

Vom Traditionellen zum Digitalen: Der Wandel im Aktien-Screening durch Künstliche Intelligenz (mit einer praxisbezogenen Fallstudie)

„I have not seen something like this since I would say 2007-2008, when the cloud was just first coming out“

Satya Nadella, Microsoft CEO

Abstract: Erfahren Sie, wie die Zukunft der Aktien-Selektion aussieht: In diesem praxisorientierten Fachartikel erklären wir in fesselnder Weise die transformative Kraft von Künstlicher Intelligenz und Maschinellem Lernen in der wichtigen Phase des Aktien-Screenings. Wir betreten heute eine Zeit, in der datengetriebene Unterstützung bei der Entscheidung nicht nur einen Wettbewerbsvorteil darstellt, sondern zunehmend zu einem unverzichtbaren Werkzeug für Investoren wird. Dieser Fachartikel behandelt die dynamische Natur von ML-Algorithmen. Sie passen sich in Echtzeit an ändernde Marktbedingungen an und lernen kontinuierlich dazu, um sich weiter zu verbessern. Dadurch übertreffen sie traditionelle Methoden bei der Ideengenerierung und Identifizierung von Investmentmöglichkeiten. KI-basierte Technologien steigern nicht nur die Effizienz und minimieren das Risiko, sondern verbessern auch signifikant die Performance. Der Fachartikel betont die unersetzliche Rolle menschlicher Expertise im Entscheidungsprozess und plädiert für einen kooperativen Ansatz - KI soll unterstützen, aber menschliches Urteilsvermögen nicht ersetzen. Das Herzstück bildet eine reale Fallstudie aus dem Jahr 2021, die die praktische Implementierung und den beeindruckenden Mehrwert durch eine deutliche Performancesteigerung veranschaulicht.

Prolog

Die Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) oder dem Teilbereich Maschinelles Lernen (ML)¹ im Investmentbereich verändert die Herangehensweise an Investitionen und die traditionellen Methoden, die für das Screenen von Aktien verwendet werden. Dieser praxisorientierte Fachartikel erklärt die Funktion von KI-basiertem Aktien-Screening und wie dadurch neue und vielversprechende Investitionsmöglichkeiten entstehen, um die Performance zu steigern und dem Portfoliomanager erheblich Zeit und Kosten spart.

Wir beantworten häufig gestellte Fragen: Wie verbessert ML-basiertes Screening das traditionelle Aktien-Screening? Warum sollten Investoren es nutzen? Muss der Portfoliomanager den bisher erfolgreichen Investmentprozess ändern?

In der heutigen Welt, in der Daten als das „neue Öl“ gelten und fast die Hälfte aller vorhandenen Daten allein in den letzten zwei Jahren generiert wurden², ist die Anwendung von KI nicht nur ein Wettbewerbsvorteil, sondern auch eine Notwendigkeit auf längere Sicht. KI-gesteuerte Ansätze im Aktien-Screening passen sich dynamisch an verschiedene Marktumgebungen an und haben das Potenzial, im Vergleich zu traditionellen Techniken ein breiteres Spektrum an Aktieninvestments zu entdecken.

Das Aktien-Screening hat sich von manuellen Analysen in der Vor-1970er-Ära zu heutigen ausgeklügelten ML-Technologien entwickelt. Anfangs vertrauten Investoren auf gedruckte Finanzberichte. Mit dem Aufkommen von Computern und dem Internet wechselten sie jedoch zu PC-Tabellen, Online-Plattformen und Echtzeitdaten. In den 2000er Jahren wurden algorithmische und quantitative Analysen eingeführt, die eine komplexere mathematische Modellierung ermöglichen. Heutzutage umfasst das Aktien-Screening Big Data und ML, was die Verarbeitung umfangreicher, vielfältiger Datensätze und die Identifizierung komplexer Marktmuster ermöglicht. Diese Entwicklung zeigt das ständige Ziel, gute Investitionsmöglichkeiten effizienter mithilfe fortschrittlicher Technologien zu identifizieren.

Wir werden die Synergie zwischen der analytischen Kraft der KI und der Erfahrung und der Intuition des menschlichen Investors ansprechen. Es ist wichtig zu betonen, dass die KI ein robustes analytisches Rahmenwerk bietet, aber das menschliche Element in der Entscheidungsfindung zentral bleibt. Um es klarzustellen, KI ist wie ein gut sortierter Werkzeugkasten, der den Entscheidungsprozess unterstützt. Sie ist nicht dazu da, den Job des menschlichen Investors zu übernehmen.

Der Fachartikel beginnt mit einem kurzen Überblick über den gesamten Investmentprozess. Er legt die Grundlage für ein tieferes Verständnis der Rolle des Aktien-Screenings innerhalb dieses Rahmens. Anschließend werden die traditionellen Techniken des Aktien-Screenings erläutert und ihre Methoden sowie Einschränkungen aufgezeigt. Dies legt den Grundstein für die Erkundung fortgeschrittener KI- und ML-Methoden im Aktien-Screening und zeigt auf, wie diese neuen Ansätze traditionelle Einschränkungen überwinden können. Besonderes

Die Integration von KI und ML in den Investmentprozess stellt eine bedeutende Veränderung in der Branche dar. Sie bietet neue Möglichkeiten, um beispielsweise Aktienideen zu generieren und erhebliche Kosten und Zeit zu sparen.

In unserer datenreichen Welt wird die Verwendung von KI nicht nur zu einem Wettbewerbsvorteil, sondern auch unerlässlich. Der Fachartikel betont, dass KI zwar ein starkes Werkzeug ist, aber die menschliche Expertise in der Entscheidungsfindung nach wie vor von großer Bedeutung ist.

Eine reale Fallstudie zeigt die praktischen Vorteile der Integration von Machine Learning beim Aktien-Screening.

Augenmerk wird auf die kritische Bedeutung der Datenqualität in diesen fortgeschrittenen Methoden gelegt. Eine wichtige Ergänzung zu dieser Version des Fachartikels ist eine ausführliche Fallstudie eines Asset Managers, der erfolgreich ML-basiertes Aktien-Screening integriert und den positiven Einfluss auf die Performance demonstriert hat.

Der Autor verfügt aufgrund seiner langjährigen Tätigkeit als Aktienfondsmanager und Experte für die Integration von KI in Investmentstrategien über umfassende Fachkenntnisse.

Wesentliche Schritte im Investmentprozess für Aktien Investoren

Wir zeigen, wie sich das Aktien-Screening in den gesamten Investmentprozess einfügt. Dies variiert je nachdem, ob der Investor einen Bottom-up oder Top-down-Ansatz verfolgt. Interessanterweise kombinieren viele Investoren in der Praxis Elemente aus beiden Ansätzen, obwohl sie sich häufig nur mit einem Ansatz identifizieren.

Der dargestellte Investmentprozess gilt in erster Linie für fundamentale, long-only Aktieninvestoren oder Portfoliomanager. Es ist wichtig zu beachten, dass für andere Anlageklassen wie Fixed Income, Multi-Asset oder Alternatives die angewandten Strategien und Prozesse unterschiedlich sein können.

In diesem Fachartikel werden wir uns auf den Prozessschritt der Generierung von Investmentideen durch das Aktien-Screening konzentrieren. In den kommenden Wochen werden wir in weiteren Fachbeiträgen die anderen Schritte des Investmentprozesses diskutieren.

In jeder Phase des in Abbildung 1 dargestellten Investmentprozesses können neue Technologien wie KI und ML integriert werden, um das Ergebnis zu verbessern.

Dieser Fachartikel untersucht die Rolle des Aktien-Screenings im Investmentprozess, wobei der Schwerpunkt auf der Generierung von Investmentideen liegt.

Wir stellen den 'Investment-Zyklus' vor, der die Vorgehensweise fundamentaler, langfristig orientierter Aktieninvestoren beschreibt.

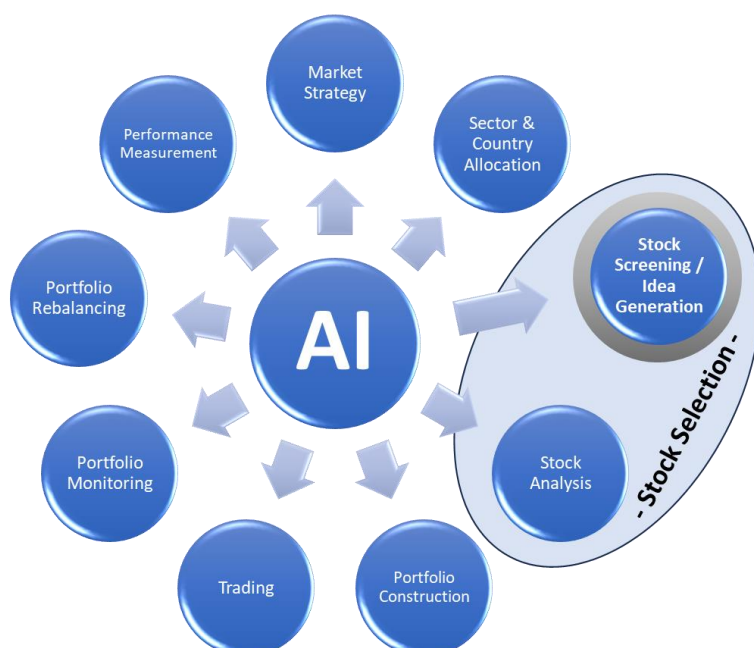


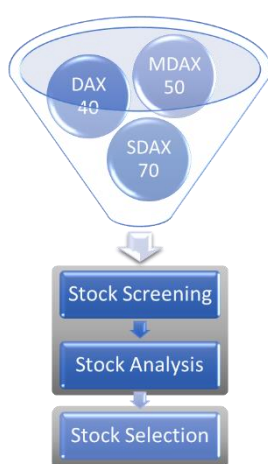
Abbildung 1: Digitale Transformation: KI-Integration im Investment-Zyklus

Der typische Investmentprozess beginnt mit der Festlegung einer übergeordneten Marktstrategie bzw. einer mittelfristig strategischen Ausrichtung. Hierbei werden Einblicke in die allgemeinen Markttrends gewonnen. Diese grundlegende Arbeit wird in der Regel während regelmäßiger Anlageausschusssitzungen erledigt, die meist monatlich oder vierteljährlich stattfinden.

Wesentliche Bestandteile des Investmentprozesses sind der dritte und vierte Schritt, die zusammen das Herzstück der Aktien-Selektion bzw. Aktien-Auswahl bilden. Man sollte sich bewusst sein, dass der Prozess mit der 'Ideengenerierung' bzw. dem Aktien-Screening beginnt - dies ist der Schwerpunkt dieses Fachartikels. Jedoch ist dies nur der erste Schritt auf dem Weg zur Aktien-Selektion. Danach folgt die zweite Phase, die 'Aktien-Analyse'. Diese wird auch als 'Investment Research' bezeichnet, ein sehr breiter Begriff, der die Kunst und Wissenschaft des Aktien-Auswahl umfasst. Die Investoren führen eine detailliertes Research des potenziellen Investments durch und erstellen einen umfassenden Investment-Case. Diese Analysephase kann mehrere Wochen dauern, je nach den spezifischen Praktiken und Methoden des Investment-Teams.

Warum ist die Ideengenerierung oder das Aktien-Screening für Investoren so wichtig? In Deutschland gibt es allein etwa 440 börsennotierte Unternehmen³ und weltweit sind es etwa 58.000⁴. Für einen Investor ist es unmöglich, jede einzelne Aktie detailliert zu analysieren. Das Aktien-Screening ist daher ein entscheidender erster Schritt, um diese riesige Auswahl effizient zu verwalten. Es hilft dabei, Aktien zu filtern und zu identifizieren, die das Kurs-Potenzial haben, den Markt über einen bestimmten Zeitraum hinweg zu outperformen. Dadurch erhöhen sich die Chancen des Portfolios eine Outperformance oder 'Alpha' zu erzielen.

Betrachten wir einen deutschen Investor, dessen Anlage-Universum aus DAX, MDAX und SDAX besteht, insgesamt 160 börsennotierte Unternehmen. Sein Ziel besteht



darin zu bestimmen, welche der 160 Aktien den Markt über einen bestimmten Zeithorizont outperformen. Es ist jedoch kaum möglich allen 160 Aktien kontinuierlich im Detail zu folgen - hier kommt das Aktien-Screening ins Spiel. Es trifft eine vorab Auswahl und ermöglicht daraufhin eine fokussierte Analyse und Research.

Was sind die Ergebnisse eines solchen Screenings? Oft wird eine Gruppe von Aktien als 'Kaufen' markiert. Diese werden häufig nach ihrer erwarteten Performance oder Attraktivität sortiert, um die besten oder weniger vielversprechenden Aktien zu identifizieren. Dieses Ranking basiert in der Regel auf bestimmten Kriterien oder Inputfaktoren. Beispielsweise könnte aus 160 Aktien eine Liste von 10 Aktien mit hohem Performancepotenzial ermittelt werden. Diese 10 Aktien werden dann von Analysten oder Portfoliomanagern genauer analysiert.

Der typische Investmentprozess umfasst einen wesentlichen Schritt, die 'Aktien-Selektion' bzw. Auswahl der Aktien. Dieser Schritt kann wiederum in 'Ideengenerierung' bzw. 'Aktien-Screening' und in die zweite Phase 'Aktien-Analyse' unterteilt werden.

Das Aktien-Screening ist in diesem Prozess von entscheidender Bedeutung, insbesondere angesichts der großen Anzahl börsennotierter Unternehmen. Sie unterstützt Investoren dabei, potenziell gut performende Aktien zu filtern und zu identifizieren und erhöht damit ihre Chancen einer Outperformance des Marktes.

Das Aktien-Screening, das in verschiedenen Frequenzen durchgeführt werden kann, schränkt die Auswahl ein und führt oft zu einer Rangliste von Aktien mit ihrem Performance-Potenzial aus einem größeren Universum.

Detailliertere Analysen und Research werden nach dem Ergebnis des Aktien-Screenings durchgeführt.

Daraus werden beispielsweise zwei Aktien ausgewählt, von denen erwartet wird, dass sie eine Outperformance gegenüber dem Markt erzielen und daher in das Portfolio aufgenommen werden.

Die Häufigkeit des Screenings variiert. Es kann täglich, wöchentlich oder monatlich erfolgen, ohne festgelegte Timing-Regel.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass das Aktien-Screening ein wertvoller Prozessschritt für Investoren ist. Es hilft ihnen, das teilweise riesige Aktienuniversum zu managen und sich auf vielversprechende Investments zu konzentrieren. Die Aktienauswahl wird dadurch überschaubarer und strategischer.

Bevor wir uns mit maschinellem Lernen für das Aktien-Screening beschäftigen, wollen wir zunächst die traditionellen Methoden verstehen, die wir seit Jahren für das Aktien-Screening verwenden.

Verständnis der Grundlagen: Traditionelle Techniken des Aktien-Screenings

Was ist der Prozess hinter dem traditionellen Aktien-Screening? Zunächst müssen die notwendigen Inputfaktoren identifiziert werden. Im Bereich des Aktien-Screenings spielen verschiedene Faktoren eine Rolle, wie beispielsweise das Umsatzwachstum, die Dividendenrendite oder das KGV. Die Wahl und Anzahl dieser Faktoren variiert stark zwischen den Investoren und wird durch ihren persönlichen Anlagestil, ihre Präferenzen und ihren Anlagehorizont beeinflusst. Value-Investoren priorisieren beispielsweise andere Faktoren als Growth-Investoren. Gleiches gilt für Investoren, die sich auf Large-Cap im Vergleich zu Small-Cap-Aktien konzentrieren.

Trotz dieser Unterschiede haben diese verschiedenen Investmentansätze eine Gemeinsamkeit: die Abhängigkeit von quantitativen Faktoren. Quantitative Faktoren oder harte Fakten sind im Wesentlichen objektive, messbare Daten. Das Aktien-Screening konzentriert sich hauptsächlich auf grundlegende Finanzkennzahlen. Es können auch technische Faktoren wie Handelsvolumen oder die Volatilität des Aktienkurses in den Screening-Prozess integriert werden.

Eine wesentliche Einschränkung bei der Fokussierung auf quantitative Faktoren besteht im Ausschluss unstrukturierter Daten. Quellen wie Presseartikel, Social-Media-Posts und Wirtschaftsberichte sind in unserer vernetzten Welt sehr relevant. Allerdings bleiben sie oft ungenutzt aufgrund ihrer unstrukturierten Natur.

In der Screening-Phase stehen normalerweise quantitative Faktoren im Vordergrund. Qualitative Faktoren oder weiche Fakten, wie die Erfolgsbilanz eines Managementteams oder dessen Wettbewerbsvorteil im Markt, werden oft vernachlässigt. Sie spielen jedoch eine wichtige Rolle in der nachfolgenden Phase, der Aktienanalyse, wo sie einen wesentlichen Bestandteil umfangreichen Research darstellen.

Das traditionelle Aktien-Screening beinhaltet eine Reihe von Faktoren, die je nach Anlagestil des Investors variieren, wie beispielsweise Value- oder Growth.

Das traditionelle Screening stützt sich stark auf quantitative, messbare Daten, um eine Scorecard zu erstellen, die die Anlageentscheidungen leitet. Qualitative Aspekte können ebenfalls berücksichtigt werden, jedoch stehen sie in der detaillierten Aktien-Analyse stärker im Vordergrund als im Screening.

Das traditionelle Aktien-Screening hat einige Einschränkungen. Es kann unstrukturierte Daten übersehen und ist anfällig für emotionale Vorurteile.

Obwohl wir uns hauptsächlich auf positive Auswahlkriterien konzentrieren, ist es wichtig zu beachten, dass es auch negative Auswahlkriterien gibt, wie zum Beispiel die Verschuldungsquote. Diese Faktoren dienen im Wesentlichen als Ausschlusskriterien.

Eine wichtige Einschränkung, die berücksichtigt werden muss, ist die Empfindlichkeit für emotionale Verzerrungen. Das traditionelle Aktien-Screening, das von menschlichen Investoren durchgeführt wird, kann oft durch persönliche Vorurteile oder emotionale Reaktionen beeinflusst werden, was zu weniger objektiven Ergebnissen führt.

Kurz gesagt, ist das traditionelle Aktien-Screening ein komplexer Prozess, der auf quantitativer Analyse basiert, jedoch gewisse Einschränkungen aufweist.

Es gibt auch Fälle, in denen wertvolle Aktienideen außerhalb des beabsichtigten Aktien-Screenings entstehen können. Viele Investoren führen eine Watchlist mit Aktien, die ihnen gefallen. Diese Aktienideen könnten durch starke Unternehmensberichte, positive Gewinnmitteilungen oder Analystenempfehlungen ausgelöst werden.

Eine gängige Methode beim Aktien-Screening ist die Verwendung linearer Modelle. Ein lineares Modell kann als Rezept betrachtet werden, das bei der Auswahl von Aktien auf der Grundlage einer Mischung von Inputfaktoren hilft. Es gibt an, wie viel von jeder Zutat hinzugefügt werden soll. Obwohl lineare Modelle in der Welt der Investitionen ein guter Ausgangspunkt sind, vereinfachen sie die Dinge oft zu sehr. Als Beispiel können wir die Dividendenrendite und die daraus resultierende Aktienperformance betrachten. Eine höhere Dividendenrendite mag für ertragsorientierte Investoren attraktiv sein, korreliert jedoch nicht immer linear mit der Gesamrendite. Tatsächlich kann eine sehr hohe Dividendenrendite bisweilen ein Warnsignal sein und auf potenzielle Probleme für die Aktie hinweisen, einschließlich der Nachhaltigkeit der Dividendenzahlung.

Einfache lineare Techniken werden oft beim traditionellen Aktien-Screening verwendet, da sie leicht zu verstehen sind. Allerdings vereinfachen sie Szenarien zu sehr, sind unflexibel und korrelieren nicht immer linear mit der Gesamrendite.

Die lineare Regression ist ein einfaches statistisches Verfahren, das zur Analyse von Zusammenhängen zwischen Variablen verwendet wird. Es wird eine lineare Gleichung erstellt, die zu den Daten passt, wodurch die Differenz zwischen den vorhergesagten und den tatsächlichen Werten minimiert wird. Obwohl ihre geradlinige Natur ein Nachteil sein kann, da sie weniger flexibel ist und oft anfälliger für Fehler im Vergleich zu komplexeren Modellen, sind lineare Modelle und ihre Variationen aufgrund ihrer einfachen Verständlichkeit beliebt.

Wie bereits erwähnt, ist das primäre Ziel des Screenings, Aktienideen zu erhalten. Im Folgenden wird der Prozess beschrieben:

1. **Auswahl der Inputfaktoren:** Dies ist der Ausgangspunkt, an dem entschieden wird, welche Inputfaktoren wesentlich für die Bewertung sind.
2. **Datenerfassung:** Nachdem die Faktoren bestimmt wurden, folgt der nächste Schritt, relevante Daten zu sammeln.

3. **Gewichtung der Faktoren** (oft unter Verwendung linearer Modelle): Nicht jeder Faktor hat die gleiche Bedeutung. Obwohl wir bestimmten Faktoren oft die gleiche Bedeutung beimessen, könnten historische Erfahrungen oder eine starke Begründung dazu führen, dass einige Faktoren mehr Gewicht haben als andere.
4. **Ranking der Aktien:** Nachdem alle Daten vorliegen und die Gewichtung zugewiesen ist, ordnen wir die Aktien entsprechend. Dies hilft dabei, zu erkennen, welche Aktien vielversprechender erscheinen als andere, basierend auf den von uns ausgewählten Faktoren.

Am Ende dieses Verfahrens liegt eine Liste von Aktien vor, die nach Attraktivität sortiert sind und alle auf den festgelegten Faktoren basieren.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass traditionelle Methoden des Aktien-Screenings im Vergleich zu den fortgeschrittenen Fähigkeiten moderner KI- und ML-Techniken viele Einschränkungen aufweisen.

Im folgenden Kapitel werden moderne Methoden näher betrachtet, die einen klaren Kontrast in Effizienz und Performance bieten. In der dynamischen Welt der Investitionen kann die Fähigkeit, solche Methoden zu adaptieren und zu nutzen, einen erheblichen Wettbewerbsvorteil bieten - zumindest kurzfristig.

Modern KI-Strategien als Unterstützung im Aktien-Screenings

Untersuchung verschiedener Ansätze im maschinellen Lernen

Das Ziel des Aktien-Screenings besteht darin, vielversprechende Investitionsmöglichkeiten zu identifizieren. Maschinelles Lernen bietet hierbei den Vorteil, sich dynamisch an sich ändernde Marktbedingungen anzupassen, indem es kontinuierlich dazulernt. Das System erkennt Muster und Korrelationen, die bei traditionellem Screening übersehen werden könnten, und hebt dadurch teilweise unerkannte Aktien hervor. ML spart auch Zeit und Kosten, indem es große Datenmengen schnell analysieren kann.

ML produziert neutrale und unvoreingenommene Ergebnisse, was ebenfalls von großer Bedeutung ist. Objektivität ist entscheidend, um potenzielle Kaufgelegenheiten bei weniger beliebten Aktien zu erkennen und rechtzeitige Verkaufssignale für bestehende Portfolio-Holdings zu geben. Es hilft, Investoren davon abzuhalten, zu lange an bevorzugten Aktien festzuhalten.

Die dynamische Anpassungsfähigkeit von ML-Modellen ähnelt der Art und Weise, wie sich ein erfahrener Portfoliomanager an neue Marktdaten anpasst. Zu Beginn wird das Modell mit einer großen Menge an Daten trainiert, den Trainings- oder In-Sample-Daten. Nach der Veröffentlichung lernt das Modell weiter mit neuen oder Out-of-Sample-Daten, um sich anzupassen und zu verbessern. Bei einigen ML-Modellen erfolgt dieses adaptive Lernen durch regelmäßiges erneutes Training, bei dem das Modell mit neuen Daten aktualisiert wird. Bei anderen Modellen findet ein kontinuierlicher Lernprozess statt, bei dem das Modell sich häufig selbst

ML zeichnet sich durch eine dynamische Anpassungsfähigkeit an Marktänderungen aus. Es identifiziert rechtzeitig Aktien, die traditionelle Methoden möglicherweise übersehen. Dies geschieht durch das Erkennen von Mustern und Korrelationen, die zum aktuellen Marktregime passen.

Durch seine Fähigkeit, große Datenmengen schnell zu analysieren, spart es Zeit und erhebliche Kosten.

ML ermöglicht neutrale, objektive Ergebnisse. Es kann dadurch helfen, weniger beliebte Aktien zu entdecken.

ML-Modelle lernen kontinuierlich mit neuen Daten und verbessern sich im Laufe der Zeit.

aktualisiert. Im Wesentlichen verbessern ML-Modelle im Laufe der Zeit ihre Leistung durch Lernen.

Investoren können zwar einen Teil des Aktien-Screenings ähnlich wie ML durchführen, jedoch ist es wichtig anzuerkennen, dass Maschinen riesige Datensätze mit einer enorm überlegenen Geschwindigkeit verarbeiten und Berechnungen durchführen können. Ein großer Vorteil des Einsatzes von ML besteht in der erheblichen Reduzierung der für diese Analysen benötigten Zeit. Die Automatisierung des Aktienscreenings ist auch kosteneffizienter, da der Bedarf an umfangreicher menschlicher Analyse reduziert wird.

Das klassische Aktienscreening stützt sich in erster Linie auf historische Finanzdaten. Obwohl Prognosen und Analystenerwartungen für eine zukunftsorientiertere Perspektive einbezogen werden können, scheitern traditionelle Methoden oft daran, sich an neue Marktbedingungen anzupassen, wie den Wechsel im Anlageregime Ende 2021.

ML-Modelle identifizieren Korrelationen zwischen verschiedenen Variablen wie beispielsweise Änderungen der Zinssätze, Inflation und anderen makroökonomischen Daten und bestimmen Muster, um das aktuelle Investment-Regime vorherzusagen. Basierend auf diesen Erkenntnissen kann ML die empfohlenen Inputfaktoren anpassen. Wenn beispielsweise eine Verschiebung von einem Growth- zu einem Value-Regime erwartet wird, könnte das System Aktien mit niedrigeren KGVs empfehlen.

Aus diesem Grund gibt es eine steigende Nachfrage nach Aktien-Screening-Techniken, die kontinuierlich weiterentwickelt, dynamisch aktualisiert und an neue Daten angepasst werden.

Tabelle 1 skizziert die Vorteile des ML-basierten Aktien-Screenings. Alle Vorteile lassen sich in drei allgemeine Begriffe zusammenfassen: bessere Performance, Effizienzgewinn und Risikoreduzierung.

<ol style="list-style-type: none"> 1. Dynamische Anpassung: an sich ändernde Märkte durch adaptives Lernen mit neuen Daten 2. Zusätzliche Investitionsmöglichkeiten: durch Mustererkennung und Nutzung von strukturierten und unstrukturierten Daten 3. Objektivität: vorurteilslose Ergebnisse und rationale Investitionsempfehlungen 4. Risikomanagement: durch Integration einer breiteren Palette von Datenquellen und Signalen 5. Zeitersparnis: durch effiziente Datenverarbeitung 6. Kosteneinsparung: durch Automatisierung des Aktien-Screening
--

Tabelle 1: Vorteile des ML-basierten Aktien-Screenings

Bei ML kann auch die Wahl der Inputfaktoren durch die Präferenzen des Investors beeinflusst werden. Allerdings besitzt ML im Gegensatz zu traditionellen Techniken die einzigartige Fähigkeit zu identifizieren, welche Kombination dieser Faktoren über verschiedene Zeiträume und Anlagestile hinweg entscheidend ist. Bei der Bestimmung der wichtigsten Inputfaktoren und dem Herausfiltern weniger wichtiger Faktoren spielen Techniken wie die Recursive Feature Elimination und die Principal Component Analysis eine entscheidende Rolle.

Bei der Bestimmung von ML-Techniken zur Generierung von Aktienideen werden häufig mehrere Algorithmen verwendet. Um die komplexen, nicht-linearen Zusammenhänge auf den Finanzmärkten zu erfassen, sind fortgeschrittene statistische Methoden erforderlich. Bei Investments ist es von Vorteil, sich der Komplexität dieser Dynamiken bewusst zu sein. Ein Aktienkurs kann beispielsweise durch konkurrierende Technologien, Short Squeezes oder regulatorische Änderungen beeinflusst werden, die auf komplexe Weise interagieren und keinem geradlinigen Verlauf folgen.

Abbildung 2 zeigt verschiedene häufig verwendete ML-Algorithmen, wobei der Schwerpunkt auf der Unterscheidung zwischen überwachtem (supervised) und unüberwachtem (unsupervised) Lernen liegt.

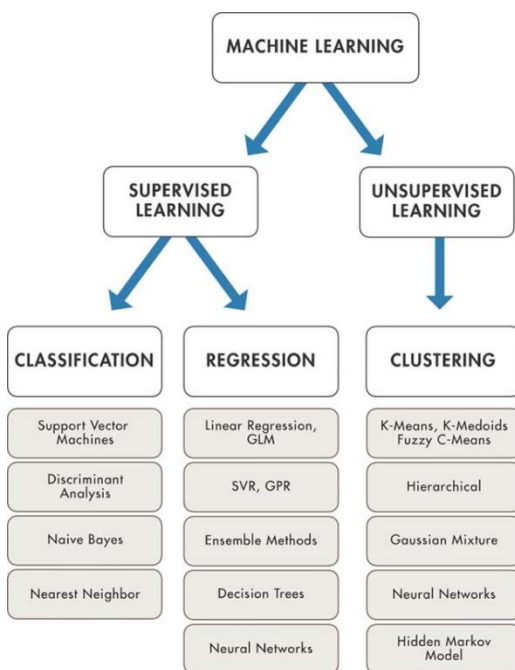


Abbildung 2: Kategorisierung der ML-Algorithmen

Überwachte Lernalgorithmen erstellen Vorhersagemodelle unter Verwendung von Eingabe- und Ausgabedaten, während unüberwachte Lernalgorithmen Daten ausschließlich auf der Grundlage von Eingabedaten kategorisieren und analysieren.

Beliebte Algorithmen für das Aktien-Screening sind der Random-Forest-Ansatz, der die Erkenntnisse mehrerer Entscheidungsbäume kombiniert, sowie Gradient Boosting, welches ähnlich wie der Random-Forest-Ansatz ist, jedoch mehr Komplexität bewältigen kann. Auch Deep Learning mit neuronalen Netzwerken oder eine Kombination aus diesen Ansätzen werden häufig eingesetzt. Deep Learning mit neuronalen Netzwerken eignet sich besonders gut für den Umgang mit komplexen, nicht-linearen Beziehungen zwischen einer Vielzahl von Inputfaktoren⁶ und kann sowohl in überwachten als auch in unüberwachten Lernkontexten angewendet werden.

ML kann entscheidende Inputfaktoren identifizieren, die sich an unterschiedliche Marktbedingungen und Präferenzen der Investoren anpassen.

ML ist besonders gut darin, komplexe, nichtlineare Finanzdaten zu verstehen. Komplexe Modelle liefern oft bessere Ergebnisse, obwohl sie schwerer zu verstehen sind.

Bei der Auswahl von Algorithmen muss Leistung und Genauigkeit in Einklang gebracht werden.

Die Diversifizierung des Screening-Ansatzes durch den Einsatz verschiedener Algorithmen und die Kombination ihrer Ergebnisse durch Ensemble-Methoden kann das Gesamtergebnis des Screening-Prozesses erhöhen.

spezifischen Anforderungen zuzuschneiden und einen vielfältigen Ansatz zu gewährleisten. Es ist riskant, alle Mittel in eine einzige Aktie zu investieren, genauso wie es nicht ratsam ist, sich vollständig auf einen Algorithmus für das Screening zu verlassen. Im Allgemeinen liefern komplexere Modelle tendenziell überlegene Ergebnisse, auch wenn sie möglicherweise schwieriger zu verstehen sind.

Um das Screening-Ergebnis zu verbessern, können Erkenntnisse aus verschiedenen Algorithmen durch Ensemble-Methoden wie Stacking oder Voting kombiniert werden.

Zusammenfassend zielt das Aktien-Screening darauf ab, die besten Anlagemöglichkeiten zu finden. ML bietet eine schnelle und unvoreingenommene Möglichkeit, dies zu tun. Im Gegensatz zu traditionellen Methoden, die oft Schwierigkeiten haben, sich an neue Marktbedingungen anzupassen, aktualisiert und passt sich ML kontinuierlich an. Der Schlüssel liegt darin, den richtigen Algorithmus für das Aktien-Screening zu wählen und den Ansatz zu diversifizieren. Die Kombination von Erkenntnissen aus verschiedenen Algorithmen kann die Anlageentscheidungen weiter verfeinern.

Im nächsten Kapitel wird Natural Language Processing als leistungsfähiges Werkzeug vorgestellt, um wertvolle Erkenntnisse aus unstrukturierten Textdaten zu gewinnen.

Natural Language Processing im Aktien-Screening:

Die Verarbeitung natürlicher Sprache (NLP) ist noch keine etablierte Methode für das Aktien-Screening, wird jedoch als zusätzliches Werkzeug zunehmend beliebter. Hauptsächlich dient NLP der Sentiment-Analyse. Dabei werden große Mengen von Presseartikeln und Social-Media-Beiträgen verarbeitet, um die öffentliche Meinung über ein Unternehmen zu bestimmen. NLP spielt eine bedeutende Rolle bei der Analyse von Earnings Calls. Dabei werden Transkripte von Diskussionen der Unternehmen interpretiert, um den Ton und Inhalt dessen, was Führungskräfte sagen, zu erfassen. Trotzdem gibt es Herausforderungen bei der Anwendung von NLP. Einige ausgefeiltere NLP-Systeme können sogar Marktreaktionen auf bestimmte Nachrichten oder Ereignisse vorhersagen, basierend auf historischen Daten.

Die Qualität und Zuverlässigkeit der Textdaten sind hierbei entscheidend. Zudem ist es für NLP nach wie vor schwierig, den Kontext zu verstehen. Die Komplexitäten und Nuancen der menschlichen Sprache, wie Ironie oder Sarkasmus, können von den Algorithmen manchmal nicht erfasst werden, was zu Fehlinterpretationen führen kann⁷.

Die Entwicklung und Implementierung von NLP-Modellen umfasst eine Reihe kritischer Schritte. Der Prozess beginnt mit der Erfassung von Textdaten, die oft von verschiedenen Internetquellen stammen. Diese Daten reichen von Ankündigungen der Unternehmen bis hin zu Social-Media-Inhalten und sind typischerweise unstrukturiert und ohne systematisches Format, was sie für die direkte Verarbeitung durch Computer ungeeignet macht. Unstrukturierte Daten, die heute einen bedeutenden Teil der verfügbaren Daten ausmachen, können als Text, Bilder, Videos

NLP wird zunehmend als zusätzliches Werkzeug für die Ideengenerierung eingesetzt. Insbesondere dient es der Sentiment-Analyse von Nachrichten und sozialen Medien sowie der Interpretation von Unternehmensmitteilungen. Es kann auch Marktreaktionen auf Nachrichten vorhersagen, indem historische Daten analysiert werden.

Allerdings stehen NLP noch Herausforderungen in Bezug auf die Datenzuverlässigkeit und das Verständnis des Kontexts bevor.

Obwohl es Herausforderungen gibt, wird NLP eine wichtige Ergänzung zu ML im Aktien-Screening und in der Analyse sein, um zusätzliche Einblicke zu bieten.

oder Audiodateien vorliegen. Um diese Daten für Trainingsmodelle nutzbar zu machen, müssen sie zunächst in ein strukturiertes Format umgewandelt werden.

Zu dieser Umwandlung gehört die Vorverarbeitung, welche das Bereinigen der Daten und das Durchführen von Daten-Wrangling umfasst, um sie ordnungsgemäß zu strukturieren. Der nächste Schritt bei der Entwicklung eines NLP-Modells ist die Datenexploration. Dazu gehört die explorative Datenanalyse sowie die Auswahl und Anpassung relevanter Inputfaktoren.

Bevor schließlich Ergebnisse aus dem NLP-Modell erzielt werden können, liegt der Fokus auf dem Modelltraining. Dies umfasst die Auswahl des geeigneten Modells, das Training mit den verarbeiteten Daten, die Bewertung der Leistung und die Feinabstimmung, um Genauigkeit und Effektivität zu optimieren.

NLP wird zwar andere Methoden des Aktien-Screenings nicht vollständig ersetzen, gewinnt jedoch zunehmend an Bedeutung als wertvolles Instrument im Werkzeugkasten eines Investors. Es ist, als würde man dem Aktien-Screening ein neues Analysewerkzeug hinzufügen. Eine zusätzliche Perspektive könnte helfen, noch bessere Ergebnisse zu erzielen.

Die wichtige Rolle von Daten beim Aktien-Screening

Daten sind eine Schlüsselkomponente, die das Erreichen von guten Ergebnissen antreibt. Die Qualität und Zuverlässigkeit der Daten beeinflussen direkt das Ergebnis jedes Analysemodells. Im Wesentlichen bilden Daten den Grundstein für einen effektiven Screening-Prozess. Eine Maschine ist nur so intelligent wie die Daten, aus denen sie lernt.

Im Bereich des Aktien-Screening werden hauptsächlich quantitative Datenquellen genutzt. Dies sind Datentypen, die numerisch ausgedrückt werden können. Beispiele hierfür sind Finanzinformationen aus Bilanzen und Gewinn- und Verlustrechnungen, technische Daten wie Aktienkurse und Handelsvolumen sowie verschiedene Wirtschaftsindikatoren, einschließlich Inflationsraten oder Zinssätze. Auch staatliche Daten, die Aspekte wie Handelsbilanzen oder Haushaltsdefizite abdecken, spielen eine Rolle. Bekannte Datenanbieter in diesem Bereich sind beispielsweise Bloomberg, FactSet, Refinitiv, MSCI und S&P Global. Zusätzlich werden auch Daten von Sell-Side-Analysten wie Bewertungen und Prognosen verwendet.

Die Bedeutung guter Daten ist nicht nur im traditionellen Aktien-Screening wichtig, sondern wird noch entscheidender, wenn ML-basierte Screening-Techniken verwendet werden, die sich auf einen wesentlich größeren Datensatz stützen. Eine sorgfältige Vorbereitung und Verarbeitung ist erforderlich. Während der Datenvorbereitung liegt der Fokus auf der Verbesserung der Datenqualität und der Sicherstellung, dass ihr Umfang für das beabsichtigte Screening angemessen ist. Diese Phase ist entscheidend, um die Daten in ihre nützliche Form zu bringen. Das Überspringen dieses Schritts kann dazu führen, dass Zeit mit der Analyse ungenauer

Datenqualität und Zuverlässigkeit sind grundlegend für effektives Aktien-Screening, insbesondere bei der Verwendung von ML-Techniken. Beim Aktien-Screening werden quantitative Daten aus verschiedenen Quellen wie Finanzberichten, technischen Daten und Wirtschaftsindikatoren verwendet.

Es ist wichtig, Daten sorgfältig vorzubereiten und zu verarbeiten, um ihre Wirksamkeit zu erhöhen und irreführende Ergebnisse zu vermeiden. Nach dem Prinzip, dass eine bessere Datenqualität zu zuverlässigeren und besseren Ergebnissen führt.

oder irreführender Ergebnisse verschwendet wird. Die Qualität der Daten ist entscheidend für die Zuverlässigkeit der Screening-Ergebnisse.

Im folgenden Kapitel wird eine reale Anwendung von ML-basiertem Aktien-Screening vorgestellt: Ein Vermögensverwalter hat KI erfolgreich in seinen Investmentprozess integriert. Diese Fallstudie bietet Einblicke in die Praktikabilität und Vorteile der Einführung von KI im Aktien-Screening.

Fallstudie – italienischer Vermögensverwalter

Ausgangssituation:

Im Jahr 2021 plante eine italienische Bankengruppe mit einer separaten Asset-Management-Sparte (AM) und einem verwalteten Vermögen von mehr als 60 Milliarden Euro in verschiedenen Anlagestrategien die Implementierung von KI-gesteuerten Lösungen. Das Ziel war zweigeteilt: die Performance der verschiedenen Anlagestrategien zu verbessern und die Kosten zu senken, indem die Abhängigkeit von teuren internen und externen Analysten reduziert wurde. Der AM plante, den Investmentansatz durch Automatisierung zu optimieren und wertvolle Zeit zu sparen, ohne den bestehenden fundamentalen Investmentprozess zu beeinträchtigen. Es war dem AM wichtig, den Kernansatz beizubehalten und sicherzustellen, dass Portfoliomanager weiterhin eine Schlüsselrolle bei Anlageentscheidungen spielen, indem sie ihre Expertise und ihr Urteilsvermögen einsetzen. Ein weiteres Ziel bestand darin, den bestehenden Investment-Workflow möglichst wenig zu beeinträchtigen.

Bisher wurde das Screening von Aktien traditionell durch fundamentale Analyse und die Nutzung von Sell-Side-Research durchgeführt. Diese waren sehr zeitaufwändig, oft voreingenommen und führten daher nicht zu den besten Ergebnissen.

Obwohl KI als zukunftsweisend betrachtet wurde, konnte der AM diese Lösungen intern nicht entwickeln. Die Gründe dafür waren: erhebliche Investitionen, mangelndes IT-Fachwissen, die Dringlichkeit einer schnellen Implementierung und die Inflexibilität im Zusammenhang mit internen Entwicklungsprojekten.

Vor dem Hintergrund der Veränderungen in der Investmentbranche erkannte der AM die Notwendigkeit und das Potenzial, fortschrittliche Technologien zur Optimierung des Investmentprozesses einzusetzen. Deshalb planten der AM ein Pilotprogramm zur Integration externer KI-Lösungen zu initiieren, zunächst speziell für die europäische Large-Cap-Strategie.

Ein italienischer AM wollte die Performance steigern und Kosten sowie Zeitaufwand durch die Implementierung von KI im Investmentprozess senken, dabei aber dem Portfoliomanager volle Flexibilität und Kontrolle bieten.

KI wurde als die Zukunft im Asset Management erkannt, aber eine interne Entwicklung kam nicht infrage wegen hoher Kosten, Mangel an IT-Expertise, dringendem Bereitstellungsbedarf und Inflexibilität bei internen Projekten.

Lösung:

Da eine Eigenentwicklung nicht in Frage kam, hat sich die AM dazu entschieden, auf das Know-how eines anerkannten externen Softwareanbieters zurückzugreifen. Diese Entscheidung wurde durch die Unterstützung namhafter Investoren und die nachgewiesene Erfolgsbilanz des Anbieters untermauert. Das Angebot des Softwareanbieters umfasste ein hochentwickeltes Aktien-Screening-Tool sowie KI-gesteuerte Anlagestrategien, die verschiedene maschinelle Algorithmen nutzen. Dem AM gefiel auch die benutzerfreundliche Weboberfläche, die speziell auf Portfoliomanager zugeschnitten war.

Die Implementierungsphase verlief schnell und effizient. Zu den wichtigsten Schritten gehörten die Definition des Anlageuniversums und die Beschreibung der Prozessmethodik. Der AM hat innerhalb weniger Wochen das KI-basierte Aktien-Screening-Tool nahtlos im Investmentprozess integriert.

Der Softwareanbieter hat eine fein abgestimmte Version seines Prognosemodells für europäische Aktien geliefert. Das Modell stuft ein Universum von 50 europäischen Large-Cap-Aktien (basierend auf dem EURO STOXX 50) hinsichtlich ihrer erwarteten Performance, gemessen an der erwarteten 1-Monats-Rendite, ein. Es umfasst eine Vielzahl von Daten, wie tägliche und intraday Marktstatistiken, fundamentale und makroökonomische Indikatoren, verwandte Indizes und Wertpapiere (wie Rohstoffe, VIX, FX), Sentiment-Indikatoren aus Nachrichten und sozialen Medien, Optionsdaten und Analystenprognosen.

Zusammen mit dem AM wurde ein Long-Only-Investitionsmodell mit wöchentlichem Rebalancing eingerichtet.

Das Ranking der 50 europäischen Aktien dient der Ideengenerierung und ist der erste Schritt des gesamten Aktienaushwahlprozesses. Im zweiten Schritt werden die vorausgewählten Aktien einer Fundamentalanalyse durch die Portfoliomanager und Analysten unterzogen.

Eine hohe Datenqualität ist von äußerster Wichtigkeit. Daher ist eine sorgfältige Datenvorbereitung ein wichtiger erster Schritt, um gute Ergebnisse zu erzielen. Die Datenexperten des Softwareanbieters bereinigen die Daten, um Genauigkeit und Zuverlässigkeit sicherzustellen. Sie beschäftigen sich mit Problemen wie Dateninkonsistenzen, Ausreißern, strukturellen Verschiebungen und Lücken. Nach der Bereinigung werden die Daten transformiert und für die Eingabe in die Modelle vorbereitet.

Es wurde eine Mischung aus überwachten neuronalen Netzen, Tree- und Boosting-basierten Modellen eingesetzt. Diese Kombination wurde aufgrund ihrer Robustheit und Anpassungsfähigkeit ausgewählt und anhand von Daten aus einem Jahrzehnt (2010-2020) trainiert. Es wurden verschiedene Arten von KI-Modellen kombiniert, die gut darin sind, aus neuen Daten zu lernen und Vorhersagen zu treffen. Diese Mischung wurde gewählt, da sie anscheinend am besten funktioniert und im Laufe der Zeit über verschiedene Datensätze hinweg wirksam bleibt. Es ist, als ob ein Team von erfahrenen Analysten mit unterschiedlichen Spezialgebieten

Der AM entschied sich gegen eine interne Entwicklung und für eine externe KI-Lösung, die topaktuell, flexibler und kostengünstiger ist.

Die externe Lösung umfasste ein Aktien-Screening-Tool mit ML-Algorithmen und eine benutzerfreundliche Schnittstelle, die auf Portfoliomanager zugeschnitten ist. Innerhalb weniger Wochen wurde das KI-basierte Aktien-Screening-Tool nahtlos in den Investmentprozess integriert.

Der Softwareanbieter lieferte eine fein abgestimmte Version seines Prognosemodells für europäische Aktien, das ein Universum von 50 europäischen Large-Cap-Aktien hinsichtlich ihrer erwarteten Wertentwicklung einstuft, gemessen an der erwarteten 1-Monats-Rendite.

zusammenarbeitet, um Markttrends zu analysieren und Anlageentscheidungen zu treffen.

Der Anbieter konzentriert sich weniger auf die Feinabstimmung jedes einzelnen Modells (um die beste Leistung aus jedem herauszuholen), sondern vielmehr auf die Verbesserung des Gesamtmodells. Daher könnten sich in Zukunft die verwendeten ML-Algorithmen ändern, um das Gesamtmodell weiter zu optimieren. Um in den Finanzmärkten erfolgreich zu sein, kann man es sich vorstellen, als würde man kontinuierlich ein Team von Analysten mit effizienteren Mitgliedern aufrüsten.

Ergebnis:

Der Asset Manager war mit dem Ergebnis des ML-gesteuerten Screenings sehr zufrieden. Das Screening-Portfolio hat seit seiner Auflage den zugrunde liegenden Index in fast jedem Quartal übertroffen. Das Diagramm unten zeigt die Performance des Live-Portfolios im Vergleich zum EURO STOXX 50-Index. Das Live-Portfolio setzt sich aus den Top-10-Aktien des EURO STOXX 50 zusammen, die von den KI-Algorithmen bestimmt, gleich gewichtet und wöchentlich neu ausbalanciert werden. Seit seiner Einführung im Februar 2021 hat das Top10-Portfolio den EURO STOXX 50 um 33,2% übertroffen (Stand Ende November 2023). Diese Outperformance ist größtenteils auf den starken Einfluss von Value- und Quality-Faktoren zurückzuführen.

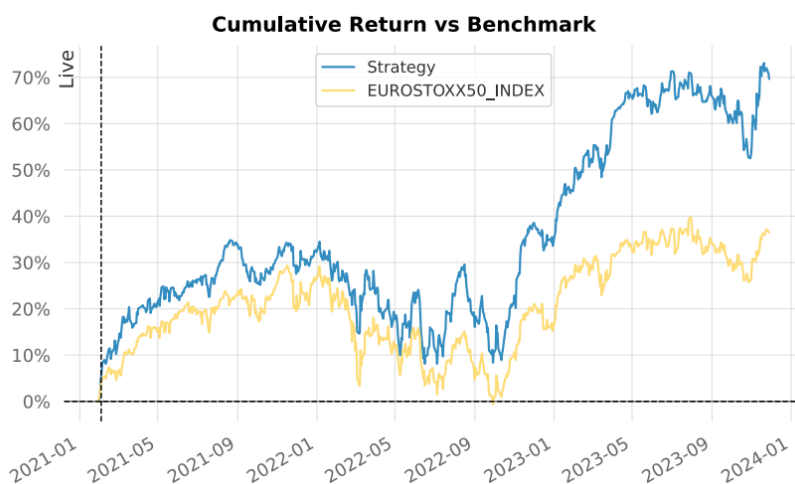
Zusätzlich behielt das Portfolio auch während einer signifikanten Marktveränderung, die durch den Übergang der US-Notenbank vom quantitativen Lockerungsprogramm zur Drosselung im vierten Quartal 2021 ausgelöst wurde, seine robuste Performance bei. In den 12 Monaten nach diesem Regimewechsel übertraf es die Benchmark weiterhin um 3,0%.

Das ML-basierte Portfolio hat seit seiner Auflegung fast jedes Quartal den zugrunde liegenden Index übertroffen.

Auch bei Veränderungen im Marktumfeld, wie der Änderung der Geldpolitik der FED Ende 2021, hat das Portfolio eine robuste Performance gezeigt.

Die Zusammensetzung des Portfolios hat sich im Laufe der Zeit erheblich verändert, wobei es nur minimale Überschneidungen zwischen dem ursprünglichen und dem aktuellen Portfolio gibt. Dies zeigt, dass die ML-Algorithmen sich an ändernde Marktbedingungen anpassen.

Der Erfolg dieses ML unterstützten Ansatzes hat zu einem deutlichen Anstieg des verwalteten Vermögens der europäischen Large-Cap-Strategie geführt.



	Benchmark	Strategy
Cumulative Return	36.45%	69.65%
CAGR %	11.21%	20.05%
Sharpe	0.68	1.07
Sortino	0.97	1.63
Volatility (ann.)	18.09%	18.72%
Calmar	0.48	1.01
Skew	0.01	0.36
Kurtosis	3.98	2.71
Max Drawdown	-23.17%	-19.81%

In Tabelle 2 wird eine interessante Ansicht des gleichgewichteten Top-10-Portfolios dargestellt. Auffällig ist die Dynamik in der Portfoliozusammensetzung im Laufe der Zeit. Insbesondere der Vergleich des anfänglichen Portfolios vom 3. Februar 2021 mit dem neuesten Portfolio vom 31. Oktober 2023 verdeutlicht den Kontrast. Die beiden Portfolios weisen minimale Überschneidungen auf und heben die Anpassung an veränderte Märkte hervor.

Table 2: Top10 Portfolio Holdings

03.02.2021	29.10.2021	30.09.2022	31.10.2023
AIRBUS	ADIDAS	ADIDAS	ADYEN
AMADEUS IT GROUP	AIR LIQUIDE	ADYEN	AIRBUS
AXA	DANONE	AIR LIQUIDE	ASML HOLDING
BAYER	DEUTSCHE BOERSE	MERCEDES-BENZ	BMW
BNP PARIBAS	IBERDROLA	DHL GROUP	MERCEDES-BENZ
ING GROEP	KONE	INFINEON	DHL GROUP
INTESA SANPAOLO	LINDE	L'OREAL	FLUTTER ENTERTAINMENT
SAFRAN	L'OREAL	SCHNEIDER ELECTRIC	KERING
VINCI	SANOFI	SIEMENS	LVMH
VOLKSWAGEN	VONOVIA	VONOVIA	SAINT GOBAIN

Die dynamische Verschiebung der Portfoliozusammensetzung wird maßgeblich durch die adaptive Faktorgewichtung des ML-Algorithmus beeinflusst. Der Algorithmus passt die Faktorgewichtungen an sich ändernde Marktbedingungen an.

In Tabelle 3 ist zu erkennen, dass sich die Input-Kategorien für die Algorithmen an veränderte Marktbedingungen anpassen. Im vierten Quartal 2021 war die Kategorie der Fundamentaldaten am stärksten vertreten. Dazu zählen Faktoren wie das EPS oder das Kurs-Buchwert-Verhältnis. Ab dem vierten Quartal 2023 hat sich der Schwerpunkt jedoch verschoben. Nun sind Volatilität und technische Indikatoren die vorherrschenden Kategorien.

Table 3: Categories ranked according to importance for the algorithms

Rank	Q4 2021	Q4 2022	Q4 2023
1	fundamentals	price_momentum	volatility
2	volatility	technical_indicators	technical_indicators
3	technical_indicators	fundamentals	price_momentum
4	price_momentum	volatility	sector
5	macro_sentiment	sector	macro_sentiment
6	sector	market_dispersion	market_dispersion
7	market_dispersion	macro	fundamentals
8	macro	macro_sentiment	macro

Um einige Beispiele für Faktoren innerhalb jeder Kategorie zu nennen: EPS, DPS und das PE-Verhältnis sind Schlüsselfaktoren in der Kategorie Fundamentaldaten. Der Relative Strength Index und der Percentage Price Oscillator sind bedeutend innerhalb der technischen Indikatoren, während die 1-Monats-Rendite und das 1-Wochen-Ranking wesentlich für die Kategorie Preis-Momentum sind. Jede dieser Kategorien besteht aus zahlreichen Faktoren, die sich dynamisch in ihrer Bedeutung ändern.

Die zukünftige Entwicklung des ML-gesteuerten Aktien-Screenings ist naturgemäß unbekannt, da auch die Natur der Finanzmärkte unvorhersehbar ist. Der Softwareanbieter arbeitet jedoch kontinuierlich an der Verbesserung der Algorithmen und der Einbeziehung neuer Datenquellen. Dieses Engagement für eine stetige Weiterentwicklung unterscheidet den externen Anbieter von einer internen Lösung. Der externe Anbieter profitiert von der Erfahrung und dem Feedback verschiedener Investoren und kann dadurch seine Algorithmen weiter verbessern.

Es ist wichtig zu betonen, dass dieses ML-basierte Aktien-Screening nur der erste Schritt bei der Aktienauswahl ist. Im zweiten Schritt erfolgt eine kritische und sorgfältige Anwendung der Fundamentalanalyse durch den Portfoliomanager und Analysten. Sie analysieren die Aktien, die durch das ML-Modell in die engere Auswahl gezogen wurden und bereits eine robuste Performance aufweisen. Diese zusätzliche Ebene des Fundamentalresearchs bietet die Möglichkeit, die Performance des Portfolios weiter zu verbessern.

Zusammenfassend hat der Asset Manager jedes Jahr mit dem Top-10-Portfolio im Vergleich zum Benchmark konsequent überlegene Performance erzielt. Das Ergebnis war ein starker Anstieg des AuM der European Large Cap-Strategie. Der italienische Asset-Manager hat beschlossen, die Anwendung von KI-gesteuertem Aktien-Screening auf andere Investmentstrategien auszuweiten.

Schlussbetrachtung

Die Integration von Künstlicher Intelligenz bzw. Maschinellem Lernen in das Aktien-Screening bietet eine dynamische Anpassungsfähigkeit an sich verändernde Marktbedingungen. Sie ermöglicht das Erkennen von Mustern und Zusammenhängen und die Verarbeitung großer Datenmengen, was zu erheblichen Zeit- und Kosteneinsparungen führt. Insgesamt kann ML die Performance steigern, das Risiko reduzieren und die Effizienz erhöhen.

ML liefert objektive Analysen, die für die Identifizierung von Investitionsmöglichkeiten von entscheidender Bedeutung sind. Die Geschwindigkeit, mit der ML große Datenmengen verarbeiten kann, und die Fähigkeit, ständig dazulernen, machen sie sehr reaktionsfähig auf Marktveränderungen und bieten einen klaren Vorteil gegenüber herkömmlichen Methoden des Aktien-Screenings.

KI ist besonders stark bei der Verarbeitung komplexer Daten. Eine ihrer Stärken ist die Fähigkeit, nichtlineare Zusammenhänge zu verstehen und sich dynamisch an veränderte Marktbedingungen anzupassen.

Das primäre Ziel beim Aktien-Screening ist es, vielversprechende Anlageideen zu identifizieren, die durch eine umfangreiche Aktienanalyse weiter bewertet werden. Es ist wichtig zu beachten, dass menschliches Wissen und Expertise in diesem Prozess nach wie vor von entscheidender Bedeutung sind. KI bietet leistungsstarke Werkzeuge für das Screening von Aktien. Allerdings kann sie die nuancierte Entscheidungsfindung eines menschlichen Investors nicht ersetzen. Ohne KI stünden Investoren jedoch vor der zeitaufwändigen Aufgabe, diese Analysen manuell durchzuführen. Dies könnte sich über mehrere Tage erstrecken und dennoch zu schlechteren Ergebnissen führen.

Menschliche Analysten und maschinengesteuerte Systeme arbeiten am besten Hand in Hand. Menschliche Analysten zeichnen sich dadurch aus, dass sie eine begrenzte Anzahl von Unternehmen sehr detailliert analysieren und ihre Intuition einbringen. Im Gegensatz dazu können Robo-Analysten oder ML-Systeme Tausende von Unternehmen gleichzeitig effizient und objektiv analysieren. Investmentteams, die diese Stärken effektiv kombinieren, haben im anspruchsvollen Investmentgeschäft einen klaren Wettbewerbsvorteil.

Wir haben gezeigt, dass die Genauigkeit und Qualität der Daten, die beim Aktien-Screening verwendet werden, entscheidend sind. Die Zuverlässigkeit der Daten hat direkten Einfluss auf die Effektivität der Ergebnisse des KI-Modells.

KI bzw. ML im Aktien-Screening können die Performance bei reduziertem Risiko steigern und die Effizienz verbessern. Das erfolgt indem sie eine dynamische Anpassungsfähigkeit an sich ändernde Marktbedingungen bringen und große Datenmengen effizient verarbeiten. Dies führt zu erheblichen Zeit- und Kosteneinsparungen im Vergleich zu herkömmlichen Methoden.

ML-Technologien bieten unvoreingenommene, objektive Ergebnisse, die für die Erkennung von Anlagemöglichkeiten entscheidend sind. Sie zeichnen sich dadurch aus, dass sie Muster und Korrelationen erkennen, die von menschlichen Analysten oft übersehen werden.

Die Geschwindigkeit und das ständige Lernen von ML machen es sehr reaktions-schnell auf Marktveränderungen und bieten einen Vorteil gegenüber herkömmlichen Screening-Methoden.

ML ist besonders gut darin, komplexe, nichtlineare Zusammenhänge - wie die am Aktienmarkt - zu verstehen und sich dynamisch an veränderte Marktbedingungen anzupassen.

KI bietet zwar leistungsstarke Werkzeuge im Investmentprozess, aber menschliche Erfahrung und Intuition ist nach wie vor von entscheidender Bedeutung. Die besten Ergebnisse werden durch eine Kombination aus menschlichen Analysten und maschinengesteuerten Systemen erzielt, die die Stärken beider nutzen.

Es gibt verschiedene Ansätze zur Implementierung von KI in die tägliche Arbeitsroutine von Investoren und Portfoliomanagern. Größere Asset Manager können eigene KI-basierte Tools entwickeln, was jedoch spezialisierte interne IT-Expertise erfordert. Der Vorteil besteht darin, dass diese KI-Modelle speziell an die Bedürfnisse angepasst werden können und sogar interne Daten einbeziehen können. Es ist jedoch zu erwähnen, dass die Entwicklung eigener KI-Lösungen kostspielig und kompliziert sein kann und möglicherweise nicht immer über die neueste Technologie verfügt. Es ist entscheidend, auf dem neuesten Stand zu bleiben, insbesondere angesichts der schnellen Fortschritte in der KI-Technologie. Alternativ kann der Investor auf bestehende Software von Drittanbietern zurückgreifen, die einsatzbereite und oft bewährte KI-Tools bieten. Diese sind kostengünstig, flexibel und auf dem neuesten Stand der Technik. Einige Asset Manager verfolgen auch einen hybriden Ansatz, bei dem beide Methoden kombiniert werden.

Wir gehen davon aus, dass sich diese Techniken mit der raschen Weiterentwicklung von KI-Algorithmen und Rechenkapazitäten weiter verbessern und zu einem integralen Bestandteil des modernen Portfoliomanagements werden.

Zukünftige Entwicklungen in der KI, insbesondere mit dem Aufkommen des Quantencomputings, werden das Aktien-Screening noch weiter verbessern. Quantencomputing wird eine beispiellose Rechenleistung bieten. Dadurch wird es möglich sein, riesige Datensätze mit einer Geschwindigkeit zu analysieren, die weit über den derzeitigen Fähigkeiten liegt. Dies wird dazu beitragen, komplexe Marktbeziehungen und Ineffizienzen noch besser aufzudecken und zu ausgefeilteren und effizienteren Strategien für das Aktien-Screening führen. Zusätzlich werden Fortschritte in Predictive Analytics, Natural Language Processing und der Integration alternativer Daten noch genauere Prognosen und Einblicke in Wertpapiere liefern und die Art und Weise revolutionieren, wie Investoren Portfoliomanagement betreiben.

Wenn Sie den besten Ansatz zur Integration von KI in Ihren Investmentprozess suchen und Beratung benötigen, steht Ihnen unser Team gerne zur Verfügung.

Die Implementierung von KI wird von Asset Managern unterschiedlich angegangen.

Eine Möglichkeit besteht darin, eigene KI-basierte Tools zu entwickeln, die maßgeschneiderte Lösungen bieten. Dies erfordert jedoch spezialisiertes IT-Know-how und kann hohe Kosten verursachen, mit dem Risiko, schnell veraltet zu sein.

Alternativ können Asset Manager auf bestehende Software von Drittanbietern zurückgreifen, die kostengünstig, flexibel und in der Regel auf dem neuesten Stand der Technik ist.

Ein hybrider Ansatz, der beide Methoden kombiniert, kann für einige Asset Manager ebenfalls eine Option sein, um die Vorteile beider Methoden zu nutzen.

Die Entwicklung von ML-Algorithmen und Rechenkapazitäten schreitet rasant voran und wird zunehmend zu einem integralen Bestandteil des modernen Portfoliomanagements.

Autor



[Michael Schopf, CFA](#)

Mitgründer und geschäftsführender Gesellschafter von SMC Frankfurt, Deutschland

Über SMC

SMC ist eine innovative Beratungsboutique, die sich auf Künstliche Intelligenz, digitale Transformation und Change-Management-Prozesse spezialisiert hat. Das Unternehmen wurde von einem Trio branchenführender Experten initiiert und richtet seine Expertise darauf aus, Kunden im Bereich Asset Management und dem breiteren Industriesektor zu bedienen.

www.schopf-meta-consult.de

Quellen und Kommentare

- 1) Die Begriffe Künstliche Intelligenz (KI) und Maschinelles Lernen (ML) werden in diesem Dokument synonym verwendet
- 2) Statista. (2023, 10). Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created/>.
- 3) Statista. (2023, 10). Retrieved from <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1203613/umfrage/anzahl-der-boersennotierten-unternehmen-in-deutschland/>
- 4) Focus World Exchanges. (2023,10). Retrieved from <https://focus.world-exchanges.org/articles/number-listed-companies>
- 5) Corporate Finance Institute (2023,09). Retrieved from <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/data-science/regression-analysis/>
- 6) Data Science Central (2023,09). Retrieved from <https://www.datasciencecentral.com/decision-tree-vs-random-forest-vs-boosted-trees-explained/#:~:text=Random%20forests%20are%20a%20large,instead%20of%20at%20the%20end.>
- 7) MIT Libraries, “Natural language based financial forecasting” (2017,04)

Verzichtserklärung

Die in diesem Artikel bereitgestellten Informationen dienen nur zu allgemeinen Informations- und Bildungszwecken. Der Autor und der Herausgeber dieses Artikels sind keine Finanzberater und geben keine spezifischen Anlageempfehlungen oder -empfehlungen ab. Die Leser werden darauf hingewiesen, dass der Inhalt dieses Artikels keine Finanz-, Anlage- oder professionelle Beratung darstellt. Die Verwendung der in diesem Artikel bereitgestellten Informationen erfolgt ausschließlich auf eigenes Risiko des Lesers. Der Autor und der Herausgeber sind nicht verantwortlich für Fehler oder Auslassungen oder für Handlungen, die auf der Grundlage der in diesem Artikel enthaltenen Informationen ergriffen werden. In diesem Artikel können Strategien oder Investitionen erörtert werden, die mit Risiken verbunden sind. Die Wertentwicklung in der Vergangenheit ist kein Indikator für zukünftige Ergebnisse. Die in diesem Artikel erwähnten Anlagen oder Strategien sind möglicherweise nicht für alle Personen oder Organisationen geeignet. Der Leser sollte sich von einem qualifizierten Fachmann beraten lassen, bevor er Anlageentscheidungen trifft. Alle in diesem Artikel geäußerten Ansichten sind die des Autors und spiegeln nicht unbedingt die Ansichten oder Richtlinien von Organisationen oder Institutionen wider, mit denen der Autor verbunden ist.

Copyright-Hinweis

© Dezember 2023. Alle Rechte vorbehalten. Kein Teil dieser Veröffentlichung darf ohne vorherige schriftliche Genehmigung des Autors in irgendeiner Form oder mit irgendwelchen Mitteln, einschließlich Fotokopieren, Aufzeichnen oder anderen elektronischen oder mechanischen Methoden, vervielfältigt, verbreitet oder übertragen werden, außer im Falle von kurzen Zitaten, die in kritischen Rezensionen enthalten sind, und bestimmten anderen nicht-kommerziellen Nutzungen, die durch das Urheberrecht erlaubt sind. Für Genehmigungsanfragen schreiben Sie bitte an den Autor unter der unten angegebenen Adresse.

Michael Schopf, michael@schopf-meta-consult.de