## 3.3 Modelle Ergebnisse

In dieser Arbeit werden folgende Modelle miteinander verglichen:

**Index-Verlauf als Vergleich:**

**25,23%**

**Mean-Variance-Modell ohne ML (maschinelles Lernen), Passiv:**

* **Erwartete Rendite durch das Jahr 2018 errechnet**



**43,59%**

* **Erwartete Rendite durch die letzten 4 Jahre (von 2014) errechnet**



**0,35%**

**Mean-Variance-Modell ohne ML, Aktiv:**

* **Erwartete Rendite durch das Jahr 2018 errechnet**



**47,94%**

* **Erwartete Rendite durch die letzten 4 Jahre (von 2014) errechnet**

**Wert des Portfolios:**

**1003,7797**

**0,38%**

**Modifiziertes Mean-Variance-Modell ohne ML (maschinelles Lernen), Passiv:**

* **Erwartete Rendite durch das Jahr 2018 errechnet**



**3,15%**

* **Erwartete Rendite durch die letzten 4 Jahre (von 2014) errechnet**



**0,26%**

**Modifiziertes Mean-Variance-Modell ohne ML, Aktiv:**

* **Erwartete Rendite durch das Jahr 2018 errechnet**

Ein Bild, das Text, Schrift, weiß, Design enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

**0,57%**

* **Erwartete Rendite durch die letzten 4 Jahre (von 2014) errechnet**



**0,55%**

**Mean-Variance-Modell mit ML, Passiv:**



**9,15%**

**Mean-Variance-Modell mit ML, Aktiv:**



**9,48%**

**Modifiziertes Mean-Variance-Modell mit ML, Passiv:**



**2,68%**

**Modifiziertes Mean-Variance-Modell mit ML, Aktiv:**



**2,52%**

**Aktuell: Perfomance der Portfolios für Januar - April 2024**

**DAX**

**11,95%**

**Mean-Variance-Modell ohne ML**

* **Erwartete Rendite durch die letzten 4 Jahre (von 2020) errechnet**



**20,26%**

* **Erwartete Rendite durch das Jahr 2023 errechnet**



**5,77%**

**Modifziertes Mean-Variance-Modell ohne ML**

* **Erwartete Rendite durch die letzten 4 Jahre (von 2020) errechnet**

Ein Bild, das Text, Schrift, weiß enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

**1,53%**

* **Erwartete Rendite durch das Jahr 2023 errechnet**



**1,54%**

**Mean-Variance-Modell mit ML**



**8,96%**

**Modified Mean-Variance-Modell mit ML**



**8,72%**

**Ergebnisse**

In der vorliegenden Analyse wurden die Renditen von acht verschiedenen Modellen sowie dem DAX über mehrere Zeiträume hinweg untersucht. Die Modelle umfassten sowohl traditionelle statistische Ansätze als auch Methoden des maschinellen Lernens (ML), und wurden in aktiver sowie passiver Form betrieben. Zudem wurden zwei neue Modelle eingeführt, die auf einem modifizierten Mean-Variance-Modell basierten.

**Übersicht der Renditen**

Die Renditen der einzelnen Portfolios lassen sich der beigefügten Grafik entnehmen. Die wichtigsten Ergebnisse sind wie folgt:

**Indexverlauf DAX:**

Der DAX erzielte eine Rendite von etwa 25% und macht ihn somit äußert Konkurrenzfähig in der Periode 2019.

**Statistische Modelle**

Die aktiv und passiv verwalteten statistischen Modelle, mit Eingabedaten aus dem Jahr 2018, erzielten die höchsten Renditen von etwa 45%.

Das aktiv verwaltete Modell mit Daten bis 2018 erreichte ebenfalls eine hohe Rendite von etwa 0.45%.

Die Modelle, die mit Daten von dem Jahr 2014 bis 2018 trainiert wurde, schnitten deutlich schlechter ab und erzielten oft nahezu null Rendite. Es könnte nun angenommen werden, dass weniger Eingabedaten schlechter abschneiden. Jedoch ist bei der Periode Januar bis April 2024 zu sehen, dass dort die statistischen Modelle mit Eingabedaten von 4 Jahren besser abschnitten als diese, die nur ein Jahr an Eingabedaten erhalten hatten.

**ML-basierte Modelle:**

Die ML-Modelle erzielten durchweg niedrigere Renditen im Vergleich zu den besten statistischen Modellen. Das aktiv und passiv verwaltete ML-Modell erzielte die beste Rendite innerhalb der ML-Modelle von etwa 9%.

**Modifizierte Mean-Varianz-Modelle**

Die modifzierten Mean-Varinaz-Portfolios haben durchweg die schlechtesten Ergebnisse erzielt. Mit ML waren diese im Schnitt etwas besser, aber auch noch viel schlechter, als die Modelle, welche das normale Mean-Varianz-Modell implementiert hatten.

**Beste und schlechteste Modelle**

**Bestes Modell:**

Das erfolgreichste Modell war das aktiv verwaltete statistische Modell ohne ML mit Eingabedaten aus dem Jahr 2018 und erzielte eine Rendite von etwa 47%.

**Schlechtestes Modell:**

Mehrere Modelle, insbesondere Modelle mit modifiziertem Mean-Varianz-Portfolio mit mehr Eingabedaten (2014 - 2018), erzielten nahezu null Renditen, was auf deren ineffektive Vorhersagefähigkeit hinweist.

**Aktuelle Periode – Januar bis April 2024**

In der aktuellen Periode wurden nur aktiv verwaltete Modelle verwendet, da die passiven Modelle eine Periode von einem Jahr vorhersagen und hier nur ein Zeitraum von vier Monaten vorhanden war. Dort hat ebenfalls ein statistisches Modell die Nase vorne. Das aktive statistische Modell mit Eingabedaten von 2020 bis 2023 hat die meiste Rendite erzielt und schlägt damit auch den Dax. Trotzdem ist anzumerken, dass in der aktuellen Periode das statistische Modell am erfolgreichsten war, das mit mehr Eingabedaten gefüttert wurde. Bei der Periode 2019 war dies umgekehrt.

Die ML-Modelle haben in der aktuellen Periode auch wieder etwa 9 % erwirtschaftet. Damit ist die Leistung jedoch schlechter als der Dax mit knapp 12 %.

Die schlechtesten Portfolios waren die modifizierten statistischen Mean-Varianz-Modelle mit gerade einmal 1,5 %.

**Diskussion**

Die Ergebnisse dieser Analyse zeigen deutlich, dass traditionelle statistische Modelle ohne den Einsatz von maschinellem Lernen in bestimmten Fällen bessere Renditen erzielen können als moderne ML-basierte Modelle. Jedoch waren hier 2019, Eingabedaten von einer einjährigen Periode (2018) im Vorteil im Gegensatz zu Eingabedaten der Jahre 2014 bis 2018. In der aktuellen Periode war es jedoch genau umgekehrt der Fall. Nun waren die Modelle besser abgeschnitten, die Eingabedaten aus den Jahren 2020 – 2023 erhalten hatten, im Gegensatz zu den Modellen, die nur das Jahr 2023 als Eingabedaten erhalten hat. Dies zeigt die Unvorhersehbarkeit des Aktienmarktes, sodass nicht genau gesagt werden kann, welcher Zeitraum bei den statistischen Modellen ein Vorteil darstellt.

Die ML-Modelle mit normalen Mean-Varianz-Portfolio haben durchgehend in etwa 9 % Rendite eingefahren. Das ist zwar schlechter als der Dax und einige statistische Portfolios, jedoch wurde eine gute Rendite in beiden Perioden erwirtschaftet. Das zeigt, dass es in die richtige Richtung geht und diese Modelle etwas stabilere Renditen liefern, als die statistischen Modelle. Für die tendenziell niedrigeren Renditen könnte es verschiedene Gründe geben:

Datenqualität und -quantität: ML-Modelle sind oft sehr datenhungrig und benötigen große Mengen an qualitativ hochwertigen Daten. Es ist möglich, dass die verfügbaren Daten nicht ausreichten, um die Modelle effektiv zu trainieren.

Modellkomplexität und Overfitting: Die Gefahr des Overfitting ist bei ML-Modellen immer präsent, insbesondere wenn die Trainingsdaten nicht repräsentativ für zukünftige Daten sind. Dies könnte zu einer schlechten Generalisierungsfähigkeit geführt haben.

Die modifizierten Modelle wiesen durchschnittlich am schlechtesten ab. Dies kann die folgenden Gründe gehabt haben:

Die Dividende macht auf den Monat gerechnet und auch auf das Jahr gerechnet kaum einen Unterschied in der Vorhersage. Wenn bedacht wird, dass die höchsten Dividenden bei etwa 9 bis 11 € pro Aktie lagen und die meisten deutlich darunter lagen, macht das auf den Monat gerechnet keinen großen Unterschied bei den Renditen aus. Deswegen wird dieser Faktor vernachlässigt.

Der zweite und entscheidendere Grund ist die risikolose Anlage, die inkludiert wurde. Hier konnte das Geld auf der Bank ohne Risiko angelegt werden. Durch die Standardabweichung von 0 bei der risikolosen Anlage, wurde das Ergebnis der Portfolioallokation entscheidend beeinflusst. Dadurch wurde eine unverhältnismäßig große Menge des Startkapitals in die diese investiert, was zu einem geringen Risiko geführt hat, aber eben auch zu einer geringen Rendite. In zukünftigen Forschungen könnte versucht werden einen Höchstsatz für die risikolose Anlage zu implementieren, sodass nicht der Großteil des Geldes in die risikolose Anlage fließt.

**Fazit**

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die traditionellen statistischen Modelle, insbesondere die passiv verwalteten Modelle mit Daten bis 2018, in dieser Analyse die besten Renditen erzielten. Die ML-Modelle blieben hinter den Erwartungen zurück, was auf verschiedene Herausforderungen in Bezug auf Daten und Modellkomplexität hinweisen könnte. Zukünftige Arbeiten könnten sich darauf konzentrieren, die Datenbasis zu erweitern und die ML-Modelle weiter zu verfeinern, um deren Vorhersagekraft zu verbessern.

**Fazit**

In dieser Arbeit wurden die Renditen von acht verschiedenen Modellen sowie dem DAX über mehrere Zeiträume hinweg untersucht. Die Modelle umfassten sowohl traditionelle statistische Ansätze als auch Methoden des maschinellen Lernens (ML), und wurden in aktiver sowie passiver Form betrieben. Zudem wurden zwei neue Modelle eingeführt, die auf einem modifizierten Mean-Variance-Modell basierten.

Die Arbeit zeigt deutlich, dass traditionelle statistische Modelle ohne den Einsatz von maschinellem Lernen in bestimmten Szenarien bessere Renditen erzielen können als moderne ML-basierte Modelle. Besonders hervorzuheben ist das aktiv verwaltete statistische Modell mit Eingabedaten aus dem Jahr 2018, welches mit einer Rendite von 47 % das erfolgreichste Modell war. Im Gegensatz dazu schnitten die modifizierten Portfoliomodelle durchgehend am schlechtesten ab, was deren ineffektive Vorhersagefähigkeit verdeutlicht.

Die Analyse ergab jedoch, dass der Erfolg statistischer Modelle stark vom betrachteten Eingabezeitraum abhängt. Während in der Periode 2019 Modelle mit einjährigen Eingabedaten am besten abschnitten, erzielten in der aktuellen Periode (Januar bis April 2024) Modelle mit längeren Eingabezeiträumen die besten Ergebnisse. Dies unterstreicht die Unvorhersehbarkeit des Aktienmarktes und macht es schwierig, eine eindeutige Empfehlung für den optimalen Eingabezeitraum zu geben.

ML-Modelle erzielten durchweg niedrigere Renditen als die besten statistischen Modelle, konnten jedoch stabile Erträge von etwa 9 % in beiden Perioden erwirtschaften. Dies deutet darauf hin, dass ML-Modelle, trotz ihrer geringeren Spitzenrenditen, eine gewisse Stabilität bieten könnten. Die geringeren Renditen der ML-Modelle könnten auf Herausforderungen wie unzureichende Datenqualität und -quantität sowie Modellkomplexität und Overfitting zurückzuführen sein.

Die modifizierten Mean-Varianz-Modelle lieferten insgesamt die schlechtesten Ergebnisse, ganz gleich, ob die Vorhersagen mit statistischen Methoden oder mit ML-Modellen gemacht wurden. Dies ist vor allem auf zwei Faktoren zurückzuführen: die vernachlässigbare Auswirkung von Dividenden auf die monatliche und jährliche Vorhersage und die Überinvestition in risikolose Anlagen aufgrund deren Standardabweichung von Null.

Künftige Forschungen könnten versuchen, die modfizierten Portfolio-Modelle zu verbessern, indem sie beispielsweise einen Höchstsatz für risikolose Anlagen implementieren. Außerdem könnten die ML-Modelle mit mehr Daten trainiert werden. Zudem könnten die Hyperparameter noch genauer, bspw. mit der Grid-Search-Methode, ermittelt werden. Für diese Methode waren in diesem Projektumfang weder Zeit- noch Rechenaufwand verhältnismäßig. Ein weiterer interessanter Ansatz wäre, Nachrichten über Aktienunternehmen bspw. auf X (ehemals Twitter) zu analysieren und diese Daten mit in das LSTM-Netzwerk einfließen zu lassen. Dabei könnten die Nachrichten in positive und negative Nachrichten eingeteilt werden, sodass der Aktienkurs vom LSTM-Netzwerk entsprechend nach oben oder nach unten korrigiert werden könnte.

Zusammenfassend zeigt diese Arbeit, dass traditionelle statistische Modelle in bestimmten Fällen überlegen sein können, während ML-Modelle tendenziell stabilere, wenn auch niedrigere Renditen liefern. Dazu muss erwähnt werden, dass die passive Investition in den DAX auch für die beiden Zeiträume die modifizierten Portfolios, die ML-Modelle und eine Großzahl der statistischen Modelle übertroffen hat. Die Ergebnisse betonen die Notwendigkeit weiterer Forschung, um die Vorhersagekraft und Robustheit beider Ansätze zu verbessern.