022 δεν ήταν μια καλή χρονιά για τα κρυπτονομίσματα, καθώς πολλά από αυτά έχασαν πάνω από το 80% της αξίας τους.
- 2022 returns (%): βάσει της συνολικής απόδοσης για το 2022, μέχρι και το μήνα Νοέμβριο, αξίζει να παρατηρήσουμε ότι όλα τα hedge funds, πλην του Latin American Hedge Fund, σημείωσαν αρνητικό πρόσημο. Το AI Hedge Fund βρίσκεται στην 4<sup>η</sup> θέση με απόδοση -4,59%, ενώ στη 2<sup>η</sup> και 3<sup>η</sup> θέση υπάρχουν τα Billion Dollar Hedge Fund και Emerging Markets Hedge Fund με απόδοση -0,15% και -3,12% αντίστοιχα. Γενικά, το 2022 ήταν ένα έτος στα όρια παγκόσμιας οικονομικής κρίσης, με υψηλό πληθωρισμό κι όχι τόσο ξεκάθαρη πολιτική επιτοκίων από τις κεντρικές τράπεζες, όπως επίσης και με μεγάλη διακύμανση στις τιμές των καυσίμων. Όλα αυτά, σαφώς, επηρέασαν και τις τιμές των διαφόρων υποκείμενων τίτλων και τις αντίστοιχες στρατηγικές.
- 2022 returns (%): βάσει της συνολικής απόδοσης του 2021, το AI Hedge Fund βρίσκεται στην 7<sup>η</sup> θέση, με μόλις 2,95% απόδοση. Μπορούμε να δούμε, επομένως, ότι το 2022 ήταν μια ανοδική χρονιά για τη συγκεκριμένη κατηγορία hedge funds. Το 2021, το καλύτερο hedge fund ήταν το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund με απόδοση 142,25%, ενώ ακολουθούν τα North American Hedge Fund και Long-Short Equities Hedge Fund με απόδοση 13,64% και 10,66%.
- Sharpe ratio: ο δείκτης αυτός είναι αντιπροσωπευτικός της πορείας ενός περιουσιακού στοιχείου. Το AI Hedge Fund έχει το 2<sup>ο</sup> καλύτερο δείκτη (1,39), και όχι με μεγάλη διαφορά, από το Latin American Hedge Fund (1,42). Γενικά, ένας δείκτης Sharpe πάνω από 1 δείχνει μια θετική εικόνα και για μελλοντικές προβλέψεις. Άλλα 3 hedge funds έχουν δείκτη μεγαλύτερο της μονάδας: Emerging Markets Hedge Fund (1,03), North American Hedge Fund (1,17), Billion Dollar Hedge Fund (1,05). Τα υπόλοιπα hedge funds με δείκτη μικρότερο της μονάδας δείχνουν μια περισσότερο προβληματική εικόνα.

- Annualized standard deviation (%): το, αναγόμενο στο έτος, μέτρο της διασποράς και του κινδύνου. Το AI Hedge Fund έχει την 3<sup>η</sup> μικρότερη τιμή, 6,1%. Η καλύτερη τιμή (4,39%) είναι στο Billion Dollar Hedge Fund, με το North American Hedge Fund να βρίσκεται στην 3<sup>η</sup> θέση με τυπική απόκλιση 5,98%. Στη 4<sup>η</sup> θέση, βρίσκεται το European Hedge Fund, με τιμή 6,11%, πολύ κοντά στο AI Hedge Fund. Τη χειρότερη τυπική απόκλιση την έχει το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund με τιμή 149,08%. Συγκριτικά με τους διαφόρους τύπους hedge funds, το quant fund φαίνεται να έχει πολύ καλό επίπεδο κινδύνου, διαχρονικά.
- Downside deviation (%): το μέτρο κινδύνου των αρνητικών αποδόσεων. Πολύ ενδιαφέρον στοιχείου, καθώς το AI Hedge Fund έχει τη μικρότερη απόκλιση εδώ, με τιμή 2,68%, ενώ από κοντά ακολουθεί το Billion Dollar Hedge Fund με τιμή 2,8%. Η χαμηλή απόκλιση στις αρνητικές αποδόσεις είναι κάτι το επιθυμητό. Σε συνδυασμό, δε, με τη γενικότερη εικόνα της τυπικής απόκλισης, μπορούμε να παρατηρήσουμε, για το AI Hedge Fund, ότι ένα μεγάλο ποσοστό της μεταβλητότητας ερμηνεύεται από τις αποκλίσεις των θετικών αποδόσεων (Upside deviation) κάτι που είναι πολύ επιθυμητό. Αξίζει να αναφερθεί ότι τη χειρότερη τιμή την έχει το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund με τιμή 33,06%.
- Sortino Ratio: αντίστοιχος δείκτης με τον Sharpe, αλλά επικεντρώνεται στις αποκλίσεις των θετικών αποδόσεων. Παρόλο που το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund έχει ανταγωνιστική τιμή για το δείκτη (2,46), την υψηλότερη τιμή του δείκτη Sortino την έχει το AI Hedge Fund (3.16). Η 3<sup>η</sup> θέση ανήκει στο Latin American Hedge Fund με τιμή 2,38. Γενικά, όλα τα hedge funds έχουν τιμή δείκτη πάνω από τη μονάδα. Αξίζει να αναφερθεί ότι ένας συνδυασμός Sharpe-Sortino ratio με καλές τιμές, δείχνει ένα καλό επενδυτικό στοιχείο.
- Maximum Drawdown (%): το μέτρο κινδύνου, που δείχνει τη μέγιστη πτώση της τιμής ενός στοιχείου, λαμβάνοντας υπόψη και το χρονικό διάστημα που χρειάστηκε για να επιτευχθεί. Τη χαμηλότερη τιμή την έχει το AI Hedge Fund (-9.49%), γεγονός που δείχνει τη μικρή διακύμανση γενικότερα. Στη 2<sup>η</sup> θέση βλέπουμε το Billion Dollar Hedge Fund με τιμή -11,7%, ενώ στην τελευταία το CBOE Crypto-Currency Hedge Fund με τιμή -74,26%.
- Percentage of Positive Months (%): βάσει του ποσοστού μηνών με θετική απόδοση, το AI Hedge Fund βρίσκεται στην 4<sup>η</sup> θέση με 70,97%, ενώ στην 1<sup>η</sup> θέση είναι το Latin American Hedge Fund. Μπορούμε να δούμε ότι παρόλο

που το AI Hedge Fund δεν έχει πετύχει το καλύτερο ποσοστό μηνών με θετική απόδοση, εν τούτοις οι χρηματοοικονομικοί και στατιστικοί του δείκτες έχουν πολύ καλή εικόνα.

Στην παρακάτω εικόνα, απεικονίζεται η πορεία των διαφόρων κατηγοριών hedge funds, σε σύγκριση με το AI Hedge Fund.



Εικόνα 10: Διαχρονική πορεία αξίας των hedge funds (2010-2022)

## Κεφάλαιο 5° : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της εποχής μας είναι η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας, σε όλους τους τομείς. Τα χρηματοοικονομικά δε μπορούσαν να μείνουν ανεπηρέαστα. Πολλές από τις επενδύσεις εξαρτώνται από την ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων. Ο λόγος που συμβαίνει κάτι τέτοιο είναι διότι οι τιμές των περιουσιακών στοιχείων επηρεάζονται από πολλούς παράγοντες και οι συμβατικές τεχνικές ανάλυσης δεν αποδίδουν καλά. Στο ίδιο κλίμα, τα hedge funds, τα οποία αποτελούν συνθετικά επενδυτικά στοιχεία, βασίζονται σε προηγμένες υπολογιστικές μεθόδους, με απώτερο στόχο τη δημιουργία όλο και πιο ελκυστικών στοιχείων.

Η τεχνητή νοημοσύνη, η μηχανική μάθηση και η έξυπνη εξόρυξη δεδομένων, βοηθάει τη δημιουργία νέων επενδυτικών ευκαιριών, αλλά και εργαλείων ανάλυσης του εξωτερικού περιβάλλοντος στα χρηματοοικονομικά. Τα δεδομένα που αναλύονται έχουν μεγάλο όγκο και ο στόχος είναι η δημιουργία ευκαιριών, οι οποίες αντέχουν τις πρόσκαιρες οικονομικές κρίσεις και μπορούν να προσαρμοστούν σε ένα συνεχές μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

Η αξιολόγηση των 'έξυπνων' hedge funds, σε σύγκριση με τα συμβατικά hedge funds, βάσει ποσοτικών μεθόδων, αποτελεί μια σημαντική μέθοδο αξιολόγησης. Βάσει των αποτελεσμάτων της ποσοτικής ανάλυσης μπορούμε να δούμε ότι ο βασικός δείκτης των 'έξυπνων' hedge funds μπορεί να συγκριθεί, σε όρους απόδοσης, με συμβατικά hedge funds. Ειδικότερα, διαχρονικά τα 'έξυπνα' hedge funds έχουν ελεγχόμενη διακύμανση, με ιδιαίτερη τάση να επιτυγχάνουν μεγάλες θετικές αποδόσεις. Αυτό αποτελεί ένα χαρακτηριστικό τους, η σχετικά μικρή διακύμανση. Αυτό σημαίνει ότι προσαρμόζονται στις εκάστοτε συνθήκες της αγοράς. Επίσης, σε όρους μέσης απόδοσης, δεν έχουν τα καλύτερα αποτελέσματα, αλλά ούτε και τα χειρότερα. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι βάσει 2 ευρέως αποδεκτών χρηματοοικονομικών δεικτών, του Sharpe και Sortino ratio, τα 'έξυπνα' hedge funds έχουν τα καλύτερα αποτελέσματα.

Εν κατακλείδι μπορεί να ειπώθει ότι τα 'έξυπνα' hedge funds έχουν όλες τις βάσεις να αποτελέσουν την εξέλιξη στον κλάδο των hedge funds, καθώς πολλές συμβατικές στρατηγικές αποτυγχάνουν να προσαρμοστούν σε ένα ολοένα και πιο πολύ μεταβαλλόμενο περιβάλλον.

## Βιβλιογραφία

- 1 Avaniidhar Subrahmanyam (2019), Big data in finance: Evidence and challenges, *Borsa Istanbul Review*, Volume 19, Issue 4, Pages 283-287,
- 2 Siau, Keng & Hilgers, Mike & Chen, Langtao & Liu, Yu & Nah, Fiona & Hall, Richard & flachsbart, Barry. (2018). *FinTech Empowerment: Data Science, Artificial Intelligence, and Machine Learning*. 31. 12-18.
- 3 Giudici, Paolo. (2018). *Fintech Risk Management: A Research Challenge for Artificial Intelligence in Finance*. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 1. 10.3389/frai.2018.00001.
- 4 De Filippi, Primavera & Hassan, Samer. (2016). *Blockchain Technology as a Regulatory Technology: From Code is Law to Law is Code*. *First Monday*. 21. 10.5210/fm.v21i12.7113.
- 5 Del Río, César. (2017). *Use of distributed ledger technology by central banks: A review*. *Enfoque UTE*. 8. 1-13. 10.29019/enfoqueute.v8n5.175.
- 6 Walchek, S. (2015, May 29). *The unbundling of finance*. *Tech- Crunch*. Available at <https://techcrunch.com/2015/05/29/the-unbundling-of-finance/>
- 7 Gomber, P., Koch, J. & Siering, M. (2017), *Digital Finance and FinTech: current research and future research directions*. *Journal of Business Economics* 87, 537–580.
- 8 Yang, S. (2015, March 20). *Why Wall Street is pouring money into companies that want to eat its lunch*. *Business Insider*.
- 9 Holland FinTech. (2015, March 20). *The future of finance: The socialization of finance*.
- 10 Manyika, J. M., Chui, B., Brown, J., Bughin, R., Dobbs, C., ...Byers. A. H. (2011). *Big Data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*.
- 11 Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013, January). *Big Data: A revolution that transforms how we work, live, and think*. Zhejiang, China: Zhejiang People's Publishing House. January 2013.
- 12 McKendrick, J. (2015). *Nine trends in the growing big data market*. *Big Data Quarterly*, Winter
- 13 Dahlan HA. 2018. *Future interaction between man and robots from Islamic perspective*. *International Journal of Islamic Thought* 13:44–51
- 14 Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2017), "Robots and jobs: evidence from US labor markets"



- 15 Huang, M.H. and Rust, R.T. (2018), "Artificial intelligence in service",  
Journal of Service Research
- 16 Nomura Research Institute (2015). Utilization of artificial intelligence in  
finance
- 17 Preis, T., Moat, H.S., Stanley, H.E. (2013). Quantifying Trading Behavior in  
Financial Markets Using Google Trends. Scientific Reports, 3 (1684).
- 18 iSentium (2017) Breakthrough Sentiment Analytics.
- 19 Mastercard (2016). Press Releases: MasterCard Rolls Out Artificial  
Intelligence Across its Global Network
- 20 Cerebellum Capital (2016). Our Mission.
- 21 Jung, Dorner V, Glaser F, Morana, S. (2018) Robo-Advisory: Digitalization  
and Automation of Financial Advisory, Business & Information Systems  
Engineering
- 22 Ivanov, O., Snihovyi, O., & Kobets, V. (2018). Implementation of Robo-  
advisors tools for different risk attitude investment decisions
- 23 Pranay Gupta & T. Mandy Tham . Fintech: The New Dna of Fanancial  
Services
- 24 Thomas Puschmann, 2017. Technological Change, Financial Innovation, and  
Diffusion in Banking
- 25 Josh Lerner & Peter Tufano, 2011. The Consequences of Financial  
Innovation: A Counterfactual Research Agenda
- 26 Kerényi, Á.& Molnár, J. & Müller, J, 2018. Bank and fintech's
- 27 Damiano Pietroni, 2018 . Assessing the Long-Term Viability of the Insurance  
Peer-to-Peer Business Model: The Insurance Technology Handbook for  
Investors, Entrepreneurs and FinTech Visionaries
- 28 EurekaHedge. 2022, December 25. <https://www.eurekahedge.com/>.
- 29 Harvey, C. R., Rattray, S., Hemert, v., & Sinclair, A. (2017). Man vs Machine:  
Comparing discretionary and systematic hedge fund performance. The Journal  
of Portfolio Management, 43(4), 1-15.

## Παράρτημα

Annualised Return (%)	Best Monthly Return (%)	Worst Monthly Return (%)	Last 3 Months (%)	2022 Returns (%)	2021 Returns (%)	Sharpe Ratio	Annualised Standard Deviation (%)	Downside Deviation (%)	Sortino Ratio	Maximum Drawdown (%)	Percentage of Positive Months (%)
10,47	8,01	-3,67	3,4	-4,59	2,95	1,39	6,1	2,68	3,16	-9,49	70,97
7,36	7,73	-7,14	-0,94	-8,8	7,02	0,71	7,58	4,88	1,1	-25,61	63,27
6,32	9,03	-8,4	0,99	-5,88	9,09	0,71	6,11	4	1,08	-18,88	67,27
10,79	8,3	-10,09	0,09	-3,12	2,51	1,03	8,53	5,31	1,66	-25,67	68
12,42	5,85	-13,29	0,24	6,93	-1,5	1,42	7,35	4,39	2,38	-15,81	73,45
8,99	6,69	-7,43	1,05	-4,95	13,64	1,17	5,98	3,52	1,99	-11,89	73,09
8,34	8,66	-9,42	1,05	-7,2	10,66	0,83	7,64	4,86	1,3	-22,22	66,55
6,62	3,68	-6,47	0,22	-0,15	8,43	1,05	4,39	2,8	1,65	-11,7	71,27
83,27	405,3	-33,67	-11,24	-49,22	142,25	0,55	149,08	33,06	2,46	-74,26	55,75

	<b>Eureka Hedge AI Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge Asian Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge European Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge Emerging Markets Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge Latin American Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge North American Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge Long Short Equities Hedge Fund Index</b>	<b>Eureka Hedge Billion Dollar Hedge Fund Index</b>	<b>CBOE Eureka Hedge Crypto-Currency Index</b>
Annualised Return (%)	10,47	7,36	6,32	10,79	12,42	8,99	8,34	6,62	83,27
Best Monthly Return (%)	8,01	7,73	9,03	8,3	5,85	6,69	8,66	3,68	405,3
Worst Monthly	-3,67	-7,14	-8,4	-10,09	-13,29	-7,43	-9,42	-6,47	-33,67

Retu rn (%)									
Last 3 Mont hs (%)	3,4	-0,94	0,99	0,09	0,24	1,05	1,05	0,22	-11,24
2022 Retu rns (%)	-4,59	-8,8	-5,88	-3,12	6,93	-4,95	-7,2	-0,15	-49,22
2021 Retu rns (%)	2,95	7,02	9,09	2,51	-1,5	13,64	10,66	8,43	142,25
Shar pe Rati o	1,39	0,71	0,71	1,03	1,42	1,17	0,83	1,05	0,55
Ann ualis ed Stan dard Devi ation (%)	6,1	7,58	6,11	8,53	7,35	5,98	7,64	4,39	149,08
Dow nsid e Devi ation (%)	2,68	4,88	4	5,31	4,39	3,52	4,86	2,8	33,06
Sorti no	3,16	1,1	1,08	1,66	2,38	1,99	1,3	1,65	2,46

Ratio									
Maximum Drawdown (%)	-9,49	-25,61	-18,88	-25,67	-15,81	-11,89	-22,22	-11,7	-74,26
Percentage of Positive Months (%)	70,97	63,27	67,27	68	73,45	73,09	66,55	71,27	55,75

0	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	Eureka Hedge Fund Index	CBOE Eureka Hedge Crypto-Currency Index
Annualised Return (%)	10,47	7,36	6,32	10,79	12,42	8,99	8,34	6,62	83,27

Best Monthly Return (%)	8,01	7,73	9,03	8,3	5,85	6,69	8,66	3,68	405,3
Worst Monthly Return (%)	-3,67	-7,14	-8,4	-10,09	-13,29	-7,43	-9,42	-6,47	-33,67
Last 3 Months (%)	3,4	-0,94	0,99	0,09	0,24	1,05	1,05	0,22	-11,24
2022 Returns (%)	-4,59	-8,8	-5,88	-3,12	6,93	-4,95	-7,2	-0,15	-49,22
2021 Returns (%)	2,95	7,02	9,09	2,51	-1,5	13,64	10,66	8,43	142,25
Sharpe Ratio	1,39	0,71	0,71	1,03	1,42	1,17	0,83	1,05	0,55
Annualised Standard Deviation (%)	6,1	7,58	6,11	8,53	7,35	5,98	7,64	4,39	149,08

Dow nside Devi ation (%)	2,68	4,88	4	5,31	4,39	3,52	4,86	2,8	33,06
Sorti no Ratio	3,16	1,1	1,08	1,66	2,38	1,99	1,3	1,65	2,46
Maxi mum Draw down (%)	-9,49	- 25,61	- 18,88	- 25,67	- 15,81	- 11,89	- 22,22	-11,7	-74,26
Perc enta ge of Posit ive Mont hs (%)	70,97	63,27	67,27	68	73,45	73,09	66,55	71,27	55,75