



DS&OR Lab  
Fachgebiet Wirtschaftsinformatik  
Fakultät Wirtschaftswissenschaften  
Universität Paderborn

individuelle Arbeit

# **Aktienhandelssystem basierend auf Quantopians Herausforderung**

von  
Ahmad Hashemi  
6785702  
haschemi.ahmad@gmail.com

vorgelegt bei  
Jun. Prof. Dr. Kevin Tierney

6. Februar 2018

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Problematik . . . . .	2
1.2	Zielsetzung . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Stand der Forschung</b>	<b>4</b>
2.1	Momentum-Handel . . . . .	4
2.2	Indikatoren der technischen Analyse . . . . .	5
2.3	Input Daten . . . . .	7
2.4	Handelsstrategie . . . . .	7
2.5	Anwendung von Metaheuristik zur Optimierung des Models . . . . .	7
2.6	Bewertung des vorgeschlagenen Algorithmus . . . . .	8
<b>3</b>	<b>Umsetzung des Handelssystems</b>	<b>10</b>
3.1	Bildung des Optimierungsmodells . . . . .	10
3.2	Quantifizierung der Trendintensität . . . . .	12
3.2.1	Average Directional Index (ADX) . . . . .	12
3.3	Interpretation und Parameter der technischen Indikatoren . . . . .	13
3.3.1	Moving Average Convergence Divergence (MACD) . . . . .	13
3.3.2	Index der relativen Stärke (RSI) . . . . .	13
3.3.3	exponentiell gewichteter gleitender Durchschnitt (EGGD) . . . . .	14
3.3.4	Commodity channel Index (CCI) . . . . .	14
3.3.5	Bollinger Band Oszillator . . . . .	14
3.3.6	Stochastik Oszillator (STO) . . . . .	15
3.3.7	Momentum (MOM) . . . . .	15
3.3.8	CHAIKIN Oscillator (CHA) . . . . .	15
3.3.9	Money Flow Index (MFI) . . . . .	16
3.4	Handelsstrategie . . . . .	16
3.4.1	Bestellmethode ( <i>order_target_percentage()</i> ) . . . . .	16
3.4.2	Überprüfung der Handelbarkeit ( <i>can_trade()</i> ) . . . . .	17
3.4.3	Schließverfahren jeweiliger Position . . . . .	17
3.5	Zipline . . . . .	18
3.5.1	Pipeline . . . . .	19
3.6	Partikelschwarmoptimierung (PSO) . . . . .	19
3.7	Handelsalgorithmus basierend auf „ <i>zipline</i> “ . . . . .	21

<b>4</b>	<b>Ergebnisse</b>	<b>23</b>
4.1	Konvergenzgeschwindigkeit . . . . .	23
4.2	intensität der Indikatoren . . . . .	24
4.3	Ermittlung der Lösungsqualität . . . . .	25
4.3.1	SPDR S&P 500 Trust ETF (SPY) . . . . .	25
4.3.2	die tägliche Portfoliorendite und Volatilität im Vergleich zum Benchmarking . . . . .	25
4.4	Empfindlichkeit gegen geringe Modifizierungen . . . . .	28
4.4.1	Vergleich der Strategien des Handelssystems . . . . .	30
<b>5</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>32</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>33</b>

# 1 Einleitung

Wertpapiermarkt ist eigentlich ein kompliziertes System, und gute Vorhersage seiner Entwicklung ist der Schlüssel der erfolgreichen Handlung. Händler müssen die Preisbewegungen vorhersagen, um im höchsten Angebot verkaufen, und im niedrigsten Preis kaufen zu können. genauer gesagt, Erfolg im Wertpapiermarkt hängt vom Terminierung der Handlungen ab (vgl. Briza und Jr. (2011)). Es gibt zwei primäre Methoden, die zur Analysierung der Wertpapiere angewendet worden sind, und nämlich: Fundamentalanalyse und technische Analyse.

Fundamentalanalyse betrachtet die wirtschaftlichen und finanziellen Faktoren, die ein Unternehmen beeinflussen. Endziel der Fundamentalanalyse ist, ein quantitativer Wert zu erzeugen, damit ein Investor es mit aktuellem Preis vergleichen kann, um herauszufinden, ob das Wertpapier im Markt unterbewertet oder überbewertet ist (vgl. investopedia (c)) Im Gegensatz dazu versucht Technische Analyse künftige Preisbewegungen der Wertpapiere mit Hilfe von den historischen Daten wie Preis und Volumen vorherzusagen. Technische Analytiker fängt typischerweise ihre Analyse mit Diagramme und mathematische Formeln so genannte Technische Indikatoren an, stattdessen beginnt Fundamentalanalytiker mit Vermögensbilanzen sowie Gewinn- und Verlustrechnung und Geldflussrechnung (vgl. Briza und Jr. (2011) und investopedia).

wie im Murphy (3. Aktualisierte Auflage 2006) auch erwähnt wurde, es gibt drei Grundannahmen, auf denen der technische Ansatz basiert:

1. Die Marktbewegungen diskontiert alles.
2. Kurse bewegen sich in Trend.
3. Die Geschichte wiederholt sich selbst.

In den letzten Jahren wurde die künstliche Intelligenz zur Optimierung der Parameter der technischen Indikatoren so angewendet, dass Anhand von den historischen Daten und KI oder Metaheuristik-Methoden optimaler Wert der Parameter, die zur Optimalen Entscheidung führen, wird festgelegt. Beispielweise hat Lent (2016) Beyesscher Optimierung angewendet, um die Optimalen Werte der Parameter von zwei Indikatoren, und nämlich, RSI (auf engl. Relative Strenth Index) und ROC (auf engl. Rate of Change) zu bestimmen. Er hat Sharpe Ratio als Objektiv Funktion eingesetzt. Oder Briza und Jr. (2011) haben bei der Verwendung von PSO (aud engl. Prticle Swarm Optimization) versucht, die Gewichte von 5 technische Indikatoren angelehnt an Mehrzieloptimierung, und nämlich Sharpe Ration und prozentualer Profit zu optimieren. Sie begann von der Idee, da PSO im Gegensatz zum GA keine Diskretisierung der Entscheidungsvariablen braucht,ist die geeignetste Methode, und Verwendung von PSO

kann einen großen Vorteil haben, weil es den Rechnungsprozess beschleunigen kann, welches eine große Rolle beim Entwurf des Aktienhandelssystems spielt. Subramanian u. a. (2006) haben einen Handelsvertreter angelehnt an kombinierte Handelsregeln gestaltet, der von GA und GP trainiert wurde.

### 1.1 Problematik

Quantopian inspiriert talentierte Leute zur Formulierung eines Investment-Algorithmus. Sie wählen die Entwickler aus, und erteilen Lizenzen für die Algorithmen, und belohnen die besten Algorithmen basierend auf ihrer Leistung. Bei der Anwendung von Quantopian kann man auf Python einen Algorithmus entweder online anhand von Quantopians IDE (auf engl. Interactive Development Environment) oder auf lokal mithilfe der Quant-Bibliothek (Zipline) entwickeln. Um eine ursprüngliche Idee zu bekommen, kann man einen Algorithmus von Quantopian-Gesellschaft kopieren, und beliebig anpassen. Im Endeffekt kann man den Algorithmus gegen 14 Jahre amerikanische Wertpapierpreise und fundamentale Daten testen, um die Leistung der Handels-Strategien historisch und ohne Risiko zu überprüfen, so man kann seine Strategie wiederholend verbessern, bis bestes Ergebnis erzielt wird. Dann kann man es für aktuellen Börsenhandel benutzen, und sein Aktienhandelssystem mit Brokern verbinden. Quantopian (b)

Wie schon erwähnt wurde, stellt Quantopian Aktienkurse und Fundamentaldaten der allen amerikanischen Wertpapiere von Januar 2002 bis letzten Handelstag vor dem Test zur Verfügung. Die Aktienkurse bestehen aus Eröffnungskurs sowie Höchstkurs, Tiefstkurs, Schlusskurs und Volumen des jeden Handelstages für jeweilige Aktie, an der sie gehandelt wurde Quantopian (b).

Fundamentaldaten stehen von *Morningstar* zur Verfügung. Dieses Datenset enthält über 600 Konjunkturdaten und strukturelle Gegebenheiten für Anwendung in Quantopians Tester. Payne (2014)

### 1.2 Zielsetzung

Das Ziel des vorliegenden Projekts besteht darin, ein automatisiertes Handelssystem zu entwickeln, welches in der Lage ist, den künftigen Kursverlauf der Aktien des Nordamerikanischen Finanzmarktes zu prognostizieren, Gemäß ihrer Evaluation die Kauf- bzw. Verkaufskandidaten aufzulisten, und für die Aktien Bestellauftrag zu erteilen, und am Ende des Handels die Leistung (Ertrag oder Verlust) zu berechnen.

Bei der Entwicklung kommt Quantopians API (zipline) zur Hilfe. Es handelt sich um eine Python-basierte Bibliothek, die zur Entwicklung der Handelsalgorithmen Geschichtsdaten zu den Aktienkursen sowie Programmierung-Tools zur Verfügung stellt. Anhand der Geschichtsdaten und der Operations-Research-Methoden wie Metaheuristik wird das System trainiert, um an den Livehandel mit Aktien spekulieren zu

können.

## 2 Stand der Forschung

Wie schon in Einleitung erwähnt wurde, KI und maschinelles Lernen wurde zur Optimierung der Parameter und Gewichte der Indikatoren von technische Analyse so angewendet, dass Anhand von Geschichtsdaten und KI die optimale Werte der Entscheidungsvariablen bestimmt werden, jedoch gibt es viele konkrete Einstellungen und Algorithmen-Design, die Leistung des Systems stark beeinflussen können. Im Folgenden versuche ich dies zu verdeutlichen.

### 2.1 Momentum-Handel

Momentum-Händler suchen nach Aktien, die sich in einer Richtung auf ein hohes Handelsvolumen bewegen und versuchen die Markttendenz einzusteigen, um die Momentum-Welle zu einem gewünschten Gewinn auszunutzen. Diese Anschauung zum Aktienhandel ist mit Wellen Surfen vergleichbar (vgl. Bergen).

Eines der Hauptziele jedes technischen Analytikers ist, die Stärke des Momentums eines Vermögenswerts und die Wahrscheinlichkeit der Fortsetzung seiner Preisbewegung in gegenwärtiger Richtung zu messen. Es ist die primäre Aufgabe mancher Indikatoren wie:

- Momentum-Indikator
- gleitender Durchschnitt Convergence-Divergence (auf eng. Moving Average Convergence-Divergence)
- stochastischer Oszillator
- ROC (auf eng. Rate of Change)
- RSI (auf eng. Relative Strength Index)
- Williams %R

Die meisten Indikatoren zur Messung des Momentums werden unter Verwendung bestimmter Werte interpretiert, die darauf hindeuten, dass das Vermögenswert überkauft oder überverkauft werden kann. Die Stärke des gegenwärtigen Momentums gilt als schwächer, wenn die Indikatoren wie die oben genannten Werte haben, die überkaufte oder überverkaufte Bedingung aufweisen. Beispielsweise schlagen viele Händler vor, dass ein Vermögenswert mit einem RSI unter 30 oder einem stochastischen Wert unter 20 eine Verringerung der Menge an abwärts-Momentum erleben könnte, und ein

wahrscheinlicher Kandidat für eine Umkehrung des Preislaufs wäre (vgl. Murphy). Es ist zu beachten, dass viele Momentum-Indikatoren zwischen zwei Extremstufen, normalerweise 0 bis 100 oder -100 bis +100, gebunden sind. darüber hinaus eine Durchquerung der Mittellinie des Indikators so interpretiert wird, dass dieses Momentum je nach Richtung entweder zunimmt oder abnimmt. Z.B wird das Momentum erhöht, falls der ROC-Indikator die 0-Linie überquert, und es abnimmt, falls er 0-Linie unterquert (vgl. Investopedia (b)).

Zusätzlich zu den Methoden, die wir bereits erwähnt haben, können Händler auch die Überschreitung bestimmtes gleitenden Durchschnittes überwachen, um die Stärke einer Preisbewegung zu bestätigen. Momentum steigt an, wenn ein kurzfristiger Durchschnitt über einem längerfristigen Durchschnitt liegt. Dies ist die Grundidee hinter dem MACD-Indikator, der einen 12-tägigen exponentiellen gleitenden Durchschnitt und einen 26-Tage-EMA (auf engl. exponential moving average) verwendet. Wenn dieser Indikator einen Wert größer als 0 hat, bedeutet dies, dass der kürzere Mittelwert über dem längerfristigen Durchschnitt liegt, und es kann darauf hindeuten, dass das Momentum zunimmt (vgl. Investopedia (a))

## 2.2 Indikatoren der technischen Analyse

Die Parameter der Indikatoren und die Gewichte zwischen denen, falls mehrere Indikatoren miteinander kombiniert werden, spielen die Rolle als Entscheidungsvariablen des Modells.

Beispielsweise ist der Indikator RSI (*auf eng. Relative Strength Index*) häufig für Mean-Reversion und Momentum der Handlung verwendet wurde. Zum Rechnen dieses Indikators muss erstens Anzahl der Beobachtungstage, darauf das Signal ausgesendet wird, festgelegt werden, und dann wählt der Händler eine Reichweite der zulässigen Werte zur Ausführung der Handlung aus. Die zulässige Werte von RSI wird üblicherweise zwischen 0 bis 100 definiert. Bei einem RSI von 0 gilt der Basistitel als überverkauft (keine innere Stärke), aber bei einem RSI von 100 gilt er als überkauft (maximale innere Stärke), weshalb jeweils mit einer technischen Gegenreaktion zu rechnen ist. Es ist eine häufige Handlungsstrategie, wo man bei einem RSI unter 20 eine positive Menge von Aktie kauft (*auf eng. Long Position*). Das heißt, man wettet auf Mittelwertrückkehr (*auf eng. Mean-Reversion*). Bei einem RSI über 80 macht man gleichermaßen einen Leerverkauf (*auf eng. Short Position*). Es gibt jedoch andere Gruppe der Händler, die bei einem RSI über 80 aufs ausdauernde Momentum des Wertpapiers zählen. In diesem Fall kauft man positiv, wenn RSI über 80 aufweist. Genauer gesagt, der Händler wettet darauf, dass das Wertpapier wird sich verteuern (vgl. Lent (2016)). Darüber hinaus gibt es noch solche Fragen:

- Welche Interpretation ist richtig? Soll man RSI als ein Mean-Reversion-Indikator oder Momentum-Indikator verwenden?



- Welche Reichweite von RSI soll man auswählen, um zu bestimmen, ob eine Momentum- oder Mean-Reversion-Bedingung getroffen ist?
- Wie viele Zurückblickstage des Preises soll man zum Rechnen von RSI definieren?

Außer RSI kann man einen zweiten (oder mehreren) Indikator(en) in seine Investmentstrategie integrieren. Im Folgenden sind angewendete Indikatoren in berücksichtigte Recherchen genannt worden:

- Lent (2016)
  1. RSI (*auf eng. Relative Strength Index*)
  2. ROC (*auf eng. Rate of Change*)
- Subramanian u. a. (2006)
  1. gleitender Durchschnitt Übergang (*auf eng. Moving Average Crossover*)
  2. Preis-Channel-Breakout
  3. einfacher Preistrend
  4. Order Book Volume imbalance
- Briza und Jr. (2011)
  1. Directional Movement Index (DMI)
  2. lineare Regression (lin)
  3. gleitender Durchschnitt Convergence-Divergence (*auf eng. Moving Average Convergence-Divergence*)
  4. gleitender Durchschnitt (*auf eng. Moving Average*)
  5. Parabol-Stop und Reverse (PSR)
- andere populäre Indikatoren basierend auf verschiedene Ressourcen z.B investopedia (b)
  1. Accumulation/distribution Index
  2. Aroon Indikator
  3. Bollinger-Band
  4. exponentielle gleitender Durchschnitt (auf eng. Exponential Moving Average)
  5. Commodity-Channel-Index (CCI)
  6. On-Balance Volume (OBV)
  7. Stochastischer Oszillator

## 2.3 Input Daten

Es sind die entscheidenden Fragen, welcher Zeitraum (nach Länge und Fälligkeit) von den Daten zum Trainieren des Systems verwendet werden soll, und welche von den Aktienkursen (*auf eng. low, high, open oder close*) in die Indikatoren eingesetzt werden sollen. Briza und Jr. (2011) haben die täglichen Schlusspreise der Wertpapiere durch einen bestimmten Zeitraum angewendet. Wie schon vorher erwähnt wurde, Quantopian bietet sowohl Aktienkurse als auch Fundamental Daten an.

## 2.4 Handelsstrategie

Aktives Trading ist der Akt des Kaufs und Verkaufs der Wertpapiere basierend auf kurzfristigen Schwankungen zum Profitieren von den Preisbewegungen. Die Denkweise in Bezug auf aktives Trading unterscheidet sich von langfristigem Handel bzw. Kaufen-und-Verkaufen-Strategie. Aktive Händler konzentrieren sich auf hochliquiden Wertpapiere, und glauben, dass kurzfristige Schwankungen und Greifen des Markttrends sind die Situationen, wo die Profite erzielt werden. (vgl. investopedia (a)) Wenn die aktive Denkweise mit Methoden von künstlichen Intelligenz kombiniert wird, um ein Aktienhandelssystem zu bauen, verteilt der Händler das Portfolio Anhand vom ausgesendeten Signal des Systems. Die ausgedachten Strategien angelehnt an das ausgesendete Signal und seine Stärke kann man in 2 Kategorien einordnen.

1. Wichtigkeit der Signalstärke beim Kauf und Verkauf
  - a) Kauf und Verkauf beide Anhand von Signalstärke (vielfache Kauf und Verkauf)
  - b) Kauf Anhand von Signalstärke, aber Verkauf einmalig (vielfacher Kauf und Einzelverkauf)
2. Ganzheitliche Kauf und Verkauf (Einzelkauf und Einzelverkauf)

## 2.5 Anwendung von Metaheuristik zur Optimierung des Models

Die Merkmale der Optimierung des Handelssystems sind völlig unterschiedlich von meist andere Optimierungsprobleme. Genauer gesagt, das Optimierungsproblem ist nicht Konvex, nicht linear, Stochastik, und es kann integrale Werte, float oder enum als Parameter beinhalten. Außerdem sind meiste Optimierer unter der Annahme entworfen, dass die Objectivefunktion schnell zu evaluieren ist, welcher beim Algorithmen des Aktienhandelssystems nicht zu trifft, wobei mehrere Monate oder sogar Jahre der finanziellen Daten durchgerechnet werden sollen. Es gibt auf diesem Grund geringen Anzahl der geeigneten Optimierer (vgl. Lent (2016)), jedoch haben in Folgenden Recherchen die angewandte Optimierungsmethoden zu den erfolgreichen Ergebnissen geführt:

- bayessche Optimierung von Lent (2016)
- multikriterielle Partikelschwarmoptimierung von Briza und Jr. (2011)
- Evolutionärer Algorithmus von Subramanian u. a. (2006)

## 2.6 Bewertung des vorgeschlagenen Algorithmus

Jede Optimierungsmethode (wie Metaheuristik) braucht eine Funktion, so genannte objektiv-Funktion oder Fitness-Funktion, zur Quantifizierung, wie nahe die gegebene Lösung sich von dem Ziel befindet.

in Quantopian werden verschiedene Kriterien zur Bewertung der Leistung der Algorithmen angewendet. Sie sind im Folgenden basierend auf Quantopian (a) und Quantopian (d) zusammengefasst beschrieben worden.

Leistung des Algorithmus muss **geringe Korrelation** im Vergleich zur generellen Marktleistung haben. Die Korrelation wird als ein Kriterium so genannte „beta-to-SPY“ gerechnet. Es muss zwischen 0.3 und -0.3 sein.

Der Algorithmus muss **eingezäunt** (*auf eng. **hedged***) in Bezug auf Markt sein, und soll gleichzeitig die beiden long- und Short-Positionen besetzen. Hedged-Strategien verringern das Marktrisiko und Korrelation-Risiko in Beziehung mit Positionen.

Die Algorithmen muss **positiver Ertrag** haben, und muss die Handelssignals in beiden Livehandel und Testverfahren aussenden.

Sobald diese Filter eingesetzt werden, werden die Algorithmen der Teilnehmer gegen die Kriterien, die in Folge genannt worden sind, eingestuft.

**Sharpe-Ratio:** der goldene Standard der Leistungsmetriken. Ein Handelssystem mit höherer Profitabilität wäre gleichzeitig viel riskant. Die Sharpe-Ratio wird so formuliert (vgl. Lent (2016)):

$$SR = \frac{\mu}{\sigma} \tag{2.1}$$

wobei:

- $\pi$  : Ertrag (profit or Verlust) vom einen Handelssystem in der i-te Handlung
- $\mu$  : der Durchschnitt aller Erträge von  $\pi$
- $\sigma$  : die standardabweichung aller Erträge von  $\pi$

**annualisierte Schwankungsanfälligkeit** ( *auf eng. **Annualized volatility*** ) : je geringer desto besser

**annualisierte Ertrag:** der Algorithmus muss gut verdienen.

**Maximum Drawdown:** Maximum Drawdown (MDD) hindeutet den maximalen Verlust von einem Gipfel bis einem Tiefpunkt des Portfolios, bevor ein neuer Gipfel vor kommt. Bei Minimierung von MDD kann der Algorithmus besser leisten.

**Stabilität des Ertrags:** Es aufweist, wie regelmäßig ein Algorithmus im Laufe der Zeit Gewinn macht. Mathematisch bemisst sich nach der R-Quadrate der linearen Regressionslinie, die durch die Algorithmus-Eigenkapitalkurve basierend auf Log>Returns gezogen wird.

**Sortino Ratio:** Jährliche Rückgabe / Standardabweichung der negativen Renditen. Das Sortino Ratio ist ein Maßstab für den risikobereinigten Gewinn einer Geldanlage. Es ist eine Modifikation des Sharpe Ratio. Während das Sharpe Ratio die übliche Volatilität der Geldanlage berücksichtigt, berücksichtigt das Sortino Ratio nur die Volatilität, die von abwärtsgerichteten Bewegungen erzeugt wird.

**Beta-to-SPY:** Es hindeutet, wie der Algorithmus in Bezug auf Schwankungen der Werte von SPY verbunden ist.

## 3 Umsetzung des Handelssystems

### 3.1 Bildung des Optimierungsmodells

jeder mit dem **Handelsregel** und den **Parameter** verbundene **Indikator** erzeugt ein Signal. In Bezug auf ausgeliefertes Signal weist der Indikator entweder einen Befehl zum Besitz einer positiven Menge von der Aktie nämlich Kaufbefehl (*auf engl. go long*) oder einen Befehl zum Verkauf bzw. Leerverkauf (*auf eng. go short*) auf. das ausgelieferte Signal des  $i$ ten Indikators wird mit  $S_i$  bezeichnet, das die Werte von 1, und 0, sowie -1 annehmen kann.  $S_i$  hat den Wert von 1, wenn der Indikator in long-Position, bzw. -1, wenn in short-Position ist. weist der Indikator ein Signal für Halten eines Wertpapiers auf, ist  $S_i$  gleich null. außerdem wird zwei Gewicht-Vektoren  $\vec{w}_i$  an der Menge der technischen Indikatoren so angeschlossen, dass summe aller Gewichte gleich 1 ist. Mit Hilfe der Trendintensitätsindikator wird festgestellt, ob sich der Kursverlauf in einem Trend oder trendlosen Zustand befindet. In den Fälle eines Trends wird Gewicht-Vektor bezüglich des Trends, andernfalls des Non-Trends verwendet.

$$\text{Menge der Indikatoren} = [1, \dots, n] \quad (3.1)$$

$$S_i = \begin{cases} 1 & \text{long-Position} \\ 0 & \text{Halten der Aktie} \\ -1 & \text{short-Position} \end{cases} \quad i = [1, \dots, n] \quad (3.2)$$

zwei Mengen von normalisierten Gewichten verbunden mit Indikatoren:

$$\begin{aligned} \vec{W}_1 &= \text{Menge der Gewichte im Fall eines Trends} = [w_1, \dots, w_n] \\ \vec{W}_2 &= \text{Menge der Gewichte im Fall eines Zyklus} = [w_1, \dots, w_n] \\ w_i &\in [0, 1) \\ \forall \vec{W}_i : \quad \sum_i w_i &= 1 \end{aligned} \quad (3.3)$$

Es ist zu beachten, dass es nach der Literatur in der Regel keine gewisse Abtrennung zwischen Trendfolgeindikatoren und Oszillatoren gibt. Das heißt, können manche Indikatoren möglicherweise sowohl im Fall eines Trends als auch eines Zyklus passendes Signal über künftigen Kursverlauf der Aktien erzeugen, deshalb haben alle Indikatoren Beitrag zu den beiden Mengen der Gewichten. die Bestimmung der Gewichtsstärke

wurde die Metaheuristik-Methode überlassen. das heißt, Einfluss der jeweiligen Indikatoren bzw. Quantität der Gewichte wird von PSO nach Geschichtsdaten optimiert.

Wegen der normalisierten Gewichte ergibt die Lineare Kombination der ausgelieferten Signale multipliziert mit den zugehörigen Gewichten eine Zahl im Intervall zwischen -1 und 1. diese Zahl wird “Der gewichtete Entscheidungswert” genannt, und mit  $E$  bezeichnet.

$$E = \sum_i \vec{S}_{ij} w_i \quad -1 \leq E \leq 1 \quad (3.4)$$

$S_{ij}$  : das ausgeliefertes Signal des  $i$ ten Indikators im  $j$ ten Handel

auf dieser Ebene werden dem Model zwei zusätzliche Variablen als Kaufsschranke und Verkaufsschranke hinzugefügt, die mit  $DB$  und  $DS$  bezeichnet werden. falls Der gewichtete Entscheidungswert größer gleich als die Schranke  $DB$  ist, wird Kaufbefehl erteilt. im Gegensatz, wenn  $E$  einen Wert kleiner gleich als  $DS$  annimmt, entscheidet das System über den Verkauf.

$$FinalSignal = \begin{cases} 1 & \text{falls } E_j \geq DB \\ 0 & \text{falls } DS \leq E_j \leq DB \\ -1 & \text{falls } DS \geq E_j \end{cases} \quad (3.5)$$

$E_j$  : Der gewichtete Entscheidungswert im  $j$ ten Handel

$FinalSignal$ : Entscheidung im  $j$ ten Handel

Optimierung der Gewicht-Variablen plus zwei Kauf- bzw. Verkaufsschranken ist Ziel des Models, sodass die Objektiv-Funktion maximiert wird. Der durchschnitt der täglichen Sharpe-Ratio ist als Objektiv-Funktion ausgewählt worden.

$$SR = \frac{\mu}{\sigma} \quad (3.6)$$

Bei dieser Gleichung bezeichnet  $\mu$  den durchschnittlichen Gewinn und  $\sigma$  die Standardabweichung des Gewinns im Zeitraum der Vergangenheitsdaten. Je höher der Wert der Sharpe-Ratio, desto besser ist die Wertentwicklung der untersuchten Geldanlage in Bezug auf das eingegangene Risiko.

Basierend auf was bisher erklärt wurde, wird das Model wie folgendes zusammenge-

fasst:

$$\underset{f}{\text{Max}} \quad \text{mean}(\text{Sharpe Ratio}(f))$$

subject to:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n w_i &= 1 \\ 0 &\leq DB \leq 1 \\ -1 &\leq DS \leq 0 \end{aligned} \tag{3.7}$$

## 3.2 Quantifizierung der Trendintensität

Identifizierung des Trends und Handeln in dessen Richtung gilt als Grundregel des professionellen Tradings. Da Zyklusanalyseindikatoren (Oszillatoren) in der Regel nur in Trendlosen Kursen, und Trendfolgeindikatoren in Trendmärkten richtiges Signal ausliefern können, muss zunächst einmal festgelegt werden, ob sich der Kursverlauf in einem Trend oder Trendlos Zustand befindet. dies kann man mithilfe der Trendintensitätsindikatoren ermitteln. Diese liefern keine Kauf- bzw. Verkaufssignale sondern zeigen lediglich an, wie stark der Trend ist. Auf Basis dieser Auswertung wird entschieden, ob Zyklusanalyseindikatoren (bei trendloser Situation) oder Trendfolgeindikatoren (wenn ein Trend vorherrscht) in dem Handelssystem stärker gewichtet werden müssen.

### 3.2.1 Average Directional Index (ADX)

Der ADX (Average Directional Movement Index) wird häufig zur Rechnung der Stärke eines Trends angewendet. Er bestimmt aber nicht die Richtung des Trends. Der ADX (Average Directional Movement Index) ist die geglättete Variante des DMI (Directional Movement Index). Je höher der ADX-Wert lautet, um so trendintensiver ist eine Kursbewegung. somit wird der ADX-Wert so interpretiert:

$$\begin{cases} ADX \geq 30 & \text{es gibt ein starkes Trend} \\ \text{anderenfalls} & \text{es gibt entweder keine trendgerichtete Bewegung oder keine Daten vorhanden} \end{cases} \tag{3.8}$$

Da ein Markt, der sich im Trend befindet, überkaufte und überverkaufte Zustände nicht korrigiert, sondern sich gemäß dem Trend in die gleiche Richtung weiterbewegt, liefern Zyklusanalyseindikatoren hier viel zu früh Einstiegs- bzw. Ausstiegssignale. Das Fall des Mangels an Daten (*auf engl. not a number NaN*) wurde mit trendlosen Zuständen zusammen geordnet. damit wird im Fall der Annahme einer Position wegen Frühen Ein- bzw. Ausstieg keinen großen Verlust verursacht.

### 3.3 Interpretation und Parameter der technischen Indikatoren

In dieser Recherche wurde 10 berühmteste Indikatoren betrachtet. Ein Trendsintensitätsindikator nämlich ADX, der keinen Handelssignal erzeugt, und 9 Oszillatoren sowie Trendfolgeindikatoren, mit denen nach ihren Parameter und Interpretationen Handelssignale gewonnen werden.

#### 3.3.1 Moving Average Convergence Divergence (MACD)

Tabelle 3.1: die Parameter vom MACD

Benötigte Kurs	Zeitraum vom langen EGGD	Zeitraum vom kurzen EGGD	Trigger
Schlusskurs	26 Tage	12 Tage	9 Tage

\* EGGD: exponentiell gewichteter gleitender Durchschnitt

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. } 1 & \text{falls } MACD_{t-1} \leq Trigger_{t-1} \text{ and } MACD_t \geq Trigger_t \\ \text{Verkaufssignal bzw. } -1 & \text{falls } MACD_{t-1} \geq Trigger_{t-1} \text{ and } MACD_t \leq Trigger_t \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.9)$$

#### 3.3.2 Index der relativen Stärke (RSI)

Tabelle 3.2: die Parameter vom RSI

Benötigte Kurs	Fenster Länge
Schlusskurs	15 Tage

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. } 1 & \text{falls } RSI_t \leq 30 \text{ (Überverkauft)} \\ \text{Verkaufssignal bzw. } -1 & \text{falls } RSI_t \geq 70 \text{ (Überkauft)} \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.10)$$



### 3.3.3 exponentiell gewichteter gleitender Durchschnitt (EGGD)

Tabelle 3.3: die Parameter vom EGGD

Benötigte Kurs	Fenster Länge	Spannweite
Schlusskurs	38 Tage	7

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. 1} & \text{falls } EGGD_{t-1} \geq \text{Schlusskurs}_{t-1} \text{ and } EGGD_t \leq \text{Schlusskurs}_t \\ \text{Verkaufssignal bzw. -1} & \text{falls } EGGD_{t-1} \leq \text{Schlusskurs}_{t-1} \text{ and } EGGD_t \geq \text{Schlusskurs}_t \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.11)$$

### 3.3.4 Commodity channel Index (CCI)

Tabelle 3.4: die Parameter vom CCI

Benötigte Kurse	Fenster Länge
Schlusskurs, Höchstkurs, Tiefstkurs	14 Tage

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. 1} & \text{falls } CCI_{t-1} \leq -100 \text{ and } CCI_t \geq -100 \\ \text{Verkaufssignal bzw. -1} & \text{falls } CCI_{t-1} \geq +100 \text{ and } CCI_t \leq +100 \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.12)$$

### 3.3.5 Bollinger Band Oszillator

Tabelle 3.5: die Parameter vom Bollinger Bands

Benötigte Kurs	Fenster Länge	K
Schlusskurs	20 Tage	2

\* K: Die Anzahl der Standardabweichungen, die addiert oder subtrahiert werden müssen, um die oberen und unteren Bänder zu erstellen.

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. 1} & \text{falls } \text{unteresBand}_{t-1} \geq \text{Schlusskurs}_{t-1} \text{ and } \\ & \text{unteresBand}_t \leq \text{Schlusskurs}_t \\ \text{Verkaufssignal bzw. -1} & \text{falls } \text{oberesBand}_{t-1} \leq \text{Schlusskurs}_{t-1} \text{ and } \\ & \text{oberesBand}_t \geq \text{Schlusskurs}_t \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.13)$$

### 3.3.6 Stochastik Oszillator (STO)

Tabelle 3.6: die Parameter vom STO

Benötigte Kurse	Fenster Länge
Schlusskurs, Höchstkurs, Tiefstkurs	5 Tage

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. } 1 & \text{falls } STO_{t-1} \geq 20 \text{ and } STO_t \leq 20 \\ \text{Verkaufssignal bzw. } -1 & \text{falls } STO_{t-1} \leq 80 \text{ and } STO_t \geq 80 \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.14)$$

### 3.3.7 Momentum (MOM)

Tabelle 3.7: die Parameter vom Momentum

Benötigte Kurs	Fenster Länge
Schlusskurs	20 Tage

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. } 1 & \text{falls } MOM_{t-1} \leq 100 \text{ and } MOM_t \geq 100 \\ \text{Verkaufssignal bzw. } -1 & \text{falls } MOM_{t-1} \geq 100 \text{ and } MOM_t \leq 100 \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.15)$$

### 3.3.8 CHAIKIN Oscillator (CHA)

Tabelle 3.8: die Parameter vom CHA

Benötigte Kurse	Fenster Länge
Schlusskurs, Höchstkurs, Tiefstkurs, Volumen (Stückumsatz)	14 Tage

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. } 1 & \text{falls } CHA_{t-1} \leq 0 \text{ and } CHA_t \geq 0 \\ \text{Verkaufssignal bzw. } -1 & \text{falls } CHA_{t-1} \geq 0 \text{ and } CHA_t \leq 0 \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.16)$$

### 3.3.9 Money Flow Index (MFI)

Tabelle 3.9: die Parameter vom MFI

Benötigte Kurse	Fenster Länge
Schlusskurs, Höchstkurs, Tiefstkurs, Volumen (Stückumsatz)	14 Tage

$$\begin{cases} \text{Kaufssignal bzw. } 1 & \text{falls } MFI_t \leq 20 \\ \text{Verkaufssignal bzw. } -1 & \text{falls } MFI_t \geq 80 \\ 0 & \text{andernfalls} \end{cases} \quad (3.17)$$

## 3.4 Handelsstrategie

es ist eine entscheidende Frage, und kann die Berechnung der Zielfunktion erheblich beeinflussen, und nämlich, wie viel Prozent der Kapitalbasis oder des Barbetrags vom Portfolio nach dem Auswahl der Kauf-Kandidaten beteiligt werden muss, oder auf der anderen Seite, wie viele Aktien von der vorhandenen Position verkauft, oder im Fall des Bestandsmangels leerverkauft werden müssen.

wie im Kapitel 2.4 genannt wurde, können Kauf- und Verkaufsbefehl beide Anhand der Signalstärke so ausgeführt werden, dass das beteiligte Prozent vom Portfolio proportional zu Signalstärke bestimmt wird.

Hat der gewichtete Entscheidungswert im  $j$ ten Handel  $E_j$  einen positiven Wert in Bezug auf einen besonderen Wertpapier beispielsweise 0.04, heißt es, dass das System nur 4 Prozent proportional zum Summe aller Gewichte vom Portfolio zum Kauf des Wertpapiers ausgibt. Das System wurde so eingestellt, dass es jeden Tag mit 50% des Portfoliowertes die long-Positionen und mit dem 50% Rest die Short-Positionen einnimmt. somit wird jeden Tag gesamter Portfoliowert proportional zu dem Gewichtsvektor zwischen long- sowie short-Positionen verteilt.

### 3.4.1 Bestellmethode (*order\_target\_percentage()*)

Diese Methode Ordnet eine Position nach einem Zielwert proportional zum aktuellen Portfoliowert an. Wenn schon keine Position vorhanden ist, wird ein Aktienbestellung für den gesamten Zielprozentsatz aufgegeben. Wenn aber eine Position für die gezielte Aktie vorhanden ist, wird ein Auftrag für die Differenz zwischen dem Zielprozentsatz und dem aktuellen Prozentsatz erteilt. Wenn eine negative Zielprozentsatz zur Bestellung der Aktie eingegeben wird, ergibt sich eine Short-Position, die dem negativen Zielprozentsatz entspricht. Der Portfoliowert wird als Summe der Positionswerte und dem Kassenbilanz am Ende des Tages (*auf engl. ending cash balance*) berechnet.

---

**Algorithmus 1:** Berechnung der Zielgewichte

---

```

for alle Aktien  $i$  do
    if das FinalSignal liefert ein Handelsbefehl aus bzw.  $FinalSignal_i \neq 0$ 
        then
            |  $Zielgewicht_i = absolute(E_i) * (FinalSignal_i)$ 
        end
    end
     $long\ weights \leftarrow 0$ 
     $short\ weights \leftarrow 0$ 
    foreach Element in Zielgewicht wie  $W_i$  do
        if  $W_i > 0$  then
            |  $long\ weight += W_i$ 
        else
            |  $short\ weight += W_i$ 
        end
    end
     $long\ weights \leftarrow long\ weights / 0.5$ 
     $short\ weights \leftarrow short\ weights / 0.5$ 
    foreach Element in Zielgewicht wie  $W_i$  do
        if  $W_i > 0$  then
            |  $W_i / = long\ weight$ 
        else
            |  $W_i / = short\ weight$ 
        end
    end
end

```

---

### 3.4.2 Überprüfung der Handelbarkeit (*can\_trade()* )

Zur Überprüfung der Handelbarkeit und Aktivität einer Aktie wird die Methode *data.can\_trade()* verwendet. Es gibt „true“ zurück, wenn die Aktie einen bekannten letzten Preis hat, derzeit auf einer unterstützten Börse notiert, und nicht eingeschränkt ist.

### 3.4.3 Schließverfahren jeweiliger Position

Am Ende der Evaluation werden alle vorhandenen Positionen („long“ und „short“) überprüft. Die Positionen, die sich nicht weder in der Kaufliste („long“) noch in der Verkaufsliste („short“) befinden, werden geschlossen. Es wird so interpretiert, dass das System keine Veränderung für Kursverlauf spekuliert hat, dann wird es als Ausstiegssignal bezeichnet.

### 3.5 Zipline

Zipline ist eine auf Python basierende Bibliothek von Quantopian, die zur Entwicklung der Handelsalgorithmen angewendet wird. Es ist ein ereignisgesteuertes System (*auf eng. event-driven*), das den Test und Trading basierend auf Geschichtsdaten unterstützt. Im Folgenden kommt der einfachste Algorithmus in Zipline, der 10 Einheiten von Apple in jeder Iteration bestellt, und ein Leeres Pipeline erzeugt.

---

```
from zipline.api import order, record, symbol
from zipline import run_algorithm
from zipline.pipeline import Pipeline
from zipline.api import attach_pipeline, pipeline_output
import pandas as pd

def make_pipeline():
    print("make_pipe_ran")
    return Pipeline()

def initialize(context):
    my_pipe = make_pipeline()
    attach_pipeline(my_pipe, "my_pipeline")

def handle_data(context, data):
    order(symbol('AAPL'), 10)
    record(AAPL=data.current(symbol('AAPL'), 'price'))

def before_trading_start(context, data):
    print('before trading ran')
    context.output = pipeline_output("my_pipeline")

if __name__ == '__main__':
    START = pd.Timestamp("2015-01-01", tz="EST")
    END = pd.Timestamp("2015-03-03", tz="EST")
    result = run_algorithm(start=START, end=END,
                           initialize=initialize,
                           capital_base=10000,
                           handle_data=handle_data,
                           before_trading_start=before_trading_start,
                           bundle='quantopian-quandl')
    result.to_pickle('Zipline_result')
```

---

### 3.5.1 Pipeline

Viele Algorithmen hängen von Berechnungen ab, die einem bestimmten Muster folgen:

**Erhalte täglich für einige Datenquellen die Daten der letzten N Tage für eine große Anzahl von Assets und wenden Sie eine Reduktionsfunktion an, um einen einzelnen Wert pro Asset zu erzeugen.**

Der Zweck von Pipeline-API ist es, solche Berechnungen einfach zu definieren und auszuführen. (vgl. Quantopian (c))

Pipeline-API wird jeden Tag im Zeitraum des Handels ausgeführt, und erzeugt ein **Pandas-DataFrame**

	ADX	Bollinger Bands	Commodity Channel Index	MACD	Momentum	RSI	Stochastic	latest close
Equity(0 [A])	35.476851	(37.40450073891643, 38.927, 40.44949926108357, ...)	(93.58493141336302, 44.77634065893238)	(-0.012489718067897115, -0.28534835019434945, ...)	(96.92042374969205, 97.33233607579157)	56.552538	(77.25118483412336, 21.999999999999886)	(39.34, 39.04)
Equity(2 [AAL])	13.293500	(46.01113645574334, 50.95908158107562, 55.9070...)	(-78.65033444063461, -108.7549507298126)	(-1.026829415570333, -0.5852556159522148, -1.3...)	(92.73844385372288, 94.03845625784957)	34.019048	(56.774818232029254, 15.510788472830622)	(48.145, 46.53)
Equity(3 [AAMC])	39.989514	(123.26590951427474, 222.34650000000005, 321.4...)	(-26.1827915466467, -26.632713806307276)	(-32.95042682620624, -36.5619894284036, -30.50...)	(62.54083135848332, 57.024331127062545)	28.068211	(100.0, 62.25680933852138)	(195.29, 183.51)
Equity(4 [AAN])	6.142435	(29.081791159946096, 31.2509, 33.4200088400539...)	(52.57068767765474, 21.72551795486086)	(0.4628185545665282, 0.5170520801676388, 0.393...)	(106.02568324003951, 103.76062786134727)	64.489739	(58.05555555555563, 45.000000000000014)	(32.2, 31.73)
Equity(5 [AAOI])	7.943227	(8.29021565163022, 9.104500000000002, 9.918784...)	(153.76836851051044, 178.39715314624232)	(-0.03343161293534358, -0.20423613859539871, 0...)	(94.95548961424333, 101.5463917525773)	71.626298	(89.8148148148147, 96.46017699115036)	(9.6, 9.85)
Equity(6 [AAMN])	2.197311	(20.863701543698824, 22.318000000000005, 23.77...)	(98.44436327535958, 29.467762873215086)	(0.5092888905979223, 0.3815706062902966, 0.444...)	(108.40728631480616, 106.03649976602713)	58.783784	(65.09433962264154, 12.244897959183664)	(23.21, 22.66)
Equity(7 [AAP])	0.682498	(148.87530431943708, 156.43300000000002, 163.9...)	(133.09964581735807, 93.44402714633883)	(1.398229340450058, 0.639373874547474, 1.53040...)	(101.06051154086089, 101.13886616749512)	68.116592	(95.29540481400431, 78.76884422110558)	(162.0, 160.74)
Equity(8 [AAPL])	1.293378	(103.7965098433913, 112.95435107895617, 122.11...)	(79.66869466484025, 75.47966123920594)	(3.265194494151146, 2.4874292782588374, 3.2822...)	(106.59706146308193, 110.01600581680336)	73.036697	(71.46760176944443, 82.91609050157295)	(118.93, 119.72)

Abbildung 3.1: das Pipeline-Output

## 3.6 Partikelschwarmoptimierung (PSO)

Der vorgeschlagene Algorithmus basiert auf „PSO“ (auf eng. *Particle Swarm Optimization*) mit Beschleunigungskoeffizient ( $\varphi$ ) und Trägheitsgewicht ( $\omega$ ). Das Design des Partikels mit Inspiration von „GGA“ wurde so gestaltet, dass jedes Partikel zwei Unterpunkte umfasst, die Gewichtsvektoren im Fall eines Trends oder trendloses Zustands entwickeln. Im Folgenden wurden die Formeln zur Aktualisierung der Position und Geschwindigkeit der Partikel beschrieben.

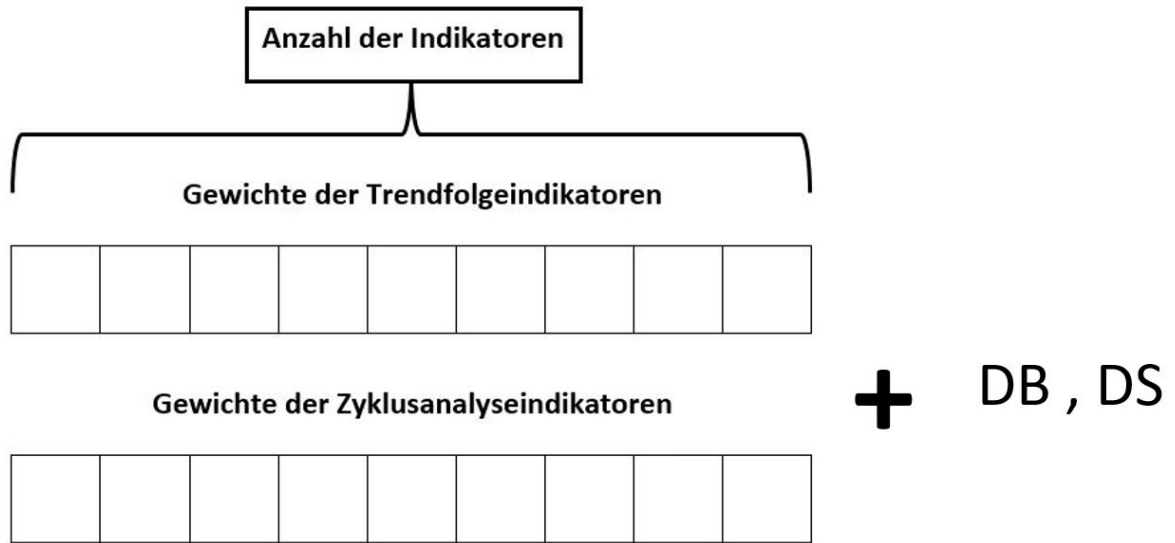


Abbildung 3.2: das Design jedes Partikels

Aktualisierung der Position und Velocity des Partikels:

$$cognitive\ velocity_i \leftarrow \vec{U}(0, \varphi_1) * (postBest_{i-1} - position_{i-1}) \quad (3.18)$$

$$social\ velocity_i \leftarrow \vec{U}(0, \varphi_2) * (globalBest_{i-1} - position_{i-1}) \quad (3.19)$$

$$velocity_i = \omega * velocity_{i-1} + cognitive\ velocity_i + social\ velocity_i \quad (3.20)$$

$$position_i = position_{i-1} + velocity_i \quad (3.21)$$

Anmerkungen:

$\vec{U}(0, \varphi_i)$  stellt einen Vektor von Zufallszahlen der Gleichverteilung in  $[0, \varphi_i)$  dar, der bei jeder Iteration und für jedes Partikel zufällig erzeugt wird.

$\omega$  heißt Trägheitsgewicht (*auf eng. inertia weight*)

die Parameter des Algorithmus ( $\varphi, \omega$ ) wurden nach der Erfahrungsregel eingestellt:

Tabelle 3.10: die Parameter vom PSO

Trägheitsgewicht ( $\omega$ )	Beschleunigungs- koeffizient ( $\varphi_1$ )	Beschleunigungs- koeffizient ( $\varphi_2$ )
0.5	1	1

---

**Algorithmus 2:** Partikelschwarmoptimierung (PSO)

---

```

for schwarmgröße i do
    | instanziere ein Partikel
    | initialisiere die Position des Partikels
end
 $IterationNummer \leftarrow 0$ 
while  $IterationNummer < maximale\ Iteration$  do
    | evaluiere den Schwarm
    if aktuelle Fitness besser als postBest then
        | aktualisiere Position und Fitness von postBest
    end
    if aktuelle Fitness besser als globalBest then
        | aktualisiere Position und Fitness von globalBest
    end
    for Schwarmgröße i do
        | aktualisiere Velocity des Partikels i
        | aktualisiere Position des Partikels i
    end
     $IterationNummer \leftarrow IterationNummer + 1$ 
end

```

---

### 3.7 Handelsalgorithmus basierend auf „zipline“

Handelsalgorithmus ist dafür zuständig, basierend auf Geschichtsdaten der Aktienkurse, und nämlich Eröffnungskurs sowie Höchstkurs, Tiefstkurs, Schlusskurs und Volumen (Stückumsatz), die Ausgewählte Indikatoren zu berechnen, und dann deren Ausgabewert zu evaluieren, bezüglich ihres Ergebnisses Kauf- bzw. Verkaufssignale auszuliefern, und in Bezug auf die Menge der ausgewählten Aktien die Bestellgewichte zu erzeugen, und dann Bestellaufträge gemäß ihrer Gewichte zu verwalten, und am Ende des Handelstages die Leistung des Handelssystems zu berechnen. es funktioniert tatsächlich als Fitness-Funktion der Metaheuristik-Methode.



---

**Algorithmus 3:** Handelsalgorithmus

---

*Start*  $\leftarrow$  Anfangsdatum des Handels

*Ende*  $\leftarrow$  Endatum des Handels

*Kapitalbasis*  $\leftarrow$  Erstinvestition eines Anlegers in seinem Portfolio

**for** *jeden Tag zwischen Start und Ende* **do**

    führe die „before trading start“ Methode aus:

        erzeuge Pipeline für vorhandene Aktien

        berechne die Indikatoren bezüglich der Aktienkurse

        evaluiere die Ausgabewerte der Indikatoren in Bezug darauf,

        ob der Kurs im Trend verläuft

        erzeuge Kauf- Verkaufssignalmenge sowie Gewichtsmenge

        führe die „schedule function“ aus:

        bestelle eine Stunde nach dem Marktöffnung die ausgewählten Aktien

        erstelle den Resultatsbericht des Handelstages

**end**

---

## 4 Ergebnisse

### 4.1 Konvergenzgeschwindigkeit

Die Metaheuristik-Methode nämlich PSO (*auf eng. Particle swarm optimization*) hat gute Leistung geliefert. Aus dem Diagramm lässt sich entnehmen, dass die PSO nach den ungefähr 10 Iterationen konvergiert ist. Die Y-Achse zeigt die global beste Lösung in jeweiliger Iteration. Es ist auch zu achten, dass bei jeder Iteration 10 Partikeln durchgerechnet worden sind, weil die Schwarmgröße (Anzahl der Partikeln) auf 10 eingestellt wurde. Die Qualität der Lösung wird auch in den Folgenden ermittelt.

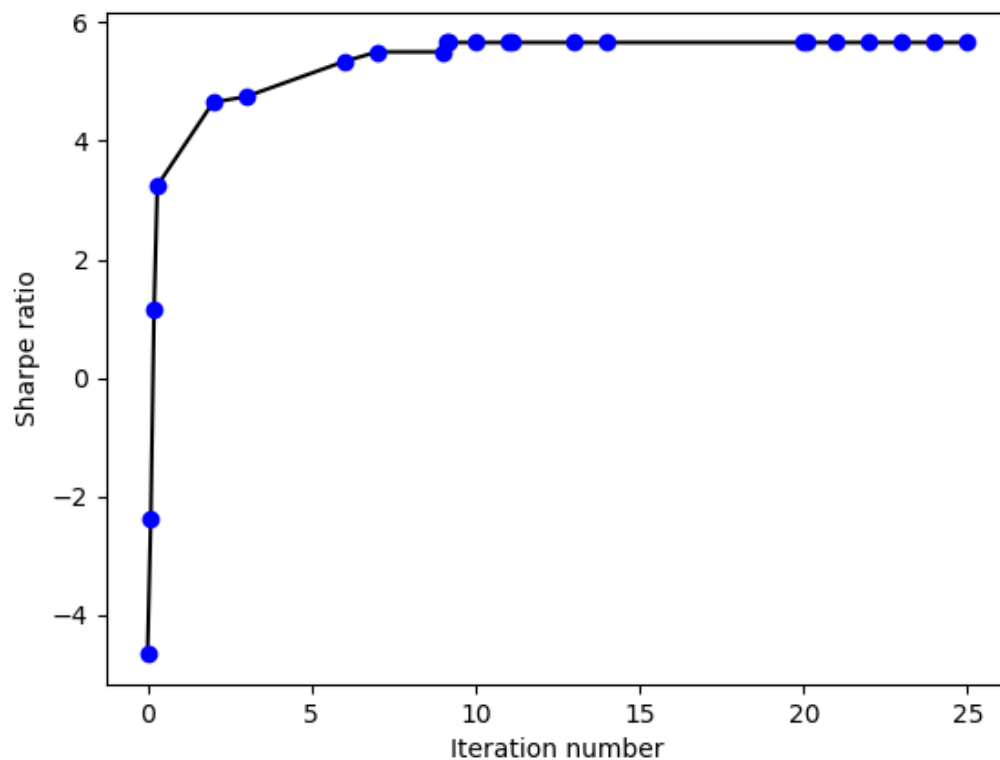


Abbildung 4.1: Konvergenzgeschwindigkeit

## 4.2 intensität der Indikatoren

Die Intensität der Indikatoren bei der besten Lösung im Fall des Trends oder des trendlosen Zustands ist aus dem Diagramm zu bestimmen. Obwohl manche Indikatoren wie der MACD (*auf eng. Moving Average Convergence Divergence*) oder der CCI (*auf eng. Commodity Channel Index*) und das stochastische Oszillator im Fall des Trends passendes Signal über künftigen Kursverlauf erzeugen können, die anderen wie EWMA (*auf eng. Exponentiell weighted Moving Average*) oder die Bollinger Bands und RSI (*auf eng. Relative Strength Index*) beim Zyklus besser wirken können. Aus der Literatur lässt sich entnehmen, dass Trendfolgeindikatoren Trends aufzeigen, während Oszillatoren Überkauft- Überverkauft-Zustände anzeigen sollen. Es wurde hier festgestellt, dass diese Annahme nicht immer zu treffen ist. Zwar Der EWMA-Indikator beispielsweise in Kategorie der Trendfolgeindikatoren eingeordnet wurde, und CCI und Stochastik als Oszillator bezeichnet wurden, haben sie aber hier gegenüberliegende Funktionalität gezeigt.

Es lässt sich auch feststellen, warum das Momentum-Oszillator ein goldener Indikator und Ursprung vieler Indikatoren ist.

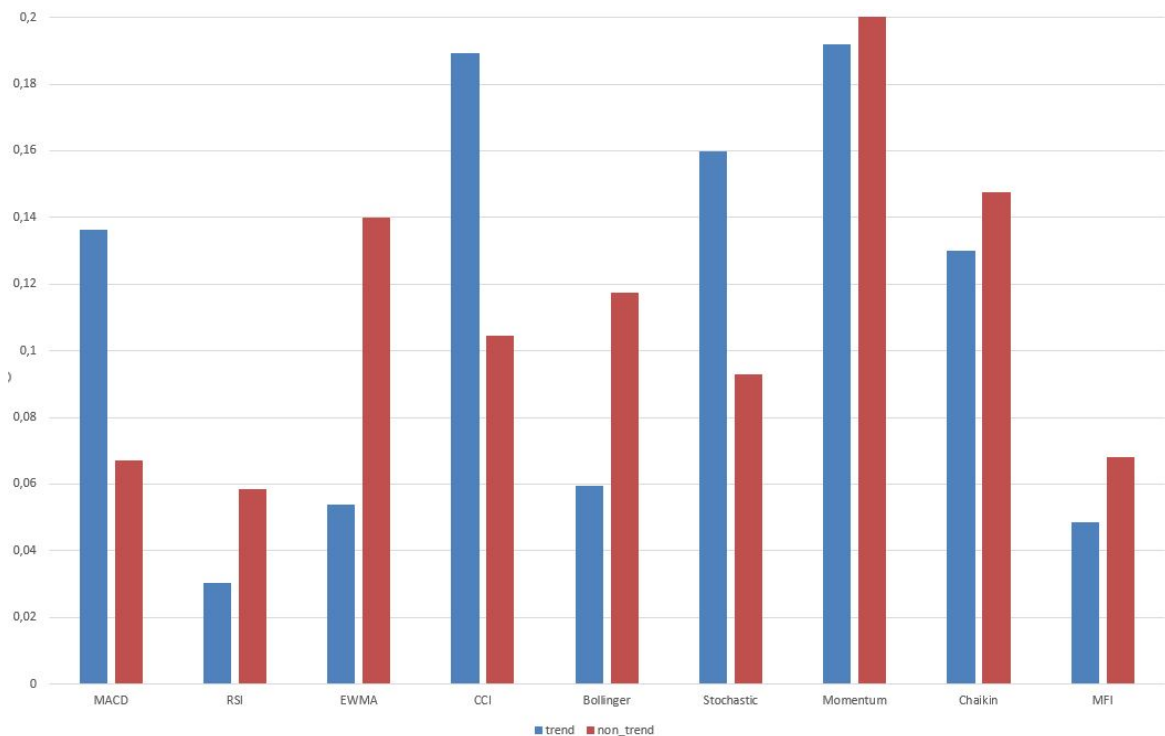


Abbildung 4.2: Intensität der Indikatoren

### 4.3 Ermittlung der Lösungsqualität

Die Pipeline-API stellt die Aktienkurse für über 2000 Aktien pro Tag zur Verfügung. Das vorgeschlagene Handelssystem evaluiert die Daten, und wählt nur eine kleine Menge von besonderen Aktien aus, welche dessen Filter durchpassen können. Im Endeffekt verfügt das System über positive Rendite des Portfolios. In Folgenden wird die Gewinne des Systems mit dem Benchmarkingsystem verglichen. Das Benchmarking wurde so definiert:

#### Kauf und Beitz von SPY im Zeitraum des Handels

##### 4.3.1 SPDR S&P 500 Trust ETF (SPY)

Der erste und größte börsennotierte Fonds (*auf eng. stocksexchange-traded fund(ETF)*), der S&P 500-Fonds (SPDR oder „Spider“ oder „SPY“), begann 1993 zu handeln.(vgl. Hasbrouck (2003))

Jeder ETF Aktie ist ein Anspruch auf einen Trust, der einen bestimmten Pool von Assets enthält. Der SPDR Trust beispielsweise hält die Aktien im S&P 500. Der S&P 500 Aktienindex repräsentiert den Marktwert aller herausragenden Stammaktien von 500 ausgewählten Unternehmen. Die Gruppe besteht aus vierhundert Industrieunternehmen, vierzig Finanzinstituten, vierzig Versorgungsunternehmen und zwanzig Transportunternehmen. obwohl alle Aktien nicht an der NYSE (*auf eng. The New York Stock Exchange*) gehandelt werden, entspricht der kumulative Marktwert ungefähr achtzig Prozent des Gesamtwerts der an NYSE notierten Aktien. Der Index ändert sich, wenn sich der Preis (und damit der kumulative Marktwert) einer zugrundeliegenden Aktie ändert.(vgl. Kawaller u. a. (1987))

ETF Aktien werden geschaffen, wenn ein autorisiertes Finanzinstitut so genannte „AP“(*auf eng. authorized participant*) ein Wertpapierportfolio zusammenstellt und dafür ETF-Aktien erhält, Die an andere Investoren verkauft werden können. Der Markt für ETF-Aktien funktioniert wie der Markt für Aktien einer Stammaktie.(vgl. Poterba und Shoven (2002))

##### 4.3.2 die tägliche Portfoliorendite und Volatilität im Vergleich zum Benchmarking

In den Folgenden wurden die tägliche Gewinne des Handelssystems und die Volatilität der Rendite im Vergleich zum Benchmarking abgebildet. es ist zu achten, dass mit der Anwendung der Sharpe-Ratio als objektivfunktion wurde die Rendite maximiert und die Volatilität minimiert. Das System wurde Anhand der Geschichtsdaten im Zeitraum von Februar und März 2015 trainiert, und dann am April getestet.

## 4 Ergebnisse

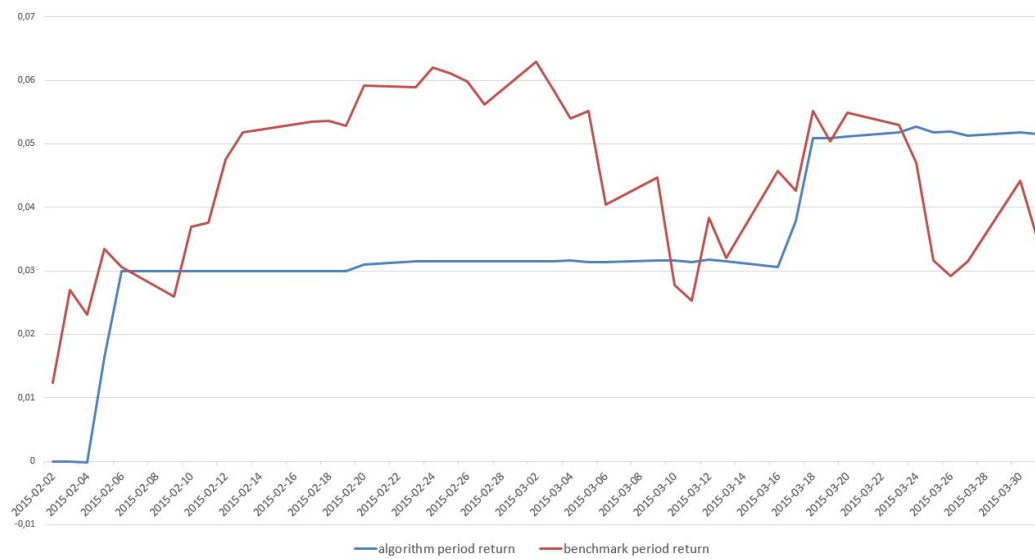


Abbildung 4.3: die tägliche Portfoliorendite im Vergleich zum Benchmarking (Train-phase)

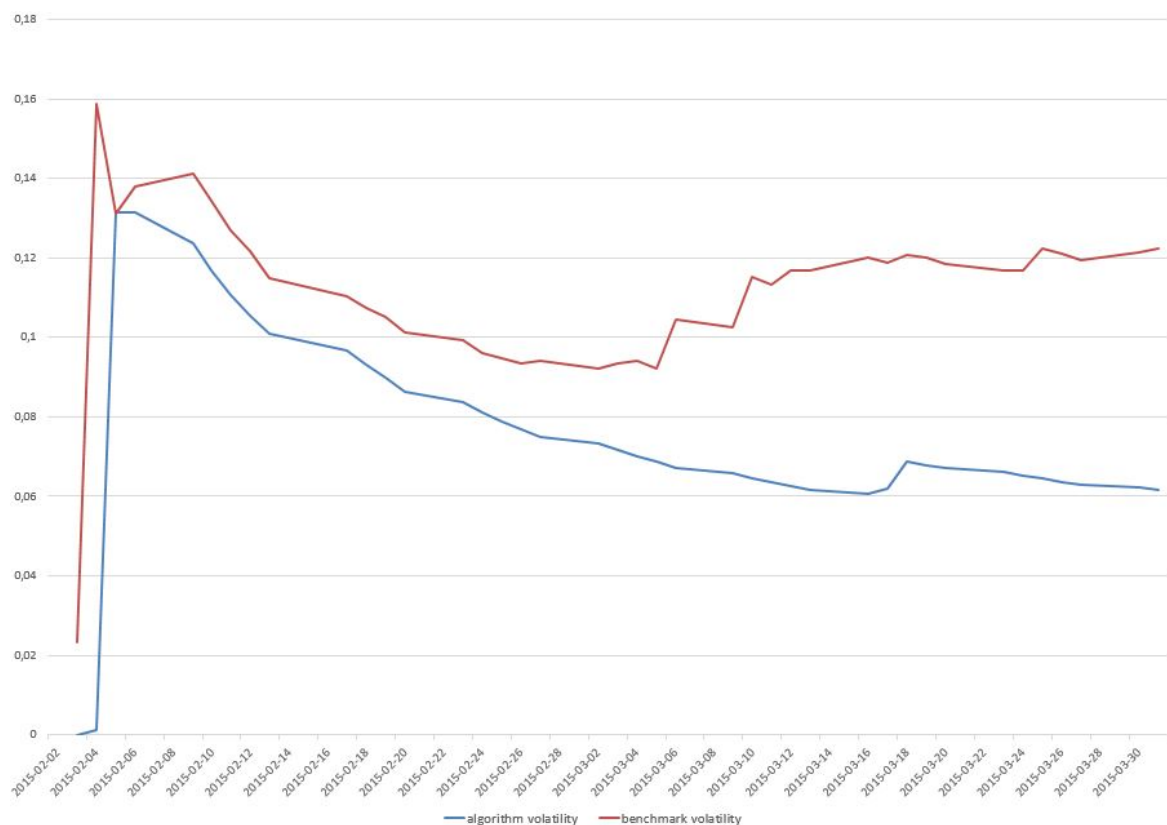


Abbildung 4.4: die tägliche Volatilität im Vergleich zum Benchmarking (Train-phase)

## 4 Ergebnisse



Abbildung 4.5: die tägliche Portfoliorendite im Vergleich zum Benchmarking (Testphase)

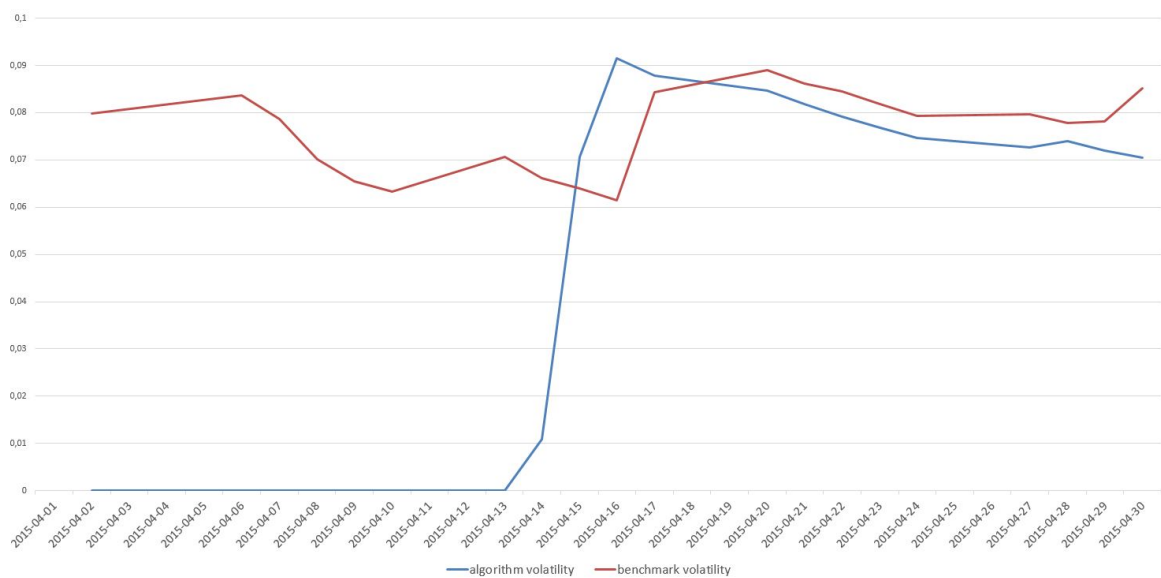


Abbildung 4.6: die tägliche Volatilität im Vergleich zum Benchmarking (Testphase)

## 4.4 Empfindlichkeit gegen geringe Modifizierungen

Wie schon vorher im Kapitel 3.4 beschrieben wurde, setzt das Handelssystem 50% seines Portfoliowertes in long-positionen und den 50% Rest in short-Positionen ein. wenn aber das System eines Tages nur Short- bzw. long-Positionen vorhat, wird nur die Hälfte des vorhandenen Kapitals beteiligt. Das Problem wurde so behoben, dass das Barkapital nur Im Fall der Einnahme der beiden Positionen halbiert wird. Diese geringe Modifikation hat erheblich die Leistung des Systems beeinflusst. Im Folgenden wird es durch verschiedene Diagrammen verdeutlicht. Die Konvergenzgeschwindigkeit der Metaheuristikmethode ist relativ langsamer geworden.

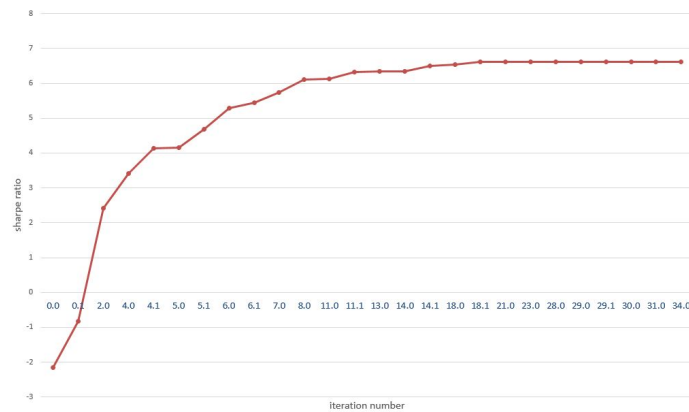


Abbildung 4.7: Konvergenzgeschwindigkeit nach der Modifikation

die Kombination der Intensität der Indikatoren ist verändert worden.

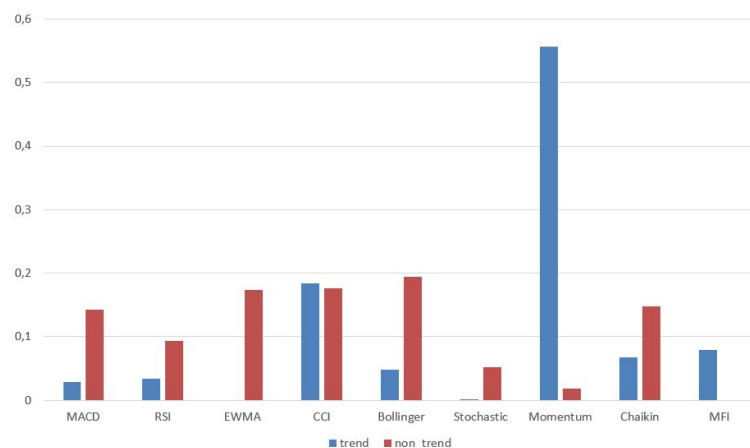


Abbildung 4.8: Intensität der Indikatoren

## 4 Ergebnisse

Die Portfoliosrendite und die Volatilität in der Train-phase ist noch positive und im Vergleich zum Benchmarking gut.

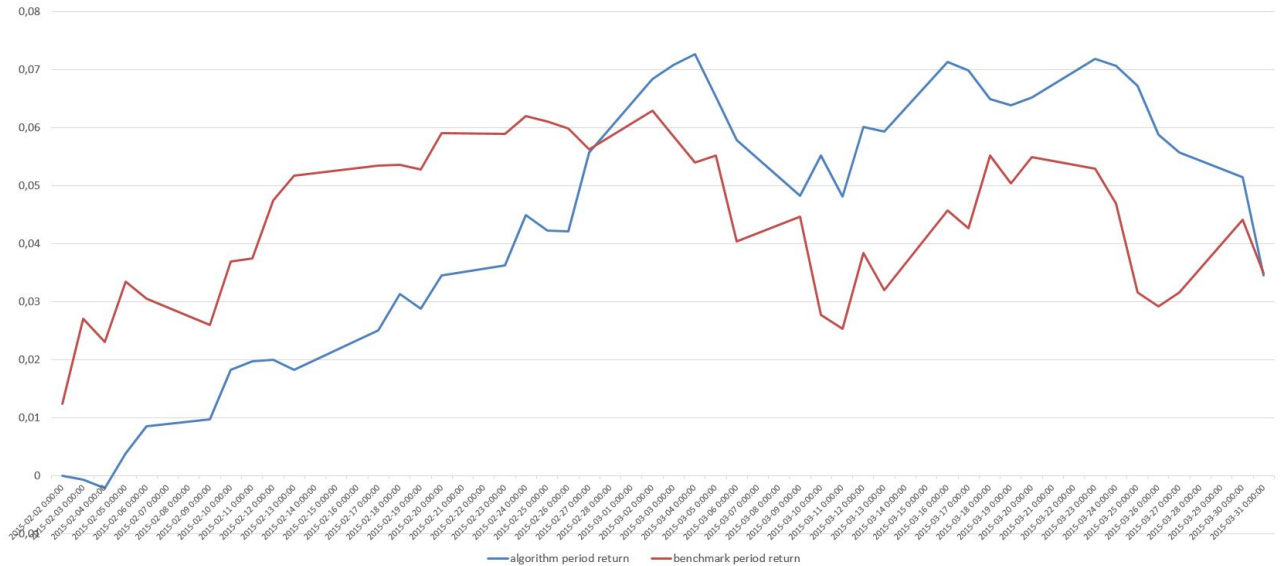


Abbildung 4.9: die tägliche Portfoliorendite im Vergleich zum Benchmarking (Train-phase)

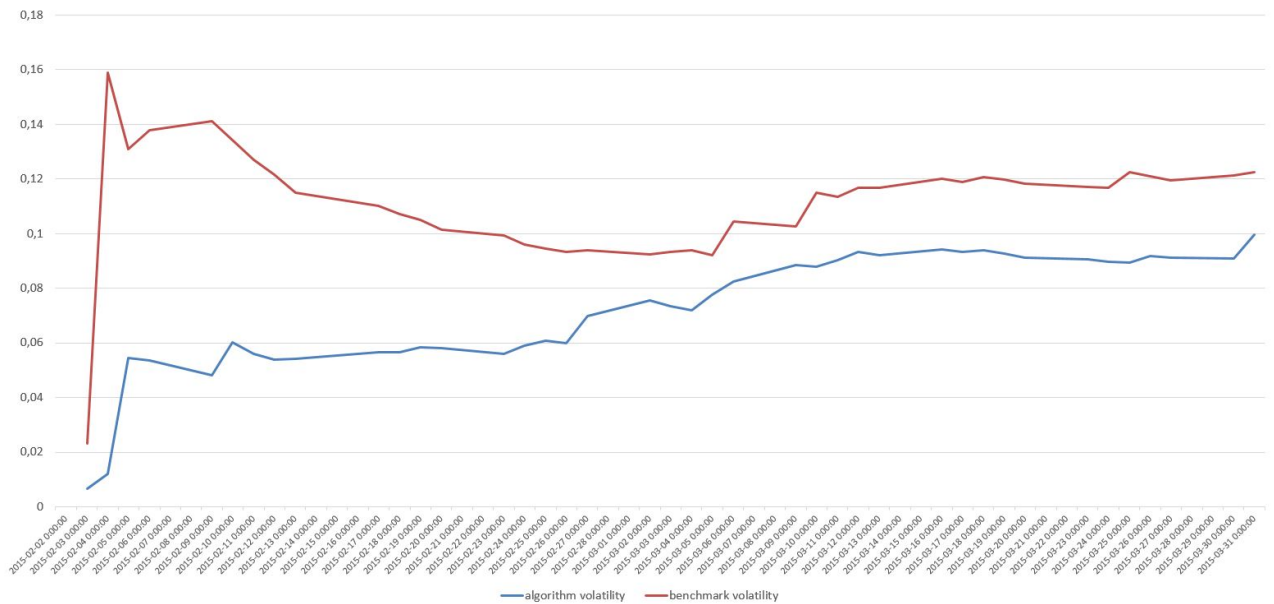


Abbildung 4.10: die tägliche Volatilität im Vergleich zum Benchmarking (Train-phase)

Aber leider hat das modifizierte Handelssystem in Testphase insgesamt negative



Gewinne, obwohl es in dem ersten Kursablauf positive Rendite geliefert hat.



Abbildung 4.11: die tägliche Portfoliorendite im Vergleich zum Benchmarking (Test-phase)

### 4.4.1 Vergleich der Strategien des Handelssystems

Der große Unterschied der Systemleistung zwischen den beiden Fällen steckt darin, wie viele Position innerhalb des Handelszeitraum vom System besetzt wurde. Genauer gesagt, wie eng der Filter zur Auswahl einer Aktie eingesetzt wurde. Die folgenden Diagrammen zeigen die Anzahl der eingenommenen Positionen in der Train-Phase. Das System vor der Modifikation war sehr aufmerksam auf die Auswahl der Aktien. Anzahl der Positionen war sowohl beim Training als auch beim Test am meistens weniger als 5. Es ist zu achten, das System beim Test innerhalb einen Monath nur drei Aktien gehandelt hat. Im Gegensatz dazu ist das System nach der Modifikation sehr riskanter, und es hat immer eine große Menge von Aktien beim Training und Test ausgewählt.

## 4 Ergebnisse

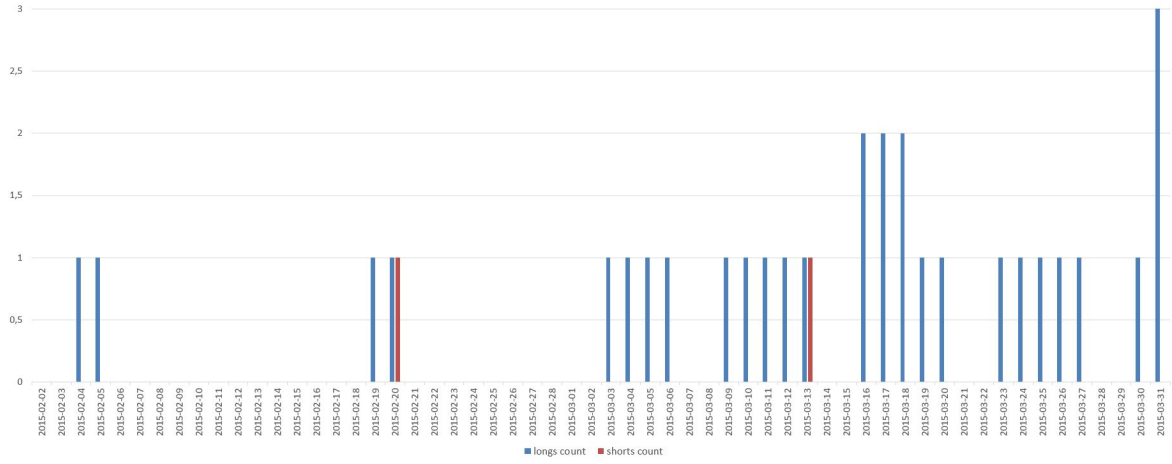


Abbildung 4.12: Anzahl der eingenommenen Positionen vor der Modifikation

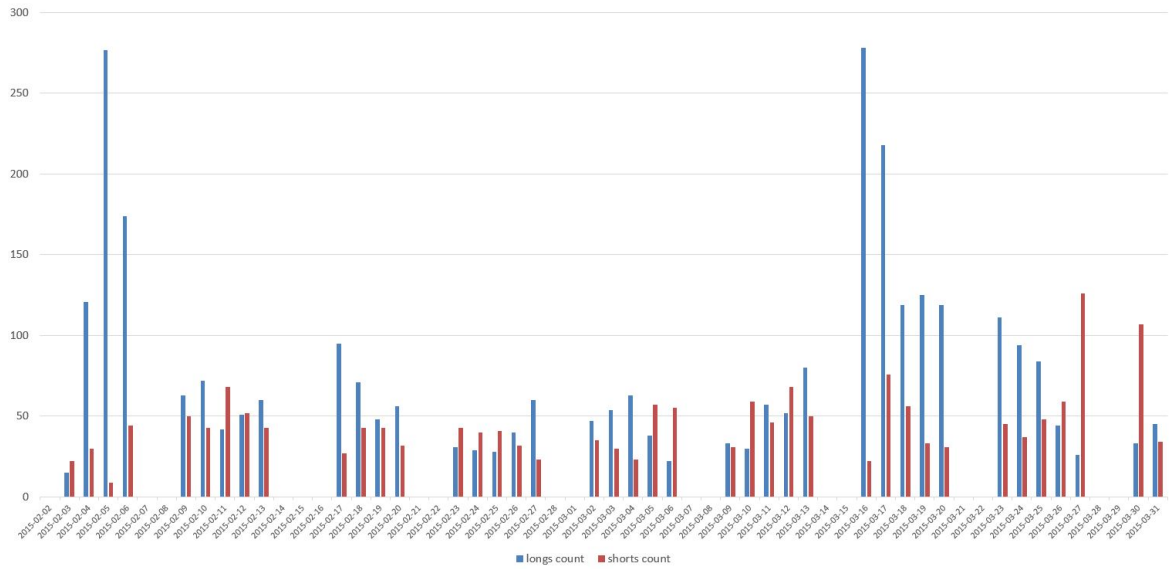


Abbildung 4.13: Anzahl der eingenommenen Positionen nach der Modifikation

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass bei dieser Recherche ein automatisiertes Handelssystem entwickelt wurde, welches in der Lage ist die Geschichtsdaten der Aktienkurse zu evaluieren, je nachdem Bestellungsbeefehl zu erteilen, und im Endeffekt das Ergebnis zu erfassen. Zur Umsetzung wurde eine python-Bibliothek namens „*Zipline*“ verwendet, die von „*Quantopian*“ entwickelt worden ist. Als Optimierungsmethode wurde „*PSO*“ mit Beschleunigungskoeffizient und Trägheitsgewicht angewendet. Abschließend ist zu sagen, dass das automatisierte Handelssystem nach den Ergebnissen gemessen eine gute Leistung geliefert hat. Es hat positive akzeptable Rendite mit der geringen Volatilität im Vergleich zum Benchmarking, was wir als Fitness-Funktion ausgewählt haben.

Als nächster Schritt wäre es, wenn die Parameter der Indikatoren auch automatisch konfiguriert würden. Es wäre besonders für Trendsintensitätsindikator nämlich „*ADX*“ wichtiger. Die andere Variante wäre es, wenn es mit Maschine-Learning-Methode und Klassifizierungsverfahren ersetzt würde. Die andere Erweiterung wäre, es zu probieren, ob die Abtrennung der Kauf- und Verkaufsschranken („*DB*“ und „*DS*“) im Fall des Trends oder trendloses Zustands die Leistung verbessern könnte. wie schon im Kapitel 4.4 festgestellt wurde, können die verschiedene Modifikationen die Systemleistung stark beeinflussen, und es gibt viele Änderungen vorstellbar wie beispielsweise Ersatz der Sharpe-Ratio mit Alpha oder Sortino-Ratio.

## Literaturverzeichnis

- [Bergen ] BERGEN, Jason V.: *Introduction To Momentum Trading*. – URL <http://www.investopedia.com/articles/trading/02/090302.asp>
- [Briza und Jr. 2011] BRIZA, Antonio C. ; JR., Prospero C. N.: Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data. In: *Applied Soft Computing* 11 (2011), Nr. 1, S. 1191 – 1201. – URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494610000621>. – ISSN 1568-4946
- [Hasbrouck 2003] HASBROUCK, Joel: Intraday Price Formation in U.S. Equity Index Markets. In: *The Journal of Finance* 58 (2003), Nr. 6, S. 2375–2400. – URL <http://dx.doi.org/10.1046/j.1540-6261.2003.00609.x>. – ISSN 1540-6261
- [investopedia a] INVESTOPEDIA: *4 Common Active Trading Strategies*. – URL <http://www.investopedia.com/articles/active-trading/11/four-types-of-active-traders.asp>
- [investopedia b] INVESTOPEDIA: *7 Technical Indicators to Build a Trading Toolkit*. – URL <http://www.investopedia.com/slide-show/tools-of-the-trade/>
- [investopedia c] INVESTOPEDIA: *Fundamental Analysis*. – URL <http://www.investopedia.com/terms/f/fundamentalanalysis.asp>
- [Investopedia a] INVESTOPEDIA: *Moving Average Convergence Divergence - MACD*. – URL <http://www.investopedia.com/terms/m/macd.asp>
- [Investopedia b] INVESTOPEDIA: *Price Rate Of Change - ROC*. – URL <http://www.investopedia.com/terms/p/pricerateofchange.asp>
- [investopedia ] INVESTOPEDIA: *Technical Analysis: Fundamental Vs. Technical Analysis*. – URL <http://www.investopedia.com/university/technical/techanalysis2.asp>
- [Kawaller u. a. 1987] KAWALLER, Ira G. ; KOCH, Paul D. ; KOCH, Timothy W.: The temporal price relationship between S&P 500 futures and the S&P 500 index. In: *The Journal of Finance* 42 (1987), Nr. 5, S. 1309–1329
- [Lent 2016] LENT, Justin: *Bayesian Optimization of a Technical Trading Algorithm with Zipline+SigOpt*. January 2016. – URL <https://blog.quantopian.com/bayesian-optimization-of-a-technical-trading-algorithm-with-ziplinesigopt-2/>

- [Murphy ] MURPHY, Casey: *What technical tools can I use to measure momentum?*. – URL <http://www.investopedia.com/ask/answers/05/measuringmomentum.asp>
- [Murphy 3. Aktualisierte Auflage 2006] MURPHY, John J.: *Technische Analyse der Finanzmärkte*. Landshutter Allee 61 - 80637 München : Finanzbuch Verlag GMBH, 3. Aktualisierte Auflage 2006
- [Payne 2014] PAYNE, Josh: *Fundamental Data from Morningstar Now Available for Backtesting*. Dezember 2014. – URL <https://www.quantopian.com/posts/fundamental-data-from-morningstar-now-available-for-backtesting>
- [Poterba und Shoven 2002] POTERBA, James M. ; SHOVEN, John B.: Exchange-traded funds: A new investment option for taxable investors. In: *American Economic Review* 92 (2002), Nr. 2, S. 422–427
- [Quantopian a] QUANTOPIAN: *Evaluating Your Algorithm*. – URL <https://www.quantopian.com/open>
- [Quantopian b] QUANTOPIAN: *Frequently Asked Questions - FAQ*. <https://www.quantopian.com/faq>
- [Quantopian c] QUANTOPIAN: *pipeline - API*. – URL <https://www.quantopian.com/help#pipeline-title>
- [Quantopian d] QUANTOPIAN: *rules*. – URL <https://www.quantopian.com/open/rules>
- [Subramanian u. a. 2006] SUBRAMANIAN, Harish ; RAMAMOORTHY, Subramanian ; STONE, Peter ; KUIPERS, Benjamin J.: Designing Safe, Profitable Automated Stock Trading Agents Using Evolutionary Algorithms. In: *Proceedings of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. New York, NY, USA : ACM, 2006 (GECCO '06), S. 1777–1784. – URL <http://doi.acm.org/10.1145/1143997.1144285>. – ISBN 1-59593-186-4