A close up of a logo

Description automatically generated

Fakultät Wirtschaftswissenschaften

Professur für Wirtschaftsinformatik, insb. Business Engineering ODER   
Informationssysteme in Industrie und Handel

**The Impact of AI Technology on Algorithmic Trading**

**Masterarbeit** ODER **Diplomarbeit**

zur Erlangung des akademischen Grades „*Master of Science/Diplom Wirtschaftsinformatik*“ ODER

**Belegarbeit** ODER

**Seminararbeit**

*Name der Lehrveranstaltung*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Eingereicht von: | Li, Wanjin |
|  | E-Mail: | [wanjin.li@mailbox.tu-dresden.de](mailto:wanjin.li@mailbox.tu-dresden.de) |
|  | Matrikelnummer: | 4904196 |
|  | Studiengang: | Wirtschaftsinformatik |
|  | Referent/in: | Prof. Dr. Susanne Strahringer |
|  | Betreuer/in: | Dr. Raoul Hentschel |
|  | Bearbeitungszeit: | 01.08.2024 – 12.11.2024 |

Abstract

Der Abstract führt das Thema der Arbeit und die Forschungsziele/-fragen ein (inkl. einer kurzen Motivation), stellt den eingesetzten methodischen Ansatz kurz dar und fasst die wesentlichen Ergebnisse sowie den Forschungsbeitrag der Arbeit zusammen. Die Länge des Abstracts ist auf eine Textseite (max.) beschränkt.

Inhaltsverzeichnis

[Abbildungsverzeichnis IV](#_Toc180942795)

[Tabellenverzeichnis V](#_Toc180942796)

[Formelverzeichnis VI](#_Toc180942797)

[Abkürzungsverzeichnis VII](#_Toc180942798)

[1 Einleitung 1](#_Toc180942799)

[1.1 Motivation 1](#_Toc180942800)

[1.2 Forschungsbeitrag 2](#_Toc180942801)

[1.3 Forschungsdesign 3](#_Toc180942802)

[2 Theoretischer Hintergrund 4](#_Toc180942803)

[2.1 Algorithmisches Handeln 4](#_Toc180942804)

[2.2 HFT 6](#_Toc180942805)

[2.3 KI-Technologien 6](#_Toc180942806)

[2.3.1 Machine Learning 8](#_Toc180942807)

[2.3.2 Deep Learning 9](#_Toc180942808)

[2.3.3 Reinforcement Learning 11](#_Toc180942809)

[3 Methodik 12](#_Toc180942810)

[3.1 Aufbau der Suchstrategie 13](#_Toc180942811)

[3.2 Eingrenzungsprozess 13](#_Toc180942812)

[4 Ergebnisse 15](#_Toc180942813)

[4.1 Eine automatisierte Exit- und Wiedereinstiegsstrategie 15](#_Toc180942814)

[4.2 Machine Learning 17](#_Toc180942815)

[4.2.1 Klassifikationsalgorithmen zur Markttrendprognose 17](#_Toc180942816)

[4.2.2 Regressionsalgorithmen zur Markttrendprognose 18](#_Toc180942817)

[4.2.3 Cluster-Algorithmen 18](#_Toc180942818)

[4.3 Deep Learning 19](#_Toc180942819)

[4.3.1 CNN 19](#_Toc180942820)

[4.3.2 LSTM & BiLSTM 20](#_Toc180942821)

[4.4 Deep Reinforcement Learning 20](#_Toc180942822)

[4.4.1 RRL 21](#_Toc180942823)

[4.4.2 Hybride Methode 21](#_Toc180942824)

[4.4.3 Directional Change RL (DCRL) 23](#_Toc180942825)

[4.4.4 Einbindung von Sentimentanalyse in RL 23](#_Toc180942826)

[5 Diskussion 24](#_Toc180942827)

[5.1 Methoden und Praktiken in der Literatur 24](#_Toc180942828)

[5.2 Chancen und Herausforderungen durch AI 24](#_Toc180942829)

[5.3 Reflexion und Ausblick 26](#_Toc180942830)

[Literaturverzeichnis 28](#_Toc180942831)

[Anhang A: Titel des Anhangs VII](#_Toc180942832)

[Anhang B: Titel des Anhangs VIII](#_Toc180942833)

Abbildungsverzeichnis

[Abbildung 1: Rahmenwerk für Literaturanalyse (Vom Brocke et al., 2009) 4](#_Toc182159346)

Tabellenverzeichnis

[Tabelle 1: Aussagekräftige Tabellenbeschriftung 2](#_Toc35520630)

[Tabelle 2: Einsatz arabischer und römischer Seitenzahlen 4](#_Toc35520631)

Formelverzeichnis

[Formel 1: Binomialformel 3](#_Toc35520632)

Abkürzungsverzeichnis

|  |  |
| --- | --- |
| Abk. | Abkürzung |
| … | … |

# Einleitung

## Motivation

In den letzten Jahrzehnten hat sich der algorithmische Handel allmählich zu einem Trend im Finanzhandel entwickelt (Huang & Song, 2023). Dies ist darauf zurückzuführen, dass erhebliche Zeit und Ressourcen in die Gestaltung und Implementierung algorithmischer Handelssysteme investiert wurden, was es den Investoren ermöglicht, sich auf den Finanzmärkten einen wettbewerbsfähigen Informationsvorsprung zu verschaffen (Koegelenberg & van Vuuren, 2024). Allerdings sind Finanzmärkte von Natur aus komplex, unsicher und dynamisch (Shavandi & Khedmati, 2022), was den Handel erschwert. Faktoren wie wirtschaftliche Indikatoren, die Stimmung der Investoren sowie das Verhalten anderer Marktteilnehmer beeinflussen den Finanzhandel (Huang, Zhou, et al., 2024b). Um höhere Handelsgewinne zu erzielen, werden kontinuierlich neue Technologien und Algorithmen in die Handelsstrategien integriert. Im Vergleich zu traditionellen Handelsmethoden bietet der algorithmische Handel Vorteile hinsichtlich Geschwindigkeit, Genauigkeit, Rationalität, Verarbeitungskapazität und Wachsamkeit (Shavandi & Khedmati, 2022).

Seit dem Aufstieg von generativen KI-Systemen, wie zum Beispiel ChatGPT, hat sich das Interesse von Forschern aus unterschiedlichen Fachgebieten an den Anwendungen und Auswirkungen von KI in ihren jeweiligen Bereichen deutlich verstärkt. KI verändert auch zunehmend sämtliche Aspekte des täglichen Lebens und befreit die Menschen von komplexen Aufgaben. Aufgrund seiner inhärenten Komplexität ist der Finanzsektor bereits seit vielen Jahren ein beliebtes Anwendungsfeld für KI-Forschung. Zahlreiche Finanzinstitutionen, darunter Banken, Fondsverwaltungsgesellschaften und Vermögensverwalter, messen KI-Technologien wie Machine Learning, Deep Learning und Reinforcement Learning eine hohe Priorität bei, um damit ihre Investitionsstrategien zu optimieren (Sahu et al., 2023).

Algorithmischer Handel hat sich von der anfänglichen Abhängigkeit von statistischen Modellen und ökonometrischen Modellen (Huang & Song, 2023; Jain et al., 2021) sowie Hochfrequenzhandel (Vo & Yost-Bremm, 2020), mit dem das Ziel der Maximierung der Rendite bei Einzelanlagen verfolgt wurde, zu einer Phase entwickelt, in der investitionsunterstützende Werkzeuge auf der Basis von Deep Reinforcement Learning zum Einsatz kommen (Shavandi & Khedmati, 2022). Die Entwicklung von KI-Technologien ist dabei ein unverzichtbarer Treiber. In modernen algorithmischen Handelsstrategien werden KI-Technologien, darunter Machine Learning und Deep Learning, mittlerweile breit zur Datenverarbeitung und Prognose eingesetzt, um Handelssignale zu identifizieren (Huang & Song, 2023). Dies liegt daran, dass Machine Learning in der Lage ist, die Schwächen traditioneller Methoden bei der Entdeckung versteckter Zusammenhänge und Muster zu überwinden (Gurung et al., 2024).

Obwohl bereits viele Wissenschaftler und Forscher durch praktische Fallstudien eine tiefgehende Untersuchung der Anwendung von KI-Technologien im algorithmischen Handel vorgenommen haben, gibt es unterschiedliche Herangehensweisen. Einige Forscher neigen dazu, durch Vergleichsexperimente die Leistungsunterschiede verschiedener KI-Technologien in Bezug auf die Steigerung von Anlagerenditen und die Senkung von Handelsrisiken zu analysieren. So hat beispielsweise (Huang & Song, 2023) die Performance eines hybriden Ansatzes, bestehend aus Recurrent Reinforcement Learning und einem BiLSTM-Modell, im Vergleich zu Einzelmethoden am US-Aktienmarkt untersucht. Andere Forscher konzentrieren sich auf die Entwicklung spezieller algorithmischer Handelsmodelle für bestimmte Finanzmärkte. So haben Alaminos et al. (2024) etwa eine Handelsstrategie für Kryptowährungen entwickelt, die genetische Algorithmen mit KI-Technologien kombiniert.

Obwohl die Erzielung hoher Anlagerenditen durch den Einsatz fortschrittlicher KI-Technologien eine bedeutende Rolle in der Forschung zum algorithmischen Handel spielt, sind die durch technologische Veränderungen hervorgerufenen Auswirkungen ebenfalls von erheblichem Forschungsinteresse. Dank des breiten Zugangs zu großflächig verfügbaren, qualitativ hochwertigen Finanzdaten sowie den bahnbrechenden Fortschritten im Bereich der KI konnten neue, komplexere algorithmische Handelsstrategien entwickelt werden (Gurung et al., 2024). Mit der kontinuierlichen Entwicklung von KI-Technologien in den letzten Jahrzehnten umfasst der algorithmische Handel nahezu alle Finanzmärkte, darunter Aktienmärkte, Terminmärkte, Kryptowährungsbörsen und viele weitere.

Derzeit fehlt es jedoch in der akademischen Welt an einer zusammenfassenden Analyse der durch KI bedingten Auswirkungen im algorithmischen Handel aus technischer Sicht. Dies liegt daran, dass der algorithmische Handel als komplexe interdisziplinäre Disziplin nicht nur die Wirtschaftswissenschaften und Finanzwissenschaften, sondern auch die Informatik umfasst. Gleichzeitig erschwert die Komplexität des algorithmischen Handels den Zugang für Forscher aus unterschiedlichen akademischen Hintergründen zu diesem Forschungsfeld. Daher zielt diese Studie darauf ab, durch eine systematische Literaturanalyse die neuesten Forschungsergebnisse zu Methoden und Praktiken im algorithmischen Handel zu untersuchen. Auf dieser Grundlage soll weiter erforscht werden, welche Chancen und Herausforderungen die Entwicklung von KI-Technologien für die algorithmische Handelsbranche mit sich bringt.

## Forschungsbeitrag

Als eine interdisziplinäre Disziplin mit hohen Anforderungen an Mathematik und Computer-Algorithmen stellt der algorithmische Handel für Forscher, an diesem Forschungsgebiet interessierte Personen und andere Interessengruppen aus verschiedenen Branchen ein erhebliches Eintrittshindernis dar. Beispielsweise fällt es Forschern aus dem Bereich der Finanzwissenschaften, die mit KI-Technologien wenig vertraut sind, schwer, Arbeiten über algorithmischen Handel und die entsprechenden KI-Technologien problemlos zu verstehen. Andererseits ist es für Entwickler und IT-Fachleute, die die Regeln der Finanzmärkte und Investitionsstrategien nicht verstehen, ebenso schwierig, leistungsfähige Werkzeuge für den algorithmischen Handel zu entwickeln. Auch bei der akademischen Diskussion zwischen Forschern aus unterschiedlichen Disziplinen gibt es häufig das Problem einer ineffizienten wechselseitigen Kommunikation.

Das Ziel dieser systematischen Literaturrecherche besteht darin, durch die Analyse der neuesten Forschungsergebnisse und Best Practices im Bereich des algorithmischen Handels anderen Forschern häufig verwendete Lösungen und das für deren Umsetzung notwendige Grundlagenwissen bereitzustellen. Darüber hinaus strebt die Studie an, die mit der Einführung von KI verbundenen Chancen und Herausforderungen zu diskutieren, indem die Theorien und praktischen Ansätze anderer Forscher zusammengefasst werden. Die Bedeutung dieser Studie variiert je nach Perspektive für Marktteilnehmer im Finanzhandel und andere Stakeholder.

Vor diesem Hintergrund zielt die Studie darauf ab, in einer Ära der großflächigen Anwendung von KI-Produkten eine solide Wissensbasis für Forscher aus verschiedenen Bereichen zu schaffen und gleichzeitig eine Brücke der Kommunikation zwischen diesen Bereichen zu schlagen. Durch die Ergebnisse dieser Studie können an diesem Forschungsgebiet interessierte Personen und andere Interessengruppen ein grundlegendes Verständnis der in algorithmischen Handelsstrategien verwendeten KI-Technologien erlangen, während Experten auf dem Gebiet der KI ihre Fachkenntnisse auf ein vielversprechendes Anwendungsfeld ausweiten können.

Auf der Grundlage der genannten Forschungsziele und bestehenden Forschungslücken hat diese Studie das Ziel, durch die Zusammenfassung und Analyse der in der Praxis weit verbreiteten KI-Technologien im algorithmischen Handel in Kombination mit den Eigenschaften der Finanzmärkte folgende zwei miteinander verbundene Forschungsfragen zu beantworten. Die erste Forschungsfrage konzentriert sich auf die Analyse der KI-Technologien im algorithmischen Handel auf unterschiedlichen Finanzmärkten. Die Beantwortung dieser Frage soll den Interessengruppen dabei helfen, einen klaren Leitfaden bei der Auswahl geeigneter algorithmischer Handelsstrategien für verschiedene Finanzmärkte zu finden. Zugleich trägt die Analyse der ersten Forschungsfrage auch zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage bei. Um die Chancen und Herausforderungen, die durch die Einführung von KI-Technologien entstehen, zu identifizieren, ist eine Analyse der Eigenschaften der verschiedenen KI-Technologien unverzichtbar. Da diese Technologien unterschiedliche Anforderungen an das Wissen der Interessengruppen stellen und selbst die Hardware-Anforderungen zur Implementierung der Technologien stark variieren, müssen die Chancen und Herausforderungen der einzelnen KI-Technologien individuell betrachtet werden. Diese Studie zielt darauf ab, durch systematische Literaturanalysen sowohl die Chancen als auch die Herausforderungen der KI zu untersuchen, um den Praktikern zu helfen, das optimale Gleichgewicht zwischen Leistung und Kosten zu finden.

**Forschungsfrage 1:** *Welche Methoden und Praktiken des algorithmischen Handels existieren in der Literatur?*

**Forschungsfrage 2:** *Welche Herausforderungen und Chancen bietet die Integration von KI in bestehende algorithmische Handelssysteme?*

## Forschungsdesign

Das Forschungsdesign dieser Arbeit folgt den Leitlinien von Vom Brocke et al. (2009), die einen Untersuchungsplan für eine systematische Literaturrecherche definieren. Die durchzuführenden Schritte werden dabei in einem fünfstufigen Rahmenwerk zusammengefasst.

Ein Bild, das Text, Diagramm, Kreis, Entwurf enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung : Rahmenwerk für Literaturanalyse (Vom Brocke et al., 2009)

Der erste Schritt der systematischen Literaturanalyse besteht in der Festlegung des angemessenen Umfangs der Recherche. Um das zu untersuchende Thema sinnvoll einzugrenzen, sind zunächst spezifische Fragestellungen zu formulieren. In dieser Arbeit werden dazu zwei Forschungsfragen in Abschnitt 1.2 definiert.

Im zweiten Schritt erfolgt die Konzeptualisierung des Themenbereichs, wobei die zugrundeliegenden theoretischen Grundlagen definiert und miteinander in Zusammenhang gebracht werden. Ziel ist es, einen strukturierten Überblick über den Einsatz von KI-Technologien im Bereich des algorithmischen Handelns zu gewinnen. Ein detaillierter Überblick über relevante Begriffe und Konzepte wird in Abschnitt 2 dargestellt.

Schritt drei umfasst die Literatursuche, in deren Rahmen die konkrete Arbeit mit potenziell relevanter Literatur beginnt. Dieser Suchprozess bildet die Grundlage mehrerer Suchdurchläufe und umfasst die Datenbank-, Schlagwort-, Vorwärts- und Rückwärtssuche. Die Vorgehensweise muss dabei detailliert formuliert und dokumentiert werden. Anschließend wird die ermittelte Literatur auf die Artikel beschränkt, die für das zu untersuchende Thema relevant sind. Dieser Selektionsprozess beinhaltet mehrere Auswahlschritte, beginnend bei Titel- und Abstractscreenings bis hin zu Volltextüberprüfungen, und mündet in einer Übersicht der relevanten Literatur. Diese Schritte bilden die Methodik der vorliegenden Arbeit und werden in Abschnitt 3 erläutert.

Nachdem die Literatur gesammelt wurde, erfolgt im vierten Schritt eine tiefgehende Analyse und Zusammenfassung der ausgewählten Quellen. Die gewonnenen Erkenntnisse werden in einen zum Bezugsrahmen des Themas passenden Zusammenhang gestellt und beziehen sich stets auf die zentralen Forschungsfragen. Die Untersuchungsergebnisse dieser Arbeit beziehen sich explizit auf die formulierten Forschungsfragen.

Der abschließende, fünfte Schritt der systematischen Literaturrecherche beinhaltet die Formulierung einer Forschungsagenda, die zukünftige Forschungsperspektiven aufzeigt und als Grundlage für die Erweiterung der Analyse dienen soll.

# Theoretischer Hintergrund

In diesem Abschnitt werden zunächst die in dieser Studie verwendeten gängigen Konzepte kurz erläutert und voneinander abgegrenzt, um Lesern aus unterschiedlichen Forschungsbereichen ein grundlegendes Verständnis der in Zusammenhang mit dem algorithmischen Handel stehenden Fachtermini zu ermöglichen. Gleichzeitig werden die spezifischen Bedeutungen dieser Konzepte, wie sie in dieser Studie verwendet werden, festgelegt, um Missverständnisse zu vermeiden. Diese Konzepte werden entsprechend ihrer fachlichen Zugehörigkeit in zwei Kategorien unterteilt: Konzepte im Zusammenhang mit dem Handeln und Konzepte im Zusammenhang mit KI-Technologien.

## Algorithmisches Handeln

Im Bereich der quantitativen Finanzwissenschaften gibt es mehrere ähnliche Konzepte, wie etwa den quantitativen Handel, den algorithmischen Handel, den Hochfrequenzhandel und den automatisierten Handel. Um Verwechslungen dieser Begriffe zu vermeiden, werden ihre spezifischen Definitionen hier ausführlich erläutert. Obwohl einige Forscher diese Konzepte streng voneinander abgrenzen, stellen sie in der Praxis unterschiedliche Anwendungen von KI im Investitionsbereich dar. Quantitativer Handel nutzt Computeralgorithmen und Programme, die auf einfachen oder komplexen mathematischen Modellen basieren, um Handelsmöglichkeiten zu identifizieren und davon zu profitieren. Algorithmischer Handel führt Aufträge basierend auf Zeit, Preis und Volumen mit vorprogrammierten Handelsanweisungen aus. Hochfrequenzhandel, oft mit HFT abgekürzt, ist eine Form des Handels, die hochentwickelte Computeralgorithmen verwendet, um eine große Anzahl von Aufträgen in sehr kurzer Zeit (innerhalb von Sekundenbruchteilen) auszuführen. Ein automatisiertes Handelssystem, eine Form des algorithmischen Handels, nutzt Computersoftware, um Kauf- und Verkaufsaufträge zu erteilen und automatisch an eine Marktbörse oder ein Handelszentrum zu senden (Sahu et al., 2023).

Algorithmischer Handel konzentriert sich darauf, computergestützte Algorithmen zu nutzen, um eine vordefinierte Handelsstrategie zu automatisieren (Tabaro et al., 2024). Eine Handelsstrategie wird typischerweise durch bestimmte Indikatoren oder Signale charakterisiert, die aus Marktdaten abgeleitet werden und dem Händler helfen, den optimalen Zeitpunkt für den Kauf und Verkauf bestimmter Vermögenswerte zu bestimmen (Tabaro et al., 2024). Mithilfe des algorithmischen Handels können Händler schneller auf Marktbewegungen reagieren und dadurch potenziell höhere Gewinne erzielen.

Obwohl es klare Grenzen bei den genauen Definitionen dieser Konzepte gibt, darf ihre gegenseitige Beziehung nicht ignoriert werden. So kann beispielsweise auch die Forschung und Praxis des HFT durch KI-Technologien umgesetzt werden (Vo & Yost-Bremm, 2020). Tatsächlich zeigen die Ergebnisse der Literaturrecherche, dass in den meisten Studien der letzten fünf Jahre keine klare Unterscheidung zwischen algorithmischem Handel und Hochfrequenzhandel vorgenommen wurde. Daher wird in dieser Studie, die sich auf den Einfluss von KI auf den algorithmischen Handel konzentriert, die Definition von (Chang & Chou, 2022) verwendet. Das bedeutet, dass Hochfrequenzhandel in dieser Studie als eine Unterkategorie des algorithmischen Handels betrachtet wird.

In der Literatur existiert die Ansicht, dass der algorithmische Handel auch als „Black-Box-Handel“ oder „automatisierter Handel“ bezeichnet werden kann und Investitionsentscheidungen durch auf Computern implementierte KI-Modelle oder vordefinierte quantitative Handelsregeln unterstützt werden (Gurung et al., 2024). Das bedeutet, dass algorithmischer Handel sowohl auf der Grundlage vordefinierter Regeln als auch durch maschinelles Lernen umgesetzt werden kann (Huang, Zhou, et al., 2024a; Shavandi & Khedmati, 2022). In seiner traditionellen Form basiert der algorithmische Handel auf den Erfahrungen menschlicher Experten oder auf festgelegten Regeln, wie etwa Trendfolge- oder Mean-Reversion-Strategien (Huang & Song, 2023). In modernen algorithmischen Handelssystemen, die auf Machine Learning basieren, wird der Computer zunächst auf historischen Daten trainiert und handelt dann ohne menschliches Eingreifen (Shavandi & Khedmati, 2022). Dieser Handelsprozess kann als ein Entscheidungsprozess betrachtet werden, der das Ziel verfolgt, den Gewinn zu maximieren und gleichzeitig das Risiko zu minimieren. Da der Entscheidungsprozess der KI im Gegensatz zu dem des Menschen nicht von emotionalen Schwankungen beeinflusst wird, bleibt die Investitionsentscheidung des Computers frei von den negativen Auswirkungen von Emotionen (Shavandi & Khedmati, 2022).

Der Sharpe-Quotient ist ein Indikator zur Bewertung der Performance einer einzelnen Transaktion, der die Effektivität einer Handelsstrategie messen kann (Sokolovsky & Arnaboldi, 2023). Die Berechnung des Sharpe-Quotienten erfolgt durch die folgende Formel:

wobei  und  jeweils die Rendite des Portfolios und die risikofreie Rendite in der aktuellen Transaktion darstellen, während der Nenner die Standardabweichung der Portfoliorendite  bezeichnet.

## Hochfrequenzhandel

Der Ursprung des Hochfrequenzhandels lässt sich bis ins Jahr 1998 zurückverfolgen (Goldstein et al., 2014). Wie im ersten Kapitel erwähnt, wird Hochfrequenzhandel als eine spezielle Form des algorithmischen Handels betrachtet. Algorithmischer Handel wird typischerweise auf entwickelten Finanzmärkten angewendet, wie beispielsweise dem amerikanischen Aktienmarkt oder anderen Währungsmärkten in entwickelten Volkswirtschaften (Vo & Yost-Bremm, 2020).

Hochfrequenzhandel ist der Einsatz von computergestützten Handelsalgorithmen, um Vermögenswerte schnell und häufig zu kaufen und zu verkaufen, wobei die Haltedauer sehr kurz ist – auf das Niveau von Minuten, Sekunden oder sogar Millisekunden –, um minimale Gewinnmargen bei jedem Handel zu erzielen (Vo & Yost-Bremm, 2020). In idealisierten Strategien von Hochfrequenzhandel werden daher dynamische Handelsstrategien verwendet, die in der Lage sein müssen, sich automatisch an die Markttrends anzupassen (Chakole et al., 2021). In der akademischen Forschung ist es mittlerweile gängig geworden, Modelle zu entwickeln und zu optimieren, die dynamische Handelsstrategien mithilfe von auf Deep Reinforcement Learning basierenden Algorithmen gestalten. Beispielsweise argumentieren Tabaro et al. (2024), dass Reinforcement Learning und algorithmischer Handel eine perfekte Kombination darstellen.

## KI-Technologien

Um den Lesern ein grundlegendes Verständnis dieser Studie zu ermöglichen, ist es notwendig, die verschiedenen Konzepte im Zusammenhang mit KI klar zu unterscheiden. KI umfasst alle Techniken, die es Computern ermöglichen, menschliches Verhalten nachzuahmen und Entscheidungen zu treffen, um komplexe Aufgaben unabhängig oder mit minimalem menschlichem Eingreifen zu lösen(Russell et al., 2003). In der untenstehenden Abbildung (2) wird das Verhältnis der KI-bezogenen Konzepte dargestellt. Dabei umfasst KI maschinelles Lernen, während Deep Learning und Reinforcement Learning Unterkategorien des maschinellen Lernens sind.

Ein Bild, das Text, Schrift, Kreis, Screenshot enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung 2: Verhältnis der KI-bezogenen Konzepte (Sahu et al., 2023, S. 10)

Maschinelles Lernen ist ein breit gefasstes Konzept, und viele Forscher setzen in ihren Arbeiten maschinelles Lernen mit KI gleich oder verwenden den Oberbegriff maschinelles Lernen, um spezifischere Techniken wie Deep Learning und Reinforcement Learning zu bezeichnen. In dieser Studie wird eine klare Definition verwendet, wonach maschinelles Lernen als eigenständiges Konzept neben anderen KI-Technologien steht. Wenn der Begriff „maschinelles Lernen“ als Oberbegriff verwendet wird, um andere KI-Technologien zu umfassen, wird in dieser Studie stattdessen der Begriff KI verwendet.

Maschinelle Lernalgorithmen bieten im algorithmischen Handel ein sehr effektives Werkzeug, da sie die gleichzeitige Analyse einer Vielzahl von Indikatoren auf den Finanzmärkten ermöglichen (Barucci et al., 2021). Dieser Analyseprozess erfolgt durch die Extraktion von Datenmustern auf den Finanzmärkten mittels maschineller Lernalgorithmen (Sahu et al., 2023). Abhängig von der Art der zu lösenden Probleme und den verfügbaren Daten kann maschinelles Lernen in zwei Typen unterteilt werden: überwachtes und unüberwachtes Lernen (Janiesch et al., 2021). Im algorithmischen Handel kann überwachtes Lernen zur Vorhersage der zukünftigen Preisentwicklung eines Vermögenswerts verwendet werden. Allerdings besagt die Theorie der effizienten Märkte, dass die Aktienpreise alle aktuell verfügbaren Informationen widerspiegeln sollten, und daher sind Preisänderungen, die nicht auf neuen Informationen basieren, grundsätzlich unvorhersehbar (Sahu et al., 2023).

Deep Learning ist besonders nützlich in Bereichen mit großen und hochdimensionalen Daten, weshalb tiefe neuronale Netze flache maschinelle Lernalgorithmen in den meisten Anwendungen, bei denen Text-, Bild-, Video-, Sprach- und Audiodaten verarbeitet werden müssen, übertreffen (Lecun et al., 2015). Deep Learning verwendet typischerweise tiefe neuronale Netzwerke, die mehr als eine verborgene Schicht enthalten, wobei die künstlichen Neuronen in einer netzartigen Struktur eines tiefen neuronalen Netzwerks organisiert sind.

Reinforcement Learning konzentriert sich stärker auf zielgerichtetes Lernen durch Interaktion als andere Ansätze des maschinellen Lernens. Es beschäftigt sich mit der sequenziellen Interaktion eines Agenten mit seiner Umgebung. Zunächst beobachtet der Agent den Zustand der Umgebung, führt dann die auf seiner Policy basierende Aktion aus und erhält als Ergebnis seiner Aktion eine Belohnung (Huang, Wan, et al., 2024).

Deep Reinforcement Learning (DRL) kombiniert die Wahrnehmungsfähigkeit des Deep Learning mit der Entscheidungsfindungskompetenz des Reinforcement Learning, um die Abbildung zwischen den Zuständen der Finanzmärkte und den Handelsentscheidungen durch die Interaktion mit der Umgebung zu erlernen (Huang, Wan, et al., 2024)

### Machine Learning

Maschinelles Lernen hat den algorithmischen Handel revolutioniert, da es Systemen ermöglicht, aus Daten zu lernen und sich an sich verändernde Marktbedingungen anzupassen. Zu den ML-basierten Ansätzen gehören verschiedene Techniken wie überwachtes Lernen, unüberwachtes Lernen und Reinforcement Learning. Diese Algorithmen analysieren historische Daten, identifizieren Muster und treffen Vorhersagen über zukünftige Preisbewegungen. Der Vorteil des maschinellen Lernens liegt in seiner Fähigkeit, nichtlineare Zusammenhänge aufzudecken und sich an die sich entwickelnde Marktdynamik anzupassen (Wilhelmina Afua Addy et al., 2024).

Maschinelle Lernmethoden werden im Bereich der quantitativen Finanzwissenschaft eingesetzt, um genauere Prognosen zu erstellen und die Leistung von Finanzmodellen zu verbessern. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass nicht alle maschinellen Lernmodelle für alle Probleme geeignet sind. Die Wahl des Modells muss auf den spezifischen Merkmalen des zu lösenden Problems und den verfügbaren Daten basieren. Daher sollten Experten aus dem Bereich des maschinellen Lernens und der Finanzwirtschaft zusammenarbeiten, um die besten Ergebnisse zu erzielen (Sahu et al., 2023).

Klassifikationsalgorithmen, die häufig in finanziellen Anwendungen verwendet werden, sollen eine bestimmte Aktie in Kategorien wie „STRONG BUY“ oder „STRONG SELL“ sowie „BUY“, „SELL“ und „HOLD“ einordnen (Sahu et al., 2023). Ein weit verbreiteter Klassifikationsalgorithmus ist der Naive-Bayes-Algorithmus. Dieser Algorithmus lernt eine Entscheidungsstrategie zu prognostizieren, nachdem er den Satz von Prädiktoren beobachtet hat (Barucci et al., 2021). Allerdings erschwert die ungleichmäßige Verteilung der Klassenlabels in den Datensätzen die Klassifikationsaufgaben (Sahu et al., 2023), weshalb die Lösung dieses Problems und die Effizienzsteigerung von ML-Modellen dringend erforderlich sind.

Eine der einfachsten, aber gleichzeitig höchst effektiven Techniken ist die Methode der Support Vector Machines (SVM) (Janardhanan & Sabika, 2015). SVMs werden verwendet, um die Hyperebene zu identifizieren, die eine binäre Stichprobe am besten trennt. Wenn wir uns eine Menge von Punkten auf einer zweidimensionalen Ebene vorstellen, wird die SVM die beste Linie finden, die die beiden unterschiedlichen Klassifikationen voneinander trennt. Diese Technik lässt sich leicht auf höherdimensionale Daten erweitern, und aufgrund ihrer Einfachheit wird die Klassifikation nachvollziehbar und intuitiv verständlich (Sokolovsky & Arnaboldi, 2023).

Andere beliebte Klassifikationsmethoden sind Entscheidungsbäume und Random Forests. Der Grund für die Popularität dieser baumbasierten Klassifikationsmethoden liegt in ihrer guten Interpretierbarkeit. Random Forest funktioniert, indem eine Vielzahl von Entscheidungsbäumen während der Trainingszeit konstruiert und das Ergebnis der Klassifikation aus den individuellen Bäumen abgeleitet wird (Sokolovsky & Arnaboldi, 2023).

Im Gegensatz zu Klassifikationsproblemen, bei denen die Zielvariablen diskrete Klassenlabels sind, handelt es sich bei Regressionsproblemen um kontinuierliche Zielvariablen. Die Vorhersage des zukünftigen Preises eines Vermögenswerts ist beispielsweise ein Regressionsproblem (Sahu et al., 2023). Aufgrund der Komplexität der Finanzmärkte reicht jedoch die Verwendung einfacher linearer Regressionsmodelle oft nicht aus, um Regressionsprobleme mit mehreren unabhängigen Variablen zu lösen.

Ridge Regression ist ein Modell zur Schätzung der Koeffizienten von multiplen Regressionsmodellen in Fällen, in denen die unabhängigen Variablen stark korreliert sind. Ridge Regression ist besonders nützlich, um das Problem der Multikollinearität in der linearen Regression zu mindern, was vor allem bei Algorithmen mit einer großen Anzahl von Parametern auftritt (Gurung et al., 2024).

### Deep Learning

**ANN**

Deep-Learning-Technologien sind eine Form des maschinellen Lernens, die künstliche neuronale Netzwerke (Artificial Neural Networks, ANNs) verwenden. Ein künstliches neuronales Netzwerk besteht aus einer Eingabeschicht, einer oder mehreren verborgenen Schichten und einer Ausgabeschicht, wie in der untenstehenden Abbildung X dargestellt. Wenn ein ANN mehr als eine verborgene Schicht besitzt, wird es als Deep Neural Network (DNN) bezeichnet, auch bekannt als Deep Feedforward Network (DFN) oder Multi-Layer Perceptron (MLP).

Jedes künstliche Neuron hat ein Gewicht und einen Schwellenwert und ist mit anderen Neuronen verbunden. Knoten geben Daten an die nächste Schicht weiter, wenn ihr Ausgang den Schwellenwert überschreitet. Um das menschliche Gehirn zu simulieren, sind die Schichten eines künstlichen neuronalen Netzwerks miteinander verbunden (Sahu et al., 2023). Die Eingabemerkmale eines ANN bestehen aus vorverarbeiteten Daten über den Finanzmarkt, während die Ausgaben die gewünschten Vorhersageindikatoren darstellen. Deep Learning kombiniert Merkmale durch mehrschichtige Netzwerkstrukturen und nichtlineare Transformationen, wodurch starke Wahrnehmungs- und Darstellungskapazitäten entstehen (Huang & Song, 2023).

Ein Bild, das Diagramm, Reihe, Kreis, Screenshot enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung X: Struktur der künstlichen neuronalen Netzwerke (Sahu et al., 2023, S. 13)

**RNN**

Recurrent Neural Networks (RNNs) haben in verschiedenen Bereichen, insbesondere bei der Vorhersage von Zeitreihen, aufgrund ihrer starken Vorhersagefähigkeiten großen Erfolg erzielt (Alaminos et al., 2024). Als neuronale Netzwerke zur Verarbeitung von sequenziellen Daten zeichnet sich das RNN vor allem durch seine rekursive Struktur aus, die es ihm ermöglicht, frühere Eingabeinformationen zu speichern. In Aufgaben wie Zeitreihenanalyse und natürlicher Sprachverarbeitung kann RNN die zeitliche oder sequenzielle Abhängigkeit nutzen. Allerdings haben traditionelle RNNs das Problem des verschwindenden Gradienten, was ihre Fähigkeit einschränkt, lange Sequenzen zu lernen.

**LSTM**

Das Long Short-Term Memory (LSTM) ist ein verbessertes Modell, das entwickelt wurde, um das Problem des verschwindenden Gradienten bei RNNs zu lösen. LSTM führt „Gedächtniszellen“ und ein „Gate“-Mechanismus ein (Eingangstor, Vergessenstor und Ausgangstor), die es ermöglichen, langfristige Abhängigkeiten in langen Sequenzen effektiv zu erfassen. Daher zeigt LSTM bei Aufgaben, die eine Verarbeitung von Langzeitabhängigkeiten erfordern, eine herausragende Leistung. Gleichzeitig kann LSTM dank seines internen Zustands, also seines „Gedächtnisses“, Eingabesequenzen variabler Länge verarbeiten (Huang & Song, 2023). In der untenstehenden Abbildung der LSTM-Struktur besteht eine LSTM-Einheit aus einer Zelle c\_t, einem Eingangstor i\_t, einem Ausgangstor o\_t und einem Vergessenstor f\_t. Die Zelle speichert Werte über beliebige Zeitintervalle hinweg, während die drei Tore den Informationsfluss in und aus der Zelle regulieren (Huang & Song, 2023).

Ein Bild, das Diagramm, Screenshot, Reihe enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung X: Die Struktur von LSTM (Huang & Song, 2023, S. 1944)

Wenn die Eingabefeatures eines Modells, wie etwa Zeitreihendaten, dieselbe Länge haben, ist es möglich, Merkmale aus mehreren Perspektiven zu extrahieren. Zum Beispiel ist die Ausgabe eines Moments nicht nur mit den Informationen vergangener Momente verbunden, sondern auch mit den Informationen nachfolgender Momente. Daher ist es sinnvoll, eine zusätzliche neuronale Netzwerkschicht hinzuzufügen, um Informationen rückwärts zu übermitteln und so die Modellleistung zu verbessern. Diese Implementierung eines LSTM wird als bidirektionales LSTM bezeichnet. Ein bidirektionales LSTM besteht aus zwei LSTM-Schichten, die dasselbe Input-Signal verwenden, jedoch Informationen in unterschiedliche Richtungen weiterleiten (H.-H. Liu et al., 2023).

### Reinforcement Learning

Aufgrund der Natur des Trainingsprozesses können maschinelles Lernen und Deep Learning sich nur schwer an dynamische Handelsstrategien anpassen. Statische Handelsstrategien bleiben, sobald sie festgelegt wurden, während des gesamten Handelsprozesses unverändert. Bei zunehmender Unsicherheit auf den Finanzmärkten sind statische Handelsstrategien jedoch mit erheblichen Risiken verbunden. Daher ist eine Handelsstrategie, die sich selbst in Abhängigkeit von den sich ändernden Marktbedingungen optimieren kann, unerlässlich. Im Gegensatz zu den zuvor genannten Methoden des maschinellen Lernens und Deep Learnings kann Reinforcement Learning durch die Interaktion eines Agenten mit seiner Umgebung und die Verwendung eines Belohnungsmechanismus eine Selbstoptimierung der Handelsstrategie erreichen, um die optimale dynamische Handelsstrategie zu finden (Chakole et al., 2021; Huang & Song, 2023).

Wie in der untenstehenden Abbildung X dargestellt, zeigt ein Reinforcement-Learning-Modell mit einem einzelnen Agenten zwei Hauptkomponenten: den Agenten und die Umgebung. Durch die wiederholte Interaktion zwischen dem Agenten und der Umgebung entsteht eine Kette von Zuständen, Aktionen und Belohnungen. In diesem Rahmen führt ein intelligenter Agent eine Aktion A\_t in Bezug auf den aktuellen Zustand zur Zeit t aus und erhält als Ergebnis dieser Aktion eine Belohnung R\_t+1. Anschließend beobachtet der Agent einen neuen Zustand St+1 und führt basierend auf dem neuen Zustand die nächste Aktion aus. Dieser iterative Prozess setzt sich fort, bis der Agent durch Maximierung einer kumulativen Belohnung zu einer optimalen Strategie konvergiert (Shavandi & Khedmati, 2022).

Wenn mehrere Agenten gleichzeitig in einer Umgebung agieren, ähnelt das Framework dem mit einem einzelnen Agenten, jedoch gibt es Interaktionen zwischen den Agenten. Diese Interaktionen können entweder kooperativ oder kompetitiv sein (Bus¸oniu et al., 2006). Angesichts der Tatsache, dass die Komplexität des Multi-Agenten-Verstärkungslernens den Rahmen dieser Studie übersteigt und der Interaktionsprozess zwischen Agenten und Umgebung im Multi-Agenten-Verstärkungslernen im Wesentlichen dem des Einzelagenten entspricht, beschränkt sich diese Arbeit in Kapitel Vier auf den Interaktionsprozess eines einzelnen Agenten mit der Umgebung. Dadurch soll den Lesern ein besseres Verständnis für die Anwendung des Verstärkungslernens im Kontext der algorithmischen Handelsforschung vermittelt werden.

Ein Bild, das Text, Reihe, Screenshot, Diagramm enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung X: Reinforcement Learning Prozess (Shavandi & Khedmati, 2022, S. 5)

Ein spezieller Ableger des Reinforcement Learning ist das Deep Reinforcement Learning. In diesem Kontext stellt die Q-Funktion den erwarteten kumulativen Ertrag dar, den ein Agent durch die Ausführung einer bestimmten Aktion in einem gegebenen Zustand und dem anschließenden Verfolgen einer bestimmten Strategie erzielen kann. Q-Netzwerke sind darauf ausgelegt, die optimale Aktionsauswahlstrategie eines Agenten zu erlernen, indem sie den Q-Wert (erwarteter kumulativer Ertrag) für verschiedene Zustand-Aktions-Paare schätzen. Die Struktur des Q-Netzwerks ist ein zentraler Bestandteil von Deep Reinforcement Learning-Algorithmen und hat einen bedeutenden Einfluss auf die Endergebnisse des Modells (Huang, Zhou, et al., 2024a).

Q-Learning ist eine modellfreie Off-Policy-Methode des Reinforcement Learnings, bei der der Agent durch Interaktion mit der Umgebung die optimale Zustand-Aktions-Wert-Funktion erlernen möchte. Dabei wird eine sogenannte Q-Tabelle Q[S,A]Q[S,A] geführt, die die Q-Werte für jedes Zustand-Aktions-Paar enthält (Chakole et al., 2021).

# Methodik

In diesem Kapitel wird das methodische Vorgehen innerhalb dieser Arbeit beschrieben. Ausgehend von der Formulierung der Forschungsfragen im Abschnitt 1.3 verfolgt dieses Kapitel, den in Abschnitt 1.3 beschriebenen, Schritt drei des Leitlinien-Plans einer systematischen Literaturrecherche nach Vom Brocke et al. (2009). Es wird zunächst der Aufbau der Suchstrategie und darauf aufbauend der Eingrenzungsprozess beschrieben, bevor ein Überblick über die finale Literatur aufgezeigt wird.

## Aufbau der Suchstrategie

Die Suchstrategie bildet eine wesentliche Grundlage für die Identifizierung passender und relevanter Literatur. Im Folgenden wird der Suchprozess transparent dargestellt. Die Basis der Literaturrecherche bilden wissenschaftliche Datenbanken. Da die Nutzung einer einzigen Datenbank zu einseitig wäre und das gesamte Spektrum der Forschung nicht vollständig abdecken könnte, wurde die Recherche auf drei Datenbanken ausgedehnt. Die in dieser Arbeit verwendeten Datenbanken „Scopus“, „EBSCOhost“ und „DBLP“ wurden mit zwei unterschiedlichen Strategien durchsucht, um eine einheitliche Vorgehensweise und Vergleichbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen. Für „Scopus“ und „EBSCOhost“ wurden dabei die gleichen Suchstrings verwendet, da diese beiden Datenbanken eine ähnliche Formatunterstützung bieten.

Allerdings führte die Anwendung derselben Suchstrings bei „DBLP“ zu keinen brauchbaren Ergebnissen. Daher wurden allgemeinere Suchbegriffe für die Suche in „DBLP“ eingesetzt, um sicherzustellen, dass relevante Studien für die vorliegende Forschung identifiziert werden konnten. Diese breitere Suchstrategie trug insbesondere in der Anfangsphase der Forschung dazu bei, die Forschungsfrage aus verschiedenen Perspektiven zu beleuchten.

Die Suchstrings bestanden im Wesentlichen aus den allgemeinen Begriffen „Artificial Intelligence“ und „Algorithmic Trading“. Um eine bessere Übersicht zu gewährleisten und die Suchergebnisse einzugrenzen, wurden die Suchstrategien in den verschiedenen Datenbanken regelmäßig angepasst und spezifischer auf den jeweiligen Forschungsbereich abgestimmt. Die Datenbanken unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Möglichkeit, bestimmte Suchfelder anzupassen und die Recherche mit speziellen Filterfunktionen zu konfigurieren. In „Scopus“ wurde die Filtermaske „Article Title, Abstract and Keywords“ verwendet, während in „EBSCOhost“ und „DBLP“ die Filtermaske „All Fields“ zum Einsatz kam.

Die Suchergebnisse in allen drei Datenbanken basieren größtenteils auf englischsprachigen Fachartikeln. Daher führte die Verwendung deutscher Begriffe bzw. der deutschen Übersetzungen der Suchbegriffe zu keinen zusätzlichen relevanten Ergebnissen. Aus diesem Grund wurden Suchen mit deutschen Begriffen im weiteren Verlauf nicht berücksichtigt.

## Eingrenzungsprozess

Während des Prozesses der Eingrenzung der Suchergebnisse wurden die in Abschnitt 3.1 vorgestellten Datenbanken nacheinander auf relevante Literatur durchsucht. Da im Jahr 2019 durch das Aufkommen von Open-Source-Sprachmodellen wie GPT-2 ein signifikanter Aufschwung der Forschung im Bereich Künstliche Intelligenz zu verzeichnen war, wurden in dieser Studie bei der Literaturrecherche in den verschiedenen Datenbanken nur Beiträge ab 2019 berücksichtigt. Auf diese Weise kann die Studie sowohl traditionelle KI-Technologien, die auf neuronalen Netzen basieren, als auch generative KI-Technologien, die auf großen Sprachmodellen beruhen, in Betracht ziehen.

Die Datenbank „DBLP“ diente als Ausgangspunkt der Suche. Am 10.09.2024 wurde eine Suche mit dem Suchstring „algorithmic trading“ in den Suchfeldern Titel, Abstract und Keywords durchgeführt, was zu 97 Ergebnissen führte.

Die hohe Anzahl an Ergebnissen und die eher unspezifische Suche machten es jedoch notwendig, die Ergebnisse für eine detaillierte Analyse weiter einzugrenzen. Eine erneute Suche mit den Suchstrings „Algorithmic Trading“ AND „AI“ ergab am 10.09.2024 57 Treffer. Da diese Anzahl an Ergebnissen nicht ausreichte, um als Grundlage für ein Abstract- oder Titelscreening zu dienen, musste der Suchprozess weiter verfeinert werden.

Die zweite Datenbank „Scopus“ lieferte am 10.09.2024 unter Verwendung derselben Suchstrings 28 Ergebnisse, wobei keine Dopplungen auftraten. 12 der 28 Ergebnisse waren bereits in der vorherigen Übersicht enthalten, wodurch sich die Gesamtzahl der relevanten Texte von 57 auf 73 erhöhte.

Als letzte Datenbank wurde „EBSCOhost“, insbesondere die Teildatenbank „Business Source Complete“, durchsucht. Mithilfe der Suchstrings „("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning") AND ("algorithmic trading" OR "automated trading") AND ("best practices" OR "methodologies" OR "strategies")“ und der Filtereinstellung „All Fields“ erzielte die Suche am 10.09.2024 insgesamt 16 Treffer. Nach der Entfernung einer Dopplung wurden die neuen Artikel zur gesammelten Übersicht hinzugefügt. 7 der 16 neuen Artikel waren bereits in der Liste vorhanden, wodurch die aktualisierte Übersicht schließlich 82 relevante Texte umfasste.

Durch die Suchprozesse in den drei unterschiedlichen Datenbanken konnten somit 82 Ergebnisse in die Gesamtübersicht aufgenommen werden. Die einzelnen Suchvorgänge sowie die erzielten Treffer sind in Tabelle 1 dargestellt.

Tabelle 1: Suchvorgänge in Datenbanken

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Datum | DB | Suchtext | Suchfeld | Treffer | Neu | Summe |
| 10.09. 2024 | DBLP | „algorithmic trading“ AND „AI“ | TI, ABS, KEY | 57 | 57 | 57 |
| 10.09. 2024 | Scopus | „algorithmic trading“ AND „AI“ | TI, ABS, KEY | 28 | 16 | 73 |
| 10.09. 2024 | EBSCOhost | ( "Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning" ) AND ( "algorithmic trading" OR "automated trading") AND ( "best practices" OR "methodologies" OR "strategies" ) | TI, ABS, KEY | 16 | 9 | 82 |

Nachdem die Grundlage für die Untersuchung geschaffen war, begann der erste Schritt des Eingrenzungsprozesses. Im Rahmen des Titelscreenings wurden die Titel der 82 identifizierten Ergebnisse auf ihre Relevanz für das Forschungsthema geprüft. Artikel, bei denen kein klarer Bezug zu Algorithmic Trading oder Künstlicher Intelligenz erkennbar war, wurden ausgeschlossen. Zudem wurden Titel entfernt, die auf zu spezifische Themenbereiche hinwiesen (z. B. reine Mathematik oder Programmierung) und daher keine allgemeine Übertragbarkeit ermöglichten. Aufgrund der Suchbegriffe waren die Ergebnisse in ihrem Zweck und Inhalt stark diversifiziert, sodass letztlich 51 Artikel für die weitere Analyse ausgewählt wurden.

Im zweiten Schritt wurden diese 51 ausgewählten Texte einem Abstractscreening unterzogen. Der Fokus lag erneut darauf, Inhalte zu identifizieren, die relevante Aspekte des Forschungsthemas behandeln. Texte, deren Abstracts nach genauerer Betrachtung als „themenfremd“ oder „zu spezifisch“ eingestuft wurden, wurden ebenfalls aus der Liste entfernt. Am Ende dieses Schritts verblieben 34 Artikel für den letzten Eingrenzungsschritt.

Im dritten Schritt erfolgte die Volltextprüfung der verbleibenden 34 Artikel, bei der keine weiteren Texte ausgeschlossen wurden. Die finale Übersicht umfasste somit 34 Artikel. Diese wurde anschließend durch sechs zusätzliche Artikel, die im Rahmen einer Rückwärtssuche identifiziert wurden, auf insgesamt 40 Artikel erweitert. Der gesamte Eingrenzungsprozess wird in Abbildung 1 veranschaulicht.

Abbildung X: Eingrenzungsprozess

# Ergebnisse

## Eine automatisierte Exit- und Wiedereinstiegsstrategie

Basierend auf der Entwicklung des algorithmischen Handels wurden zunächst Methoden aus der Statistik und Mathematik in der Praxis angewendet. Mit dem Fortschritt von KI-Technologien und der entsprechenden Hardware wurden mathematische und statistische Ansätze zunehmend durch neue KI-basierte Techniken ergänzt. Daher ist es in dieser Studie notwendig, zunächst die konventionellen Methoden des algorithmischen Handels zu erläutern, bevor die entsprechenden KI-Werkzeuge vorgestellt werden.

In der konventionellen Forschung und Praxis des algorithmischen Handels ist eine gängige Methode die sogenannte Price Jump Method. Diese Methode kann im Bereich des Finanzrisikomanagements und der Analyse von Marktvolatilität angewendet werden. Price Jumps im algorithmischen Handel beziehen sich auf plötzliche Preisveränderungen innerhalb kurzer Zeiträume, die die Volatilität des Marktes widerspiegeln (Koegelenberg & van Vuuren, 2024)

Koegelenberg & van Vuuren (2024) stellten eine neuartige automatisierte Exit- und Wiedereinstiegsstrategie vor, deren primäres Ziel Preisveränderungen rechtzeitig vorherzusehen und anschließend die Marktvolatilität zu analysieren ist. Ein geeigneter Zeitpunkt wurde anschließend für den Wiedereinstieg identifiziert. Intraday-Händler nutzen kleine Transaktionen und intraday Preisschwankungen, um Portfolio-Renditen zu akkumulieren, ohne über Nacht Positionen offen zu halten. Da eine hohe Marktliquidität für den Intraday-Handel erforderlich ist, wird der Devisenmarkt (Forex) häufig als bevorzugtes Asset gewählt (Koegelenberg & van Vuuren, 2024)

Value-at-Risk-Analysen (VaR) sind eine Form des Risikomanagements, bei der angenommen wird, dass der Wert von Vermögenswerten ausschließlich von deren Preisen abhängt und nicht durch das Handelsvolumen oder die Art der Transaktionen (Kauf oder Verkauf) beeinflusst wird (Gourieroux & Jasiak, 2010). Mithilfe von VaR-Analysen kann der maximal erwartete Verlust eines Portfolios für die kommenden Handelstage berechnet werden.

Ein weiterer in dieser automatischen Exit- und Wiedereinstiegsstrategie verwendeter Ansatz ist die Entropie. Entropie ist ein Indikator für das Maß an Unordnung oder Chaos eines Systems. Im Kontext der Finanztheorie wird Entropie häufig mit der Wahrscheinlichkeitstheorie in Verbindung gebracht und dient als Maß für die Unsicherheit eines Systems. Generell findet Entropie Anwendung bei der Portfoliowahl und der Auswahl von Vermögenswerten (Koegelenberg & van Vuuren, 2024).

Die automatisierte Exit- und Wiedereinstiegsstrategie besteht aus zwei Phasen. In Phase 1 wird eine VaR-Analyse durchgeführt, um Preisveränderungen zu identifizieren. Anschließend wird in Phase 2 eine Entropie-Analyse durchgeführt, um einen geeigneten Wiedereinstiegspunkt in den Markt zu bestimmen (Koegelenberg & van Vuuren, 2024). In zwei Fallstudien erzielten Koegelenberg & van Vuuren (2024) positive Ergebnisse, wobei sie den potenziellen Verlust durch Marktvolatilität in den Finanzmärkten in monetären Werten quantifizierten.

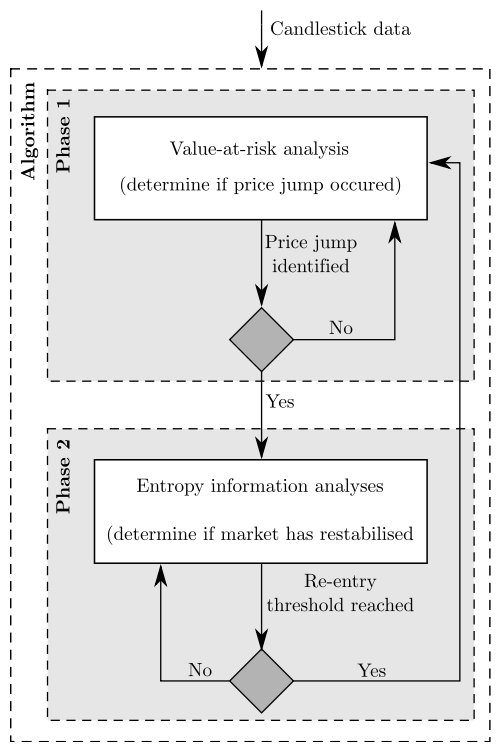


Abbildung X: Ein Prozessdiagramm der automatisierten Preissprungausstiegs- und Wiedereinstiegsstrategie (Koegelenberg & van Vuuren, 2024, S. 13)

## Machine Learning

In den recherchierten wissenschaftlichen Arbeiten über KI und algorithmischen Handel verwenden einige Forscher konventionelle Methoden des maschinellen Lernens für den algorithmischen Handel. Maschinelle Lernalgorithmen haben sich als nützliche Werkzeuge zur Entwicklung von Handelsstrategien erwiesen, die Marktineffizienzen optimieren können (Gurung et al., 2024). Aufgrund unterschiedlicher Auffassungen über algorithmischen Handel vertreten manche Forscher die Ansicht, dass der Einfluss der KI-Technologie auf den algorithmischen Handel darin liegt, dass relevante Indikatoren des Finanzmarktes mithilfe von maschinellen Lernalgorithmen erfasst werden können (Barucci et al., 2021). Andere Forscher versuchen, mithilfe verschiedener Algorithmen Trends auf dem Finanzmarkt vorherzusagen. Doch mit zunehmender Marktkomplexität nimmt auch die Schwierigkeit der Marktprognose zu (Koegelenberg & van Vuuren, 2024). Allerdings gibt es auch gegenteilige Meinungen. Manche Wissenschaftler sind der Ansicht, dass die alleinige Nutzung von prädiktiver Analyse zur Vorhersage von Markttendenzen oder der zukünftigen Kursentwicklung einzelner Aktien unzureichend ist und durch intelligentere Methoden ergänzt werden sollte, um bessere Investitionsstrategien zu erzielen (…).

Um präzise Vorhersagen zu treffen, wurden nichtlineare Prognosemodelle auf Basis des maschinellen Lernens erforscht und angewandt. Diese gängigen Prognosemodelle lassen sich in zwei Kategorien unterteilen: Klassifikatoren (wie Support Vector Machines, SVM) und Regressoren (wie Support Vector Regression, SVR) (Henrique et al., 2023), die für die Vorhersage diskreter bzw. kontinuierlicher Daten eingesetzt werden. Gurung et al. (2024) entwickelten mithilfe von Python und den Algorithmen Ridge Regression, Ada-Boost, Light-GBM, XG-Boost, Linear Regression und Cat-Boost aus der Scikit-Learn-Bibliothek spezifische algorithmische Handelsstrategien für den US-Aktienmarkt. Die Ziele des algorithmischen Handels bestehen darin, fortgeschrittene Datenanalyse und Rechenleistung zu nutzen, um profitable Handelsmöglichkeiten und Trends zu identifizieren, die für menschliche Händler zu komplex oder zu schnell sind, um sie zu erkennen und darauf zu reagieren (Gurung et al., 2024).

### Klassifikationsalgorithmen zur Markttrendprognose

Die Vorhersage zukünftiger Trends eines bestimmten Finanzmarktes durch Klassifikationsalgorithmen kann den Händlern profitable Chancen bieten. Tatsächlich ist auch die Marktrichtung (Market Directional) eine Art des algorithmischen Handels (Malik, 2023). Richtungsorientierter Handel bedeutet, dass Anleger basierend auf ihren Erwartungen an die Preisentwicklung des Marktes handeln. Wenn ein Händler beispielsweise einen Anstieg durch das Ergebnis der Klassifikation der zukünftigen Preise erwartet, kauft er Vermögenswerte, um sie bei einem Preisanstieg zu verkaufen und Gewinne zu erzielen (sog. Long-Position). Wenn ein Händler hingegen einen Preisverfall durch Klassifikation erwartet, leiht er sich Vermögenswerte, verkauft diese auf dem Markt und kauft sie später günstiger zurück, um sie zurückzugeben (sog. Short-Position).

Henrique et al. (2023) verglichen auf zehn Aktienmärkten verschiedener Länder die Leistung von Support Vector Machines (SVM), Random Forest (RF) und Naive-Bayes (NB) als Prognosealgorithmen zur Vorhersage der Preisrichtung des aktuellen Tages sowie der Preisrichtung des Folgetages. Diese Prognosealgorithmen nutzen technische Indikatoren als unabhängige Variablen, darunter Simple Moving Average (SMA), Weighted Moving Average (WMA), Exponential Moving Average (EMA), Momentum, William R%, Moving Average Convergence Divergence (MACD), Relative Strength Indicator (RSI), Accumulation/Distribution Oscillator (ADO) und Commodity Channel Index (CCI)(Henrique et al., 2023). Diese technischen Indikatoren werden anhand der Schlusskurse jedes Handelstags berechnet. Die abhängige Variable in den Modellen ist die Preisrichtung, d.h. Aufwärts- oder Abwärtstrend (Henrique et al., 2023).

Die Ergebnisse der Studie von Henrique et al. zeigen jedoch, dass die oben genannten Modelle mit mehreren technischen Indikatoren als unabhängigen Variablen im Wesentlichen unbrauchbar sind, um wertvolle Informationen für Handelsentscheidungen zur Richtung des Folgetages zu liefern. In ihrer Forschung zeigten diese Klassifikationsmodelle keine signifikanten Vorteile gegenüber einem zufälligen Modell bei der Vorhersage von Marktbewegungen.

### Regressionsalgorithmen zur Markttrendprognose

Malik (2023)verwendete auf Regression basierende maschinelle Lernmodelle, Random Forest (RF) und Support Vector Machine (SVM), zur Vorhersage von Preistrends im Bitcoin-Futures-Markt anhand quantitativer Indikatoren. Die hohe Volatilität und das kontinuierliche Handelsvolumen bieten gute Möglichkeiten für hochfrequenten algorithmischen Handel (Malik, 2023), insbesondere im Vergleich zum Aktienmarkt. Da die Volatilität nicht direkt aus den Renditen der Futures-Preise abgeleitet werden kann, nutzte Malik einen Proxy zur Messung der historischen realisierten Volatilität, definiert als Varianz der Renditen zum Zeitpunkt t, also das Quadrat der Renditen.

Im Random-Forest-Modell bestimmt der Mittelwert der Ausgaben aller Entscheidungsbäume das endgültige Ergebnis des Modells. Bei der Konstruktion jedes Entscheidungsbaums wird durch zufällige Auswahl von Beobachtungen aus dem Trainingsdatensatz mit Zurücklegen eine Bootstrap-Stichprobe erstellt. Die zufällige Auswahl der Merkmale sorgt für eine geringe Korrelation zwischen den Bäumen und reduziert so das Overfitting. Zur Vorhersage des Quadrats der bedingten Volatilität wurden verzögerte Quadrate der Renditen als Eingabe für das Modell verwendet. Im SVM-Modell wurden ebenfalls verzögerte Werte verwendet, um die quadrierte bedingte Volatilität zu prognostizieren. SVM teilt den Eingaberaum mithilfe von Hyperebenen auf und nutzt dabei Kernel-Funktionen (Malik, 2023).

### Cluster-Algorithmen

Chakole et al. (2021) entwickelten im Rahmen eines algorithmischen Handelsmodells auf Basis von Reinforcement Learning innovativ eine unüberwachte Lernmethode, das K-Means-Clustering, zur Darstellung des Verhaltens des Aktienmarktes als die Umgebung durch eine begrenzte Anzahl von Zuständen. In ihrem Modell wird angenommen, dass sich die Historie wiederholt, d.h., das aktuelle Muster einer Handelssitzung kann dem Muster einer Sitzung in der Vergangenheit ähneln. Daher sollten Anleger in der Lage sein, die optimale Investitionsentscheidung aus einer früheren ähnlichen Situation zu identifizieren und sie auf eine aktuelle, ähnliche Situation anzuwenden (Chakole et al., 2021).

Die typischen drei Muster oder Trends einer Handelssitzung umfassen Aufwärtstrend, Abwärtstrend und Seitwärtstrend. Innerhalb dieser drei Muster gibt es weitere Submuster. Die Daten historischer Handelssitzungen können daher in n Gruppen oder Cluster unterteilt werden. Zwei Handelssitzungen in derselben Gruppe teilen bestimmte Merkmale, während Sitzungen in unterschiedlichen Gruppen Unterschiede aufweisen. Diese Gruppen oder Cluster werden aus den historischen Sitzungsdaten mithilfe des K-Means-Clusterings gebildet (Chakole et al., 2021).

## Deep Learning

In jüngster Zeit entwickelt sich der algorithmische Handel mit Finanzanlagen durch den Aufstieg des tiefen Lernens rasch weiter. Als Teil einer größeren Familie von maschinellen Lernmethoden wird tiefes Lernen häufig verwendet, um Aktienpreise oder Trendbewegungen vorherzusagen und so Finanzhandelsstrategien zu entwickeln (Huang & Song, 2023).

Im Vergleich zu Methoden des maschinellen Lernens ist die Anzahl der Studien, die durch tiefes Lernen hochabstrakte Informationen aus sequenziellen Handelsdaten extrahieren (Huang & Song, 2023), deutlich größer. Forscher setzen dabei besonders auf tiefen Lernmodelle wie LSTM und verschiedene Varianten, z. B. BiLSTM, um Merkmale zu extrahieren und anschließend ein tiefes Lernmodell (z. B. MLP, CNN und LSTM) zu trainieren, um die Kapitalmarkttrends vorherzusagen.

Huang & Song (2023) kombinierten ein MLPs, das auch bekannt als Deep Neural Network (DNN) ist, mit Methoden des Reinforcement Learnings. Die zwanzig Eingangsmerkmale des neuronalen Netzwerks wurden durch eine vollständig verbundene Schicht und die Aktivierungsfunktion tanh in einen Output im Bereich von [-1, 1] umgewandelt. Das Extrahieren von Informationen aus Zeitreihendaten ist jedoch eine komplexe Aufgabe. Aufgrund der Leistungsbeschränkungen von MLP kann es die Informationen aus sequenziellen Daten nicht vollständig erfassen (Huang & Song, 2023). Daher ist das strukturell einfache MLP-Modell nicht die erste Wahl für algorithmischen Handel. Es wurde in mehreren Studien beobachtet, dass MLP-basierte Modelle eine geringere durchschnittliche jährliche Rendite als die durchschnittliche Marktwachstumsrate bringen (Yilmaz et al., 2024).

### CNN

Wie bereits erwähnt, erfordern algorithmische Handelsmodelle im Bereich des maschinellen und tiefen Lernens häufig historische Daten aus den Finanzmärkten als Grundlage für das Modelltraining. Yilmaz et al. (2024) stellten die Repräsentationsfähigkeit von Finanzzeitreihendaten infrage, da diese Daten nicht alle Informationen über den Finanzmarkt enthalten. Zeitreihendarstellungen können zwar das Verhalten einer Entität in Bezug auf die Zeit erfassen, jedoch nicht deren Beziehung zu anderen Entitäten. Graphen hingegen eignen sich am besten zur Darstellung relationaler Informationen in Daten, was besonders wertvoll in Datensätzen ist, die aus voneinander abhängigen Entitäten bestehen (Yilmaz et al., 2024). Da ein Graph typischerweise als Adjazenzmatrix dargestellt wird, eignet er sich ideal, weil CNN auf die Extraktion von Merkmalen aus zweidimensionalen Daten spezialisiert ist (Yilmaz et al., 2024).

In der Studie von (Yilmaz et al., 2024) wurde eine asymmetrische Adjazenzmatrix verwendet, um ein gerichtetes Modell darzustellen (Yilmaz et al., 2024). Ein Vorteil dieses gerichteten Graphen liegt darin, dass er nicht nur die Korrelation zwischen verschiedenen Aktien quantifizieren kann, sondern auch durch die im Graphen durch die Kanten dargestellten Gewichte den Einfluss des historischen Preises einer Aktie auf den aktuellen Preis einer anderen Aktie ausdrückt (Yilmaz et al., 2024). Die Gewichte der Kanten wurden in jedem Graph-Modell unterschiedlich konstruiert. Daher lässt sich behaupten, dass sie unterschiedliche Aspekte der Beziehung zwischen Aktien erfassen können (Yilmaz et al., 2024).

### LSTM & BiLSTM

Um langfristige und kurzfristige Informationen aus den Zeitreihendaten des Finanzmarktes effizienter zu erfassen, wurde das LSTM mit seiner komplexeren Struktur eingeführt. Das BiLSTM, bestehend aus zwei LSTM-Modellen mit entgegengesetzten Richtungen, kann die Informationen in beide Richtungen voll ausschöpfen, um effektivere Informationen zu erfassen. Das LSTM oder BiLSTM wird verwendet, um die Entscheidungsfunktion zu approximieren, die den Zustandsraum auf den Handlungsraum abbildet und dann den Sharpe-Ratio durch die Gradientenanpassung maximiert, um die jeweils beste Handelsstrategie zu generieren (Huang & Song, 2023).

Wie in Abbildung 2 zur LSTM-Struktur dargestellt, hängt der Zustand der verborgenen Schicht des neuronalen Netzes nicht nur vom aktuellen Eingang ab, sondern auch vom verborgenen Zustand des vorherigen Zeitpunkts.

## Deep Reinforcement Learning

Die Effektivität der zuvor erwähnten Methoden des tiefen Lernens hängt hauptsächlich von der Vorhersagegenauigkeit ab; außerdem ist tiefes Lernen aufgrund seiner inhärenten Overfitting beschränkt (Huang & Song, 2023). Darüber hinaus können Methoden des tiefen Lernens die für algorithmischen Handel erforderliche kontinuierliche und schnelle Entscheidungsfindung nicht bewältigen. Daher werden Methoden des maschinellen Lernens und tiefen Lernens häufig in Kombination mit Reinforcement Learning eingesetzt. Im Vergleich zu prognosebasierten Methoden ermöglicht das sog. Deep Reinforcement Learning (DRL) die Abbildung vom Zustandsraum zum Aktionsraum durch kontinuierliches und selbstgesteuertes Online-Lernen (Huang & Song, 2023). Das Prinzip des Reinforcement Learning (RL) besteht darin, dass ein Agent kontinuierlich mit seiner Umgebung interagiert und die optimale Handelsregel erlernt, um seine Handelsstrategie zu verbessern (Aloud & Alkhamees, 2021).

RL wird zunehmend für algorithmischen Handel in verschiedenen Finanzmärkten wie dem Devisenmarkt, Aktienmarkt und Terminmarkt angewandt. In den analysierten Publikationen ist RL eine der am intensivsten untersuchten Methoden. Die Komplexität bei der Entwicklung und Anwendung verstärkungslernender Modelle für Forschung und Praxis ist jedoch nicht zu unterschätzen.

Die Festlegung einer spezifischen Handelsregel für einen bestimmten Zeitpunkt ist eine zentrale Forschungsfrage im Handel an Finanzmärkten. Ein intelligenter und dynamischer algorithmischer Handelsansatz, der durch aktuelle Muster einer gegebenen Zeitreihe gesteuert wird, kann helfen, dieses Problem zu lösen. RL kann dynamischen algorithmischen Handel optimieren, indem die Preis-Zeitreihe als Umgebung betrachtet wird (Aloud & Alkhamees, 2021).

DRL hat bemerkenswerte Erfolge bei der Lösung komplexer sequenzieller Entscheidungsprobleme erzielt, weshalb immer mehr Forschungen auf die Kombination von DRL und Investitionsentscheidungen fokussieren. Es ermöglicht die direkte Merkmalextraktion aus hochdimensionalen Finanz-Rohdaten in einem Modul für tiefes Lernen und entwickelt durch Interaktion mit der Umgebung im Verstärkungslernmodul optimale dynamische Handelsstrategien zur Maximierung der risikoadjustierten Rendite (Huang & Song, 2023).

### Recurrent Reinforcement Learning

Ein Grundmodell des tiefen Verstärkungslernens ist der Recurrent Reinforcement Learning (RRL) Algorithmus, der Renditen als Eingaben und die Differenz des Sharpe-Ratios als Zielgröße für Einzelwerte und Portfolios mit Transaktionskosten verwendet. Die RRL-Methode verwendet lediglich eine einfache vollständig verbundene und eine verborgene Schicht, um das Handelssignal aus dem vorherigen Handelssignal und der Renditereihe gemeinsam zu generieren (Huang & Song, 2023).

Dieses Grundmodell extrahiert jedoch Merkmale aus Zeitreihendaten in linearer Weise. Da Finanzmärkte jedoch durch hohe Störgeräusche geprägt sind, ist ein nichtlineares Modell erforderlich, um höherstufige Merkmale zu erfassen. Im Gegensatz dazu kombiniert tiefes Lernen Merkmale durch mehrschichtige Netzwerkstrukturen und nichtlineare Transformationen, was zu einer starken Wahrnehmungs- und Darstellungskapazität führt (Huang & Song, 2023). Daher wird dieses Grundmodell in der Forschung als Kontrollgruppe genutzt, um die Leistung neuer, komplexerer Modelle zu bewerten.

Ein Bild, das Text, Schrift, Screenshot, Diagramm enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung 1. Handelssystem basierend auf RRL (Huang & Song, 2023, S. 1942)

In dieser Strategie kann der Agent eine feste Positionsgröße in einem einzelnen Wertpapier handeln. Dabei wird angenommen, dass der Händler eine Short-, Neutral- oder Long-Position von konstanter Größe einnehmen kann, wobei die Zielgröße darauf ausgerichtet ist, das differenzierte Sharpe-Ratio zu maximieren (Huang & Song, 2023).

### Hybride Methode

DRL als Kombination von tiefem Lernen und RL zeichnet sich durch seine hohe Leistung, starke Generalisierungsfähigkeit und hohe Anpassungsfähigkeit in der Entscheidungsfindung aus (Huang & Song, 2023).

Huang & Song (2023)schlugen eine hybride Methode in einer innovativen Studie vor, die tiefes Lernen und RL kombiniert, um das Problem der Bestimmung der optimalen Handelsposition im täglichen Handel am Aktienmarkt zu lösen. Die Autoren verwendeten ein DNN, ein LSTM und ein Bidirectional Long Short-Term Memory Neural Network (BiLSTM) wie in der Abbildung X, um automatisch höherstufige abstrakte Merkmale aus sequenziellen Handelsdaten zu extrahieren und dann in einem RL-Rahmenwerk durch Interaktion mit der Umgebung optimale Handelsstrategien zu generieren (Huang & Song, 2023).

Ein auf BiLSTM basierender Ansatz kann in den US-amerikanischen Aktienindizes andere Methoden übertreffen, da BiLSTM die bidirektionale Informationsverarbeitung ermöglicht und so effizientere Informationen aus den Daten extrahiert (Huang & Song, 2023).

Ein Bild, das Text, Screenshot, Schrift, Diagramm enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung 2: Die Struktur von DNN/LSTM/BiLSTM-RL (Huang & Song, 2023, S. 1943)

Zunächst wurden DNN, LSTM und BiLSTM jeweils angewandt, um Entscheidungsfunktionen zu ersetzen und den Zustandsraum in den Aktionsraum abzubilden. Anschließend wurde das Sharpe Ratio mithilfe des Gradientenanstiegs maximiert, um optimale Handelsstrategien zu generieren (Huang & Song, 2023).

Händler erlernen Strategien durch ein Verfahren von Versuch und Irrtum, wobei sie Aktionen ausführen und je nach Ergebnis positive oder negative Verstärkung erhalten. Eine Handelsleistungsfunktion U(θ), wie Gewinn, Nutzen oder risikoadjustierte Rendite, wird verwendet, um die Parameter des Handelssystems θ direkt zu optimieren. Daher wird Verstärkungslernen eingesetzt, um die Gewichtungen in einem tiefen neuronalen Netzwerk (wie DNN, LSTM und BiLSTM) über den Gradientenanstieg in der Nutzenfunktion U(θ) anzupassen (Huang & Song, 2023).

Die grundlegenden Elemente zur Konstruktion eines algorithmischen Handelssystems basierend auf tiefem Verstärkungslernen sind wie folgt:

* **θ**: Parameter des DL Modells
* **State**: Alle Marktdaten (z. B. Preis zum Zeitpunkt t ist pt) für zugrunde liegende Finanzanlagen bilden den Umweltzustand. Hier werden die Renditen der letzten M Handelstage als Eingaben des Agenten zum Zeitpunkt t integriert, definiert als xt=[rt,…,rt−M].
* **Action**: Der Agent im Handelssystem versucht, das Sharpe-Ratio in der gegebenen Zeitreihe (State) zu maximieren. Ft wird durch den Output des Handelssystems berechnet und repräsentiert die Handelsentscheidung zum Zeitpunkt t.
  + Wenn Ft=−1, wird ein Short-Sell ausgeführt.
  + Wenn Ft=0, führt das Handelssystem keine Aktion aus.
  + Wenn Ft=1, wird ein Long-Buy ausgeführt.
* **Reward Function**: Die Rendite Rt eines Handelssystems wird am Ende des Zeitintervalls (t, t+1] realisiert und umfasst Gewinn oder Verlust sowie die Transaktionskosten.
* **Utility Function**: Ein Handelssystem kann durch Maximierung einer Leistungsfunktion, wie der Nutzenfunktion von Gewinn, Vermögen oder einer risikoadjustierten Rendite wie dem Sharpe-Ratio, optimiert werden.

### Directional Change RL (DCRL)

Ein wichtiger Schritt bei der Entwicklung einer dynamischen algorithmischen Handelsstrategie durch Verstärkungslernen ist die umfassende Darstellung der Umweltzustände (Aloud & Alkhamees, 2021). Um diesen Prozess zu gewährleisten, entwickelten Aloud & Alkhamees (2021) den sogenannten Directional Change (DC)-RL, der das Q-Learning-Verfahren zur Optimierung der Handelsprozesse verwendet. Eine Innovation dieser Methode besteht darin, dass die Ereignisse der Richtungsänderung (DC) unter intrinsischer Zeit als alternative Analysemethode für Preiszeitreihen verwendet werden, um zyklische Muster in diesen Preiszeitreihen zu erfassen (Aloud & Alkhamees, 2021).

Das DCRL-Modell wird als Alternative zu herkömmlichen Zeitreihenanalysen zur Darstellung der Umweltzustände angesehen. Herkömmliche Methoden basieren meist auf festen Zeitintervallen, während das DCRL-Modell Preiszeitreihen in intrinsischen Zeitintervallen analysiert. Das Modell erlernt dabei Zustände der Preiszeitreihe, um optimale dynamische Schwellenwerte für die DC-Ereignisanalyse zu identifizieren (Aloud & Alkhamees, 2021).

Der DCRL-basierte algorithmische Handel umfasst zwei Hauptkomponenten. Zunächst wird die DC-Ereignismethode mit einem dynamischen DC-Schwellenwert verwendet, um die Umweltzustände des Marktes zu identifizieren und darzustellen. Anschließend trifft der RL-Entscheidungsalgorithmus Entscheidungen und führt entsprechende Handelsaktionen aus. Richtungsänderungen umfassen zwei Arten von Ereignissen: Aufwärtsbewegungen, die identifiziert werden, sobald die Preisänderung größer oder gleich einem festen Schwellenwert ist, und Abwärtsbewegungen, die identifiziert werden, wenn die Preisänderung kleiner oder gleich einem festen Schwellenwert ist (Aloud & Alkhamees, 2021).

### Einbindung von Sentimentanalyse in RL

Merkmale auf Basis von Preisbewegungen können als minimale Informationen zur Modellierung des Zustandsraums angesehen werden, insbesondere unter Einbeziehung der neuesten Preishistorie und einer Reihe technischer Indikatoren, um die wahrscheinliche zukünftige Entwicklung des Aktienkurses abzuleiten (Tabaro et al., 2024). Um die Grenzen rein technischer algorithmischer Handelsstrategien zu überwinden, erweiterten Tabaro et al. (2024) den Zustand des Agenten durch Sentimentanalyse der Finanzberichte von Tesla. Sie simulierten den Aktienmarkt und testeten das mit Sentimentanalyse angereicherte tiefverstärkungslernende Modell, wobei sie feststellten, dass der Agent in der angereicherten Umgebung seine kumulierte Belohnung im Testzeitraum um bis zu 70 % steigern konnte (Tabaro et al., 2024).

Zur Konstruktion der angereicherten RL-Umgebung fügte Tabaro et al. dem traditionellen Zustandsspektrum neue Merkmale hinzu, die durch Sentimentanalyse auf Basis der Kosinussimilarität berechnet wurden und Kategorien wie Negative, Positive, Uncertainty, Litigious, Constraining und Interesting umfassen. Zur Sicherstellung, dass alle Merkmale zur Modellleistung beitragen können, wurden alle Merkmale im Fenster auf eine einheitliche Skala normiert.

Der Zustandsarray wurde anschließend an die Eingabeanforderungen des LSTM-Netzwerks angepasst, welches ein dreidimensionales Array mit den Dimensionen (batch\_size, time\_steps, features) benötigt. Hierbei sind batch\_size und time\_steps verstellbare Hyperparameter des neuronalen Netzwerks (Tabaro et al., 2024).

Tabelle X: Architektur vom Q-Netzwerk

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Schichte (Typ) | Einheiten | Aktivierungsfunktion |
| LSTM (Input) | 64 | - |
| LSTM | 32 | - |
| Dense | 32 | ReLU |
| Rense (Output) | Action\_space | Linear |

# Diskussion

## Methoden und Praktiken in der Literatur

In den letzten Jahren haben zahlreiche Forscher zunehmend KI-Technologien in algorithmische Handelssysteme integriert, um deren Rentabilität in der Praxis weiter zu steigern. Diese Technologien umfassen fast alle aktuellen Kategorien der KI-Entwicklung, einschließlich sowohl algorithmenbasierter maschineller Lernmethoden als auch datengesteuerter Methoden des tiefen Lernens. Die hier erwähnten maschinellen Lern- und tiefen Lernmethoden lassen sich als KI-Techniken einordnen, die von Forschern zur Vorhersage zukünftiger Trends angewandt werden. Diese prädiktiven KI-Technologien entsprechen dem Verhalten privater Händler, die auf verschiedenen Finanzmärkten auf Grundlage ihrer Einschätzung zukünftiger Marktentwicklungen Finanzanlagen kaufen oder verkaufen, um Gewinne zu erzielen. Es ist jedoch wichtig zu betonen, dass diese Vorhersagemethoden nicht darauf abzielen, den genauen Preis eines bestimmten Finanzinstruments am nächsten Handelstag vorherzusagen. Tatsächlich, wie die Effizienzmarkthypothese nahelegt, können Preise von Finanzinstrumenten nicht genau vorhergesagt werden. Das Ziel der Prognose besteht vielmehr darin, durch unterschiedliche Methoden potenzielle zukünftige Trends abzuleiten.

Im Bereich des traditionellen maschinellen Lernens nutzen Forscher Klassifikations- und Regressionsalgorithmen zur Analyse zukünftiger Trends. Händler profitieren dabei von direktionalem Handel auf Basis der Analyseergebnisse. Allerdings kamen Henrique et al. (2023) in ihren Experimenten zu dem Ergebnis, dass maschinelle Lernmethoden, die auf Klassifikationsalgorithmen basieren, bei der Vorhersage von Marktbewegungen keinen Vorteil gegenüber zufälligen Modellen bieten. Angesichts des Konsenses, dass zukünftige Preise von Finanzanlagen nicht durch Regressionsanalysen vorhergesagt werden können, verwendete Malik (2023) Random Forest und Support Vector Machines, um die Preisvolatilität im Bitcoin-Futures-Markt vorherzusagen, und erzielten dabei bessere Ergebnisse als mit ökonometrischen Methoden. Da das überwachte Lernen hohe Anforderungen an gekennzeichnete Daten stellt, verwendeten Chakole et al. (2021) innovative Ansätze wie unüberwachtes Lernen und setzten K-Means ein, um aus historischen Handelssitzungen gewinnbringende Muster zu isolieren. Basierend auf der Annahme der Wiederholbarkeit historischer Muster könnten Investoren theoretisch durch das Nachahmen erfolgreicher Handelsstrategien aus der Vergangenheit Gewinne erzielen.

Im Gegensatz zu maschinellen Lernmethoden legen tiefen Lernmethoden größeren Wert auf die Bedeutung der Daten. Forscher hoffen, dass tief geschichtete neuronale Netzwerke Informationen aus vielfältigen Finanzmarktdaten extrahieren können, die Menschen oft verborgen bleiben. Komplexe Netzwerke wie LSTM bieten in der Regel stärkere Informationsgewinnungskapazitäten als einfache Netzwerke wie MLP. Eine häufig vorkommende Datenart in den Finanzmärkten sind Zeitreihendaten, z. B. der historische Kursverlauf einer Aktie. Diese Daten spiegeln jedoch Prozesse wider, die durch viele Einflussfaktoren bestimmt werden, und enthalten somit ein hohes Maß an Informationen. Um aus solchen Zeitreihendaten effizient wesentliche Informationen zu extrahieren, entwickelten Huang & Song (2023) eine Methode zur Verwendung von BiLSTM, die es ermöglicht, Informationen aus beiden Richtungen der Zeitreihe zu nutzen. Der Vergleich von Handelsstrategien auf Basis von tiefem Verstärkungslernen mit zwei Basismodellen, dem Buy-and-Hold-Ansatz (B&H) und der RRL-Methode, zeigte, dass DNN-RL, LSTM-RL und BiLSTM-RL signifikant höhere Gesamtrenditen erzielten (Huang & Song, 2023).

Dieser Vorteil von LSTM-RL und BiLSTM-RL lässt sich in zwei wesentliche Punkte zusammenfassen: Erstens sind LSTM und BiLSTM in der Lage, Marktzustände aus rohen und verrauschten Daten zu erkennen; zweitens können sie dank ihrer Online-Natur schnell auf neue Marktbedingungen reagieren. Besonders BiLSTM-RL übertrifft LSTM-RL, da es sowohl vergangene als auch zukünftige Informationen erfasst und reziproke Beziehungen in den Daten berücksichtigt (Huang & Song, 2023).

Einige Forscher haben jedoch die Informationsdichte von Zeitreihendaten infrage gestellt, da die *Darstellung der Daten*eine entscheidende Rolle im tiefen Lernen spielt, und die extrahierbare Information eng mit der Art der Darstellung verknüpft ist (Yilmaz et al., 2024). Um den Mangel an relationalen Informationen in Zeitreihendaten zu beheben, schlugen eine hybride Methode vor, die CNN integriert, um Handelsstrategien zu entwickeln. Diese Methode kombiniert herkömmliche Zeitreihendaten mit Graph-Repräsentationen von Aktienbeziehungen und nutzt die hohe Fähigkeit von CNN zur Informationsgewinnung aus zweidimensionalen Daten (Yilmaz et al., 2024).

Um Überanpassungsprobleme im tiefen Lernen zu vermeiden und gleichzeitig kontinuierliche und schnelle Entscheidungsprozesse zu ermöglichen, richteten Forscher ihren Fokus auf Verstärkungslernen und tiefes Verstärkungslernen. Die Grundidee des Verstärkungslernens ist, dass der Agent durch fortwährende Interaktion mit der Umgebung die optimale dynamische Handelsstrategie erlernt und gleichzeitig Risiken minimiert. Die meisten Forscher passen die Umwelt des Agenten an, um effizientere Handelsstrategien durch Interaktion zu entwickeln. Zum Beispiel stellten Aloud & Alkhamees (2021) die DCRL-Methode vor, die eine auf Richtungsänderungen basierende Umweltrepräsentation verwendet und den Q-Learning-Algorithmus zum Training einsetzt. Diese Darstellung der Marktveränderungen ähnelt der Anwendung von Klassifikationsalgorithmen zur Marktprognose im maschinellen Lernen, wobei Aloud & Alkhamees nachweisen konnten, dass der Q-Learning-Algorithmus die Leistung im algorithmischen Handel steigern kann. Die Einführung von Richtungsänderungen soll die herkömmliche Analyse basierend auf festen Zeitintervallen durch eine dynamische Zustandsrepräsentation ersetzen. Um ähnliche Ziele zu erreichen, erweiterten Tabaro et al. (2024) die Umwelt des Agenten durch Sentimentanalysen, um die Informationsdichte der Preiszeitreihen zu erhöhen.

## Chancen und Herausforderungen durch AI

Die Literaturrecherche zeigt, dass verschiedene KI-Technologien dem konventionellen algorithmischen Handel zahlreiche Chancen bieten. In dieser Arbeit werden Chancen als Erweiterung der herkömmlichen Methoden zur Entscheidungsfindung beim Kaufen und Verkaufen interpretiert. Mithilfe verschiedener KI-Technologien können Händler ihre Entscheidungen nicht nur auf traditionelle technische Indikatoren stützen, sondern auch auf Informationen aus einer breiteren Palette von Datenquellen. Dank maschineller Lernmodelle sind Händler in der Lage, mithilfe von Zeitreihendaten aus verschiedenen Finanzmärkten zukünftige Preisentwicklungen von Vermögenswerten vorherzusagen. Beispielsweise können Händler durch KI-Technologien Finanzmarkt-Zeitreihendaten klassifizieren und Regressionsanalysen durchführen, um mögliche künftige Marktschwankungen abzuleiten.

Ein weiterer Vorteil, den KI dem algorithmischen Handel bietet, ist die Möglichkeit, zusätzliche Informationsquellen in die Zustandsrepräsentation eines Agenten einzubeziehen, die über reine Preisdaten hinausgehen (Tabaro et al., 2024). So können algorithmische Handelssysteme, die auf tiefem Verstärkungslernen basieren, Preisinformationen und Sentimentanalysen aus anderen Textquellen in ihre Handelsstrategien integrieren und so potenziell eine höhere Rendite erzielen. KI-gestützter algorithmischer Handel kann somit die Entscheidungsprozesse eines realen Händlers emulieren, der in der Regel fundamentale Analysen zur Entscheidungsfindung heranzieht (Tabaro et al., 2024), anstatt ausschließlich technische Analysen durchzuführen. Dieser durch Verstärkungslernen erzielte Vorteil kann das Vertrauen der Händler in algorithmische Handelsstrategien stärken.

Die Entwicklung und das Training der im algorithmischen Handel verwendeten KI-Technologien stellen jedoch hohe Anforderungen an die Datenqualität. Verschiedene KI-Algorithmen erfordern unterschiedliche Datentypen. Modelle des tiefen Lernens sind in der Regel datengetrieben und benötigen daher große Mengen an gekennzeichneten Daten für das Training, was die Datenbeschaffung für Forscher zu einer großen Herausforderung macht. Bei der Entwicklung von auf Verstärkungslernen basierenden Handelssystemen ist die Auswahl geeigneter Merkmale und Daten zur Darstellung der Umweltzustände ebenfalls komplex (Aloud & Alkhamees, 2021). Da Verstärkungslernen auf Interaktionen mit der Umgebung angewiesen ist, können algorithmische Händler auch ohne große Mengen gekennzeichneter Daten zu besseren Handelsstrategien gelangen. Andererseits können die Agenten im Verstärkungslernen Handelsstrategien entwickeln, die den Erwartungen menschlicher Händler widersprechen, da sie auf Informationen basieren, die oft durch emotionale und kognitive Verzerrungen übersehen werden. Dies könnte potenziell die erwartete Rendite steigern, indem KI-gestützte Strategien auf neue Weise genutzt werden, die menschliches Denken nicht antizipiert.

KI vereinfacht auch die Arbeitsabläufe verschiedener Anlegertypen, indem sie optimierte Handelsstrategien bereitstellt (Sun et al., 2019). Die Anwendung von KI reduziert die Komplexität des algorithmischen Handelsprozesses und bietet differenzierte Handelsstrategien an. Algorithmischer Handel ist besonders attraktiv, da Computersysteme emotionale Einflüsse, die menschliche Händler oft beeinflussen, eliminieren können. Allerdings ist der zusätzliche Nutzen, den diese emotional neutralen KI-Strategien bringen, nicht sicher vorherzusagen. Der Vorteil besteht vielmehr darin, dass algorithmische Handelssysteme mit KI-Unterstützung eine neue, vom Menschen abweichende Handelsweise bieten.

In der Methodik von Henrique et al. (2023) wurde davon ausgegangen, dass ein Benutzer die maschinell gestützte Empfehlung zur Preisrichtungsprognose immer befolgt. In welchem Maße menschliche Händler jedoch den von KI vorgeschlagenen Anlagestrategien vertrauen, bleibt eine Forschungsfrage. Obwohl maschinelle Lernmethoden im Finanzbereich weit verbreitet und erfolgreich angewendet werden, bleiben sie oft nur für bestimmte Untersuchungen maßgeschneidert und sind in Bezug auf Erklärbarkeit, Vergleichbarkeit und Reproduzierbarkeit eingeschränkt (Sokolovsky & Arnaboldi, 2023). Zudem besteht eine potenzielle Diskrepanz zwischen den von KI unterstützten algorithmischen Handelsstrategien und denen menschlicher Investoren, was zu Vertrauensproblemen führen kann. Ein weiterer Grund dafür ist, dass KI nicht immer in der Lage ist, die Stimmung und Einstellung der Investoren zu den Markttrends zu berücksichtigen (C. Liu et al., 2022).

Ein weiteres Problem von KI-gestütztem algorithmischem Handel besteht darin, dass Entwicklung und Tests meist auf einem einzigen Markt stattfinden. Beispielsweise wurde die Sentimentanalyse in (Tabaro et al., 2024) nur für Tesla-Aktien getestet. Die Generalisierungsfähigkeit solcher Handelsstrategien auf andere Märkte bleibt daher unklar. Einige algorithmische Handelsstrategien sind zudem auf spezifische Vermögenswerte beschränkt und können daher bei Portfoliomanagement-Entscheidungen wenig Unterstützung bieten (Aloud & Alkhamees, 2021). Da tiefes Lernen hohe Anforderungen an die Datenqualität stellt, ist die Leistung eines Modells in Handelsstrategien mit tiefem Lernen oft stark von der Datenqualität abhängig, etwa bei Sentimentanalysen aus Textquellen wie Finanzberichten, Nachrichtenartikeln und sozialen Medien (Tabaro et al., 2024).

## Reflexion und Ausblick

Diese Arbeit ist eine systematische Literaturübersicht, die Lesern, die sich für die Anwendung von KI im Finanzbereich interessieren, ein möglichst umfassendes Einstiegshandbuch bieten soll. Die Zielgruppe umfasst sowohl Leser mit Erfahrung im Finanzmarkt als auch Forscher mit maschinellen Lernkenntnissen aus anderen akademischen Disziplinen. Durch die in Abschnitt 1 aufgeworfenen Forschungsfragen und die Ergebnisse der Literaturanalyse in Abschnitt Vier sollen Leser einen klaren Überblick über die aktuellen Anwendungen und Herausforderungen von KI im algorithmischen Handel gewinnen.

Allerdings behandelt diese Arbeit ausschließlich der Perspektiven der akademischen Forschung zur KI im algorithmischen Handel und berücksichtigt keine realen Investitionspraktiken. In der Praxis wird der Finanzmarkt nicht nur von verschiedenen unerwarteten Ereignissen beeinflusst, auf die KI möglicherweise nicht schnell genug reagieren kann, sondern auch von den Handlungen anderer Investoren. Zukünftige Forschung könnte auf dieser Arbeit aufbauen und untersuchen, wie der Markt reagieren würde, wenn alle Marktteilnehmer KI-gestützte algorithmische Handelsstrategien einsetzen. Würde KI dabei selbst zu einem erwarteten Einflussfaktor? Könnte der Anteil KI-gestützter Händler am Markt ein zukünftiger Indikator für die technische Analyse werden?

Mit den Fortschritten in der KI-Technologie und der Hardwareleistung gewinnt die Anwendung von KI im Finanzbereich sowohl in der akademischen als auch in der industriellen Forschung zunehmend an Bedeutung. Um die Leistung dieser neuen Technologien präzise zu bewerten, sollten statistische Methoden angewandt werden, um Mängel der KI hinsichtlich Erklärbarkeit und Vergleichbarkeit zu überwinden (Sokolovsky & Arnaboldi, 2023, S. 2). Künftige Forschung sollte sich nicht nur auf die Weiterentwicklung von KI-Technologien konzentrieren, sondern auch darauf, warum bestimmte Techniken erfolgreich sind. Besonders in einer Zeit, in der generative KI auf Basis großer Sprachmodelle immer mehr Verbreitung findet, ist es wertvoll, dass möglichst viele Menschen die Prinzipien der KI verstehen und erkennen, wie KI die Arbeit von Menschen verbessern kann. Zukünftige Forschung sollte die Anwendung von KI im Allgemeinen vom Einsatz generativer KI auf Basis großer Sprachmodelle im algorithmischen Handel differenzieren. Die Forschung auf diesem Gebiet ist derzeit begrenzt, und die potenziellen Anwendungen generativer KI im Finanzwesen verdienen eine eingehende Untersuchung.

Obwohl viele der beschriebenen KI-Tools theoretisch in der Lage sind, menschlichen Händlern zu höheren Gewinnen zu verhelfen, können sie derzeit menschliche Händler nicht vollständig ersetzen und spielen eher eine unterstützende Rolle. Da diese Arbeit den Fokus auf den Einfluss der KI auf den algorithmischen Handel legt, wurden Optimierungsmöglichkeiten auf Basis der von KI bereitgestellten Anlagestrategien nicht betrachtet. Verschiedene Fachleute haben Vorschläge für Optimierungsmethoden gemacht. So könnten profitable Anlagestrategien durch eine Kombination menschlicher Expertise und KI entwickelt werden, sofern das Vertrauen richtig berechnet wird (Henrique et al., 2023). Andere Forscher schlagen vor, heuristische Algorithmen zur Optimierung von KI-generierten Anlagestrategien einzusetzen. Beispielsweise nutzten (Ozcalici & Bumin, 2022) genetische Algorithmen, um die Filterregelparameter im Aktienhandel zu optimieren und so die Portfoliorendite zu steigern.

Die Verbindung von Theorie und Praxis stellt eine weitere beachtenswerte Herausforderung dar. In der gesichteten Literatur liegt der Fokus fast aller Forschenden auf den algorithmischen Prinzipien der verschiedenen Arten von KI-Technologien, also auf mathematischen Ableitungen und Modellierungsprozessen. Obwohl mathematische Modelle für die Entwicklung leistungsstarker algorithmischer Handelssysteme von entscheidender Bedeutung sind, führt diese Betonung der mathematischen Modellierung zugleich dazu, dass viele dieser komplexen Forschungsergebnisse kaum praktische Orientierung bieten. Nach Analyse und Diskussion dieser Forschungsergebnisse steht diese Arbeit den Bemühungen, algorithmischen Handel durch die Optimierung mathematischer Modelle zu verbessern, positiv gegenüber. Dennoch darf die Herausforderung nicht übersehen werden, wie diese KI-Modelle in die Praxis des algorithmischen Handels integriert werden sollten. Mit anderen Worten, es bleibt eine interessante und anspruchsvolle Frage, wie bestehende algorithmische Handelssysteme, insbesondere solche für den Hochfrequenzhandel, durch neue KI-Funktionen erweitert werden können.

# Literaturverzeichnis

Alaminos, D., Salas, M. B., & Callejón-Gil, Á. M. (2024). Managing extreme cryptocurrency volatility in algorithmic trading: EGARCH via genetic algorithms and neural networks. *Quantitative Finance and Economics*, *8*(1), 153–209. https://doi.org/10.3934/QFE.2024007

Aloud, M. E., & Alkhamees, N. (2021). Intelligent Algorithmic Trading Strategy Using Reinforcement Learning and Directional Change. *IEEE Access*, *9*, 114659–114671. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3105259

Barucci, E., Bonollo, M., Poli, F., & Rroji, E. (2021). A machine learning algorithm for stock picking built on information based outliers. *Expert Systems with Applications*, *184*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115497

Bus¸oniu, L. B., Babuška, R., & De Schutter, B. (2006). *Multi-Agent Reinforcement Learning: A Survey*.

Chakole, J. B., Kolhe, M. S., Mahapurush, G. D., Yadav, A., & Kurhekar, M. P. (2021). A Q-learning agent for automated trading in equity stock markets. *Expert Systems with Applications*, *163*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113761

Chang, Y. K., & Chou, R. K. (2022). Algorithmic trading and market quality: Evidence from the Taiwan index futures market. *Journal of Futures Markets*, *42*(10), 1837–1855. https://doi.org/10.1002/fut.22362

Goldstein, M. A., Kumar, P., & Graves, F. C. (2014). Computerized and high-frequency trading. *Financial Review*, *49*(2), 177–202. https://doi.org/10.1111/fire.12031

Gurung, N., Hasan, R., Md, ✉, Gazi, S., & Zahidul Islam, M. (2024). *Journal of Business and Management Studies Algorithmic Trading Strategies: Leveraging Machine Learning Models for Enhanced Performance in the US Stock Market*. https://doi.org/10.32996/jbms

Henrique, B. M., Sobreiro, V. A., & Kimura, H. (2023). Practical machine learning: Forecasting daily financial markets directions. *Expert Systems with Applications*, *233*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120840

Huang, Y., & Song, Y. (2023). A new hybrid method of recurrent reinforcement learning and BiLSTM for algorithmic trading. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, *45*(2), 1939–1951. https://doi.org/10.3233/JIFS-223101

Huang, Y., Wan, X., Zhang, L., & Lu, X. (2024). A novel deep reinforcement learning framework with BiLSTM-Attention networks for algorithmic trading. *Expert Systems with Applications*, *240*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122581

Huang, Y., Zhou, C., Cui, K., & Lu, X. (2024a). A multi-agent reinforcement learning framework for optimizing financial trading strategies based on TimesNet. *Expert Systems with Applications*, *237*, 121502. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121502

Huang, Y., Zhou, C., Cui, K., & Lu, X. (2024b). Improving algorithmic trading consistency via human alignment and imitation learning. *Expert Systems with Applications*, *253*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124350

Jain, A., Jain, C., & Jiang, C. X. (2021). Active Trading in ETFs: The Role of High-Frequency Algorithmic Trading. *Financial Analysts Journal*, *77*(2), 66–82. https://doi.org/10.1080/0015198X.2020.1865694

Janardhanan, P., & Sabika, F. (2015). *Effectiveness of Support Vector Machines in Medical Data mining*.

Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, *31*(3), 685–695. https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2

Koegelenberg, D. J. C., & van Vuuren, J. H. (2024). A dynamic price jump exit and re-entry strategy for intraday trading algorithms based on market volatility. *Expert Systems with Applications*, *243*, 122892. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122892

Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. In *Nature* (Bd. 521, Nummer 7553, S. 436–444). Nature Publishing Group. https://doi.org/10.1038/nature14539

Liu, C., Yan, J., Guo, F., & Guo, M. (2022). Forecasting the Market with Machine Learning Algorithms: An Application of NMC-BERT-LSTM-DQN-X Algorithm in Quantitative Trading. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, *16*(4), 1–22. https://doi.org/10.1145/3488378

Liu, H.-H., Shu, H.-J., & Chiu, W.-N. (2023). Noxtrader: Lstm-Based Stock Return Momentum Prediction For Quantitative Trading. In *Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning; Research* (Bd. 3, Nummer 4). https://www.oajaiml.com/

Malik, A. (2023). A comparison of machine learning and econometric models for pricing perpetual Bitcoin futures and their application to algorithmic trading. *Expert Systems*, *40*(10). https://doi.org/10.1111/exsy.13414

Ozcalici, M., & Bumin, M. (2022). Optimizing filter rule parameters with genetic algorithm and stock selection with artificial neural networks for an improved trading: The case of Borsa Istanbul. *Expert Systems with Applications*, *208*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118120

Russell, S. J., Norvig, P., Davis, E., Edwards, D. D., Forsyth, D., Hay, N. J., Malik, J. M., Mittal, V., Sahami, M., Thrun, S., Columbus, B., New, I., San, Y., Upper, F., River, S., Cape, A., Dubai, T., Madrid, L., Munich, M., … Tokyo, T. (2003). *Artificial Intelligence A Modern Approach Third Edition*.

Sahu, S. K., Mokhade, A., & Bokde, N. D. (2023). An Overview of Machine Learning, Deep Learning, and Reinforcement Learning-Based Techniques in Quantitative Finance: Recent Progress and Challenges. In *Applied Sciences (Switzerland)* (Bd. 13, Nummer 3). MDPI. https://doi.org/10.3390/app13031956

Shavandi, A., & Khedmati, M. (2022). A multi-agent deep reinforcement learning framework for algorithmic trading in financial markets. *Expert Systems with Applications*, *208*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118124

Sokolovsky, A., & Arnaboldi, L. (2023). A generic methodology for the statistically uniform & comparable evaluation of Automated Trading Platform components. *Expert Systems with Applications*, *223*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119836

Sun, E. W., Kruse, T., & Chen, Y. T. (2019). Stylized algorithmic trading: satisfying the predictive near-term demand of liquidity. *Annals of Operations Research*, *281*(1–2), 315–347. https://doi.org/10.1007/s10479-019-03150-0

Tabaro, L., Kinani, J. M. V., Rosales-Silva, A. J., Salgado-Ramírez, J. C., Mújica-Vargas, D., Escamilla-Ambrosio, P. J., & Ramos-Díaz, E. (2024). Algorithmic Trading Using Double Deep Q-Networks and Sentiment Analysis. *Information (Switzerland)*, *15*(8). https://doi.org/10.3390/info15080473

Vo, A., & Yost-Bremm, C. (2020). A High-Frequency Algorithmic Trading Strategy for Cryptocurrency. *Journal of Computer Information Systems*, *60*(6), 555–568. https://doi.org/10.1080/08874417.2018.1552090

Vom Brocke, J., Simons, A., Niehaves, B., Niehaves, B., Riemer, K., Brocke, J., Vom, ;, Simons, A. ;, Niehaves, B. ;, Niehaves, B. ;, Riemer, K. ;, Plattfaut, R. ;, & Cleven, A. (2009). *Reconstructing the giant: On the importance of rigour in documenting the literature search process*. https://aisel.aisnet.org/ecis2009/161

Wilhelmina Afua Addy, Adeola Olusola Ajayi-Nifise, Binaebi Gloria Bello, Sunday Tubokirifuruar Tula, Olubusola Odeyemi, & Titilola Falaiye. (2024). Algorithmic Trading and AI: A Review of Strategies and Market Impact. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, *11*(1), 258–267. https://doi.org/10.30574/wjaets.2024.11.1.0054

Yilmaz, M., Keskin, M. M., & Ozbayoglu, A. M. (2024). Algorithmic stock trading based on ensemble deep neural networks trained with time graph. *Applied Soft Computing*, *163*. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111847

# Anhang A: Titel des Anhangs

# Anhang B: Titel des Anhangs

**Eidesstattliche Erklärung**

Hiermit versichere ich, die vorliegende Arbeit mit dem Titel

*„The Impact of AI Technology on Algorithmic Trading “*

selbständig, ohne fremde Hilfe und ohne Benutzung anderer als der von mir angegebenen Quellen angefertigt zu haben. Alle aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken sind als solche gekennzeichnet.

Die Arbeit wurde noch keiner Prüfungsbehörde in gleicher oder ähnlicher Form vorgelegt und wurde noch nicht veröffentlicht.

Ich erkläre mich damit einverstanden, dass die Arbeit mithilfe eines Softwaredienstes auf Plagiate untersucht wird.

Dresden, den 01.11.2024

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_Wanjin Li\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Vorname Nachname Unterschrift