

# Von der Analyse bis zum Portfoliomanagement

## Wie Künstliche Intelligenz das Asset Management revolutioniert



FondsConsult Research GmbH  
Seidlstraße 26  
80335 München  
[www.fondsconsult.de](http://www.fondsconsult.de)



**Dominik Wagner**  
Junior Analyst

+49 89 2441802 36  
[wagner@fondsconsult.de](mailto:wagner@fondsconsult.de)



**Maximilian Wellner**  
Junior Analyst

+49 89 2441802 34  
[wellner@fondsconsult.de](mailto:wellner@fondsconsult.de)

Das Thema Künstliche Intelligenz (KI) ist seit Einführung von ChatGPT im November 2022 in nahezu aller Munde und hat verdeutlicht, wie vielseitig einsetzbar diese Technologie ist. Inzwischen bestreitet kaum jemand das Potenzial von KI zur Steigerung sowohl der Produktivität als auch der Effizienz über diverse Branchen hinweg. Auch im Portfoliomanagement ist ein zunehmender Einsatz dieser Technologie zu beobachten, wobei teilweise die Bemühungen einiger Fondsgesellschaften so weit gehen, dass die Rolle des klassischen Portfoliomanagers aus Fleisch und Blut in Zukunft in Frage gestellt werden könnte. Genau hier setzt die FondsConsult-Studie an: Unser Ziel ist es bei ausgewählten Fonds zu prüfen, mit welchem Integrationsgrad KI-Methoden bereits eingesetzt und welche Aufgaben dabei konkret übernommen werden.

Für die Kurzstudie haben wir eine Umfrage zum Thema „Künstliche Intelligenz im Investmentprozess“ erhoben, an der 14 Gesellschaften mit entsprechendem Fondsangebot/Projekten teilgenommen haben. Tabelle 1 zeigt für die ausgewerteten Fonds neben Eckdaten, wie Auflagedatum, Fondsvolumen sowie der Peergroup, den von uns geschätzten Grad der KI-Integration im Investmentprozess (hoch, mittel oder niedrig). Die letzten beiden Spalten zeigen dabei, ob sich die Rendite eines Fonds über einen Zeitraum von einem bzw. drei Jahren besser (👍) oder schlechter (👎) als der jeweilige Peergroup-Durchschnitt entwickelt hat.

Diese Studie erhebt jedoch nicht den Anspruch auf Vollständigkeit, zumal die Verwendung von KI im Investmentprozess nicht von allen Fondsgesellschaften gleichermaßen öffentlich kommuniziert wird.

**Tabelle 1: Übersicht ausgewerteter KI-gestützter Fonds mit Vertriebszulassung in Deutschland<sup>1</sup>**

Fondsname	KI-Integrationsgrad	Auflagedatum	Fondsvolumen (Stand 30.09.2023)	Peergroup <sup>2</sup>	Rendite <sup>3</sup>	
					1Y	3Y
ACATIS AI Global Equities	Hoch	27.06.2017	40.266.754 €	AF Global Small Cap	👍	👍
ACATIS AI US Equities	Hoch	15.05.2018	14.329.842 €	AF USA Large Cap Blend	👎 <sup>4</sup>	👎 <sup>4</sup>
DWS Concept ESG Arabesque AI Glbl Eq	Mittel	31.03.2021	8.539.738 €	AF Global Large Cap Blend	👍	
First Private Systematic Merger Op	Hoch	01.04.2020	10.369.225 €	ALT Event Driven	👍	👍
FP Artellium Evolution	Hoch	03.05.2021	88.664.912 €	ALT Equity Market Neutral EUR	👍	
GS Global Small Cap CORE Equity	Niedrig	03.08.2006	643.370.842 €	AF Global Small Cap	👍	👍
Globale Aktien Quant Get Capital	Hoch	15.03.2021	22.425.909 €	AF Global Large Cap Growth	👎	
LF - AI Balanced Multi Asset	Hoch	29.05.2020	1.300.852 €	MF EUR Ausgewogen	👍	👍
LF - AI Defensive Multi Asset	Hoch	29.05.2020	438.738 €	MF EUR Defensiv	👍	👍
LF - AI Dynamic Multi Asset	Hoch	29.05.2020	4.086.659 €	MF EUR Flexibel	👍	👍
Minveo ONE powered by AI	Hoch	15.08.2022	19.518.996 €	MF EUR Flexibel	👎	
ODDO BHF Artificial Intelligence	Niedrig	14.01.2019	274.120.221 €	AF Branche Robotics - AI	👎	👎
Robeco Quantum Equities	Hoch	21.11.2022	5.206.178 €	AF Global Large Cap Blend		
Tungsten TRYCON AI Global Markets	Hoch	01.02.2010	118.074.731 €	ALT Systematic Trend EUR	👍	👎

<sup>1</sup> Werte basieren auf Angaben der KVGs, Morningstar Direct sowie eigenen Berechnungen

<sup>2</sup> AF = Aktienfonds, MF = Mischfonds, ALT = Liquide Alternative Fonds (Hedgefonds)

<sup>3</sup> Rendite über einen Zeitraum vom 01.10.2022 bis 30.09.2023 (1Y) bzw. 01.10.2020 bis 30.09.2023 (3Y)

<sup>4</sup> Track Record aufgrund des Relaunches im letzten Jahr nur bedingt aussagekräftig

- 11 der 14 untersuchten KI-gestützten Fonds weisen einen **hohen Integrationsgrad** von angewandten Methoden der Künstlichen Intelligenz im Investmentprozess auf. Dennoch sollte erwähnt werden, dass nicht überall, wo mit „KI-gestützten“ oder „KI-basierten“ Fonds bzw. Strategien geworben wird, der Integrationsgrad entsprechend hoch ausfällt. Die Gefahr von sogenannten „AI-Washing“ ist durchaus existent.
- Bisher sind es vor allem **kleinere Fondsgesellschaften**, die mit einem veritablen KI-gestützten Investment Track Record von teilweise über 10 Jahren aufwarten können. Das Angebot KI-basierter Strategien bei den großen Gesellschaften hingegen befindet sich dagegen oft noch in der Aufbau-/Entwicklungsphase.
- Das Angebot KI-gestützter Investment-Strategien ist mit **Aktien- und Mischfonds** sowie verschiedenen Fonds aus dem „**Liquid Alternative**“-Bereich bereits breit aufgestellt, einen reinen **Rentenfonds**, der den Kriterien entspricht, konnten wir aber nicht identifizieren. Aber auch hier zeichnen sich bereits einige erfolgreiche Projekte ab, wie bspw. die Programme Abbie und ALFA von Alliance Bernstein, welche bei der Steuerung systematischer Fixed Income Strategien eingesetzt werden.
- Das durchschnittliche **Fondsvolumen** der ausgewerteten Fonds liegt (nach dem Ausschluss der als *niedrig* eingestuften Fonds) deutlich unter EUR 50 Mio. Der zuletzt bei KI-Themenfonds beobachtbare Hype, welcher zu hohen Nettomittelzuflüssen geführt hat, zeigt sich bei den KI gesteuerten Fonds bisher kaum. Lediglich der ACATIS AI Global Equities und der Minveo ONE powered by AI konnten ihr Fondsvolumen in den letzten zwölf Monaten mehr als verdoppeln.
- In der Studie ausgewertete Fonds mit einem hohen Integrationsgrad zeigen in den letzten Jahren tendenziell eine **bessere Renditeentwicklung** als deren jeweilige Peergroup. Eine signifikante Aussage lässt sich hieraus jedoch noch nicht ableiten, da sowohl die Anzahl der von uns analysierten Fonds als auch der jeweils verfügbare Track Record nicht ausreichend sind.
- Unsere Analyse zeigt, dass KI vorwiegend in der **Datenauswertung und Handelssignalgenerierung weitestgehend autonom** eingesetzt wird, während im Gegensatz dazu bei den nachfolgenden Prozessschritten häufiger traditionelle Quant-Strategien angewendet oder eine menschliche Steuerung hinzugezogen wird.
- Zu den mit am häufigsten genutzten Modellen zählt das **Natural Language Processing**, welches u.a. bei der Verarbeitung der in den letzten Jahren stark zugenommenen Datenmengen eingesetzt wird. Treiber dieses Zuwachses sind v.a. **alternative Daten**, wobei hier oft noch die Gefahr besteht, dass diese von der KI nicht vollständig bzw. richtig verarbeitet werden können.
- Auffällig in den Prozessen ist, dass bei der **Analyse von Nachhaltigkeitskriterien** kaum auf Methoden aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz zurückgegriffen wird. Einzig die Vontobel Boutique Vescore mit ihrer auf Machine Learning (Lasso Regression) beruhenden „Materiality Map“ zeigt in diesem Bereich eine hohe Integration.
- Bei den meisten Anbietern spielen die **Transaktionskosten** bereits in der Eingrenzung des zu investierenden Universums eine entscheidende Rolle. Bei einigen Studienteilnehmern ist zu beobachten, dass der KI durch entsprechende Filter verschiedene Cluster vorgegebenen werden, um die Handelskosten niedriger zu halten.

## ANWENDUNGSBEREICHE VERSCHIEDENER KI-METHODEN IM INVESTMENTPROZESS

Die Arten und Einsatzmöglichkeiten von KI-Prozessen sind so vielfältig, wie die Investmentprozesse aktiv gemanagter Fonds selbst. Trotzdem zeigt sich, dass das Inhouse-Research zu den häufigsten Anwendungsbereichen Künstlicher Intelligenz zählt. Zu den Klassikern im Bereich der Datenverarbeitung zählen erfolgreich angewendete **Big Data Methoden**, wie die Anomalie-Erkennung, Zeitreihenanalysen oder etwa das Clustering, welche sich aber im Vergleich zur Künstlichen Intelligenz nicht selbstständig weiterentwickeln, sondern in der Regel händisch an neue Rahmenbedingungen angepasst werden müssen.

Zu den selbstlernenden Prozessen gehört u.a. das **Natural Language Processing (NLP)**, welches vornehmlich bei der Analyse von Texten wie Finanzberichte, Nachrichtenartikel aber auch transkribierten Manager-Gesprächen verwendet wird. Im Rahmen des NLP werden häufig Machine-Learning-Modelle als Grundlage genutzt, zu denen etwa das BERT-Modell oder GPT<sup>5</sup> gehören. Diese sogenannten Transformer-Modelle helfen dabei, u.a. die Relevanz von Nachrichten zu prüfen, indem sie die „Ähnlichkeit“ zwischen Unternehmensbeschreibung (z.B. geprüfte Geschäftsberichte, Beschreibung der Geschäftstätigkeit) und den Inhalten aus Nachrichten oder Social Media Posts prüfen. NLP wird u.a. von der Deka dazu verwendet, Unternehmen oder Themen zu identifizieren, die von Anlegern positiv assoziiert werden und somit potenzielle Outperformance-Kandidaten darstellen.

Neben der reinen Textanalyse von bspw. Earnings Calls gibt es mittlerweile aber auch Ansätze, welche die Stimmlage/Betonungen sowie Mimik und Gestik der Redner analysieren, um weitere Informationen zur „Stimmung“ im Unternehmen zu sammeln.

Grafik 1: Übersicht Anwendungsgebiete und KI-Methoden (Eigene Darstellung)



Obenstehende Grafik liefert einen Überblick über die verschiedenen KI-Methoden, wobei diese meist auf **Machine Learning (ML)** Algorithmen beruhen. Unter diesen versteht man sich selbstständig weiterentwickelnde Algorithmen, welche aus gegebenen Daten einen Output-Wert modellieren, dessen Güte sich im Laufe der Zeit immer weiter erhöhen soll. Zu den beiden „einfacheren“ Arten des ML zählen **Supervised Learning (SL)** und **Unsupervised Learning (UL)**. Während ersteres gelabelte Daten verwendet und somit die Analyse in eine bestimmte Richtung getrieben wird, liegen beim Unsupervised Learning Daten ohne „Labels“ vor und der Algorithmus muss Muster in den Daten selbst erkennen. Ein Beispiel hierfür wäre ein Trainings-Datensatz von 1000 Unternehmen, wobei dem

<sup>5</sup> Bidirectional Encoder Representations from Transformers bzw. Chatbot Generative Pre-trained Transformer

Algorithmus beim SL vorgegeben wird, ob es sich bei dem Unternehmen bspw. um ein Growth- oder Value-Unternehmen handelt, während der Algorithmus beim UL selbst eine Einteilung anhand verschiedenster ausgewerteter Kennzahlen vornimmt. SL findet häufig bei gewichtigen Teilprozessen des Portfoliomanagements wie etwa der Bestimmung und Eingrenzung des Anlageuniversums als auch bei der finalen Titelselektion Anwendung, um etwa Aktienkurse oder die dazugehörigen Verteilungsparameter zu prognostizieren.

Eine weitere Form des maschinellen Lernens, welche häufig zur Signalgenerierung eingesetzt wird, ist das **Reinforcement Learning** („bestärkendes Lernen“), welches je nach Datenqualität des Outputs mit belohnenden oder bestrafenden Signalen arbeitet. Führt beispielsweise eine Aktion des Algorithmus zur Lösung eines Problems, gibt es ein Belohnungssignal und die KI „merkt“ sich den Lösungsweg für künftige vergleichbare Probleme. In der Praxis und im Speziellen im Risikomanagement ist es nicht unüblich, die verschiedenen ML-Modelle mittels **Ensemble-Learning** miteinander zu kombinieren, um die Robustheit der Vorhersagen zu verbessern.

Beim **Deep Learning (DL)**, einer komplexeren Version des klassischen MLs, werden mehrschichtige neuronale Netze (NN) hintereinandergeschaltet, um Muster in großen Datenmengen mit einer noch höheren Genauigkeit zu entdecken. Im Gegensatz zu klassischen neuronalen Netzen wird bei bayesianischen NN eine verknüpfte Datenschätzung zur Prognose einzelner Datenpunkte angewendet. Vorteil des DLs gegenüber traditionellen statistischen Verfahren ist somit, dass auch nicht-lineare Zusammenhänge identifiziert werden können.

## DEFINITION UND ANWENDUNG DES KI-INTEGRATIONSGRADES

Das Ziel der Studie ist die Bestimmung des KI-Integrationsgrades im Investmentprozess und damit auch die Beantwortung der Frage, wie autonom die Prozesse durch die KI ausgeführt und gestaltet werden. Ein **hoher Integrationsgrad** ist dann erreicht, wenn KI und im Speziellen ML-Modelle in den entscheidenden Teilprozessen, wie der Bestimmung des Anlageuniversums sowie einer allgemeinen Signalgenerierung bzw. Titelselektion, ganzheitlich angewendet werden. Im Umkehrschluss bedeutet dies, dass diskretionäre Eingriffe durch das Portfoliomanagement kaum bis nicht stattfinden. Bei einer **mittleren Ausprägung** des Integrationsgrades wiederum, werden ML-Modelle nur vereinzelt für Teilstrategien verwendet und unterstützen damit den Investmentprozess, anstatt ihn zu dominieren. Werden hingegen KI-Modelle hauptsächlich vorbereitend im Research-Prozess angewandt, um bspw. die aktive Titelselektion des Portfoliomanagers zu unterstützen, so gehen wir von einem **niedrigem Integrationsgrad** aus.

Tabelle 2: KI-Integrationsgrad der ausgewerteten Fonds

Fondsname / KVG	Integrationsgrad (FC Schätzung)	Beschreibung der in den einzelnen Prozessschritten eingesetzten KI-Methoden
<b>ACATIS AI Global / US Equities</b>	<b>Hoch</b> Künstliche Intelligenz für die Titelselektion basierend auf Deep Learning	<ul style="list-style-type: none"> <li>Deep Learning mit Hilfe grafischer neuronaler Netze für die Unternehmensanalyse basierend auf Fundamentalzeitreihen (z.B. GuV, Bilanz, CF, etc.); Textanalysen sind ebenfalls Bestandteil und basieren u.a. auf transkribierte Management-Gesprächen</li> <li>Management des globalen Fonds in Kooperation mit NNAISENSE</li> <li>Auch nach Relaunch des US-Fonds (Fundamentale Fakten statt „Buzz“-Daten) vergleichsweise höhere Gewichtung von Stimmungsanalysen/Sentiment</li> <li>Während sich die Allokation an der Benchmark orientiert, ist die Künstliche Intelligenz voll automatisiert für die Aktienselektion zuständig. Diskretionäre Eingriffe fanden bisher nicht statt</li> </ul>
<b>DWS Concept ESG Arabesque AI Global Equity</b>	<b>Mittel</b> Einsatz von Ensemble-Learning zur Signalgenerierung	<ul style="list-style-type: none"> <li>Das <i>DWS Quantitative Investment Team</i> wird beim Investmentprozess durch die Arabesque KI Engine unterstützt</li> <li>Diese kommt sowohl bei der Datenerfassung, den Prognosemodellen sowie zum Teil bei der Signalgenerierung unter Verwendung von Big Data und ML-Methoden (Ensemble-Learning) zum Einsatz</li> <li>Output besteht aus Titeln mit hoher Out-/Underperformance-Wahrscheinlichkeit, die anschließend mit weiteren ML-Prognosemodellen kombiniert und zu einem Signal bzgl. des Renditepotentials einer Aktie zusammengeführt werden</li> <li>Bei den verbleibenden Prozessschritten der Portfoliokonstruktion werden keine weiteren KI-Methoden angewendet</li> </ul>

Fondsname / KVG	Integrationsgrad (FC Schätzung)	Beschreibung der in den einzelnen Prozessschritten eingesetzten KI-Methoden
<b>FP Systematic Merger Opps</b>	<b>Hoch</b> Einsatz von Ensemble-Learning in nahezu allen Prozessschritten sehr autonom integriert	<ul style="list-style-type: none"> <li>Einsatz von u.a. NLP zur ständigen Erweiterung einer proprietären M&amp;A-Datenbank</li> <li>Berechnung/Schätzung der Erfolgswahrscheinlichkeiten über verschiedene ML-Tools (u.a. Random Forest, Deep Neuronal Networks), die je nach Einsatzgebiet in ein Ensemble-Learning Modell über die M&amp;A Datenbank integriert werden</li> <li>Einsatz von ML-Clustering Methoden zur täglichen Verlustschätzung (Risikoschätzer)</li> </ul>
<b>First Private Artellium Evolution</b>	<b>Hoch</b> Künstliche Intelligenz in nahezu allen Prozessschritten integriert	<ul style="list-style-type: none"> <li>Artellium verwendet Künstliche Intelligenz in einem holistischen Investmentprozess über nahezu alle Prozessschritte hinweg: Datenanalyse, Anlageuniversum, Titelselektion, Portfoliokonstruktion und Risikomanagement</li> <li>Über den kombinierten Einsatz verschiedener ML-Techniken wird sowohl über fundamentale als auch alternative Daten ein Ranking nach Wahrscheinlichkeit für Über-/Unterbewertung generiert, welches anschließend in den Kauf/Verkauf von Titeln übersetzt wird</li> </ul>
<b>Globale Aktien Quant Get Capital</b>	<b>Hoch</b> Künstliche Intelligenz für die Titelselektion basierend auf Deep Learning	<ul style="list-style-type: none"> <li>Research und Marktanalyse erfolgen über ML-Modelle, wie Long Short-Term Memory (tiefgreifendes NN) oder eXtreme Gradient Boosting (Trendklassifikator), mit dem Ziel kurzfristige Rendite- und Risikoschätzer zu ermitteln</li> <li>Hochautomatisierter numerischer Optimierungsprozess bis hin zur Portfoliokonstruktion</li> <li>Einsatz der Technologien auch beim Robo-Advisor Smavesto</li> </ul>
<b>Goldman Sachs CORE Produkt-familie</b>	<b>Niedrig</b> NLP / ML unterstützend bei der Datenanalyse	<ul style="list-style-type: none"> <li>KI-Methoden nicht seit Auflage integriert, sondern erst im Lauf der Zeit (u.a. ML ab 2013) ergänzt</li> <li>Verwendung von NLP und ML-Modellen (DL, UL) bei der Verarbeitung und Analyse traditioneller sowie alternativer Daten</li> <li>Output der KI-Modelle unterstützt das hauseigene Equity Alpha Modell bei der Identifikation von Alpha Potenzialen</li> </ul>
<b>LAIC</b>	<b>Hoch</b> Künstliche Intelligenz in nahezu allen Prozessschritten sehr autonom integriert	<ul style="list-style-type: none"> <li>Verwendung von NLP-Modellen im Rahmen der Datenanalyse und -generierung sowie hochautomatisierter, hierarchischer Cluster-Algorithmen beim Screening des Anlageuniversums</li> <li>Erstellung von Prognosen für Renditen und Risiken mittels bayesianischer Neuronaler Netze, welche als Basis für die KI-gestützte Einzeltitelselektion innerhalb der Sektoren dient (Berücksichtigung von Top-down als auch Bottom-up Datenstränge)</li> <li>Einsatz dieser Techniken auch bei den zuletzt umstrukturierten Impact-Aktien-Strategien</li> </ul>
<b>Minveo ONE powered by AI</b>	<b>Hoch</b> Künstliche Intelligenz in nahezu allen Prozessschritten sehr autonom integriert	<ul style="list-style-type: none"> <li>Unabhängige KI-Modelle kommen bei der Einzeltitel-Selektion, Asset Allokation, sowie dem Risikomanagement zum Einsatz, die auf Machine-Learning Ansätze basieren</li> <li>Aufgrund des sehr hohen Automatisierungsgrades im gesamten Investmentprozess nahezu keine diskretionären Eingriffe nötig</li> <li>Einsatz dieser Prozesse nicht nur beim Minveo ONE powered by AI, sondern auch beim hauseigenen Robo-Advisor</li> </ul>
<b>ODDO BHF Artificial Intelligence</b>	<b>Niedrig</b> Einsatz von NLP zur Definition des thematischen Universums	<ul style="list-style-type: none"> <li>KI kommt nur bei der Erstellung des thematischen Anlageuniversums zum Einsatz</li> <li>Mittels NLP werden weltweit veröffentlichte Dokumente (Interviews, Pressemitteilungen, Berichte, etc.) auf Grundlage von 1000 sich selbstständig weiterentwickelnden Schlüsselwörtern analysiert und basierend auf einem proprietären Scoring eine „Long-Liste“ thematisch passender Titel ausgegeben</li> <li>Die finale Titelselektion und Portfolioumsetzung erfolgen aktiv durch das PM</li> <li>Vergleichbares Vorgehen findet auch bei anderen Themenfonds (z.B. ODDO BHF Green Planet) Anwendung</li> </ul>
<b>Robeco Quantum Equities</b>	<b>Hoch</b> ML- und NLP-basierte Modelle für die Handelssignalgenerierung und Titelselektion	<ul style="list-style-type: none"> <li>Eine Komponente der Handelssignalgenerierung bezieht sich auf kurzfristige Preis-Umkehreffekte, die nach Robecos Recherchen und Analysen durch einen anormalen Nachrichtenfluss in Bezug auf den betroffenen Titel beeinflusst werden; diese Beobachtung ist das Ergebnis eines proprietären ML-Modells</li> <li>Kombination aus ML und Big Data sagt Insolvenzrisiken von Unternehmen voraus und analysiert von Menschen zusammengestellte Momentum-Peergruppen, um potenzielle Trends zu erkennen und Handelssignale zu generieren</li> <li>Die auf ML basierenden Handelssignale werden in der Regel ohne diskretionäre Eingriffe ausgeführt und erfolgen Benchmark-orientiert</li> </ul>
<b>Tungsten TRYCON AI Global Markets</b>	<b>Hoch</b> Einsatz von Künstlicher Intelligenz zur Signalgenerierung und Portfoliosteuerung	<ul style="list-style-type: none"> <li>Fonds besteht zu 90% aus einem passiven Basisportfolio (vornehmlich Staatsanleihen) und zu 5% bis 10% aus einem aktiven Alpha Portfolio (Futures), wobei nur letzteres von einer KI gesteuert wird</li> <li>Der KI Ansatz <i>QuantMatrix</i> besteht aus drei unkorrelierten CTA-Strategien und generiert börsentäglich für ca. 60 globale Märkte Handelssignale, welche anschließend automatisch in konkrete Positionen übersetzt werden</li> <li>Eingesetzte Futures werden nicht von der KI selektiert, sondern vorab vom Managementteam für jeden Markt festgelegt</li> </ul>

Die Tabelle zeigt, wie der Grad der KI-Integration in verschiedenen Investmentfonds variiert, basierend darauf, wie autonom und umfassend KI und ML in den Kernprozessen, wie der Bestimmung des Anlageuniversums, Titelselektion und Signalgenerierung, eingesetzt werden. Die Mehrzahl der von uns analysierten Fonds weisen einen hohen Integrationsgrad auf. Bei **GET Capital**

und **Minveo** etwa verläuft das Research und die Portfolio-Konstruktion nahezu vollautomatisiert und wird so auch bei deren jeweiligen Robo-Advisor-Strategien umgesetzt. Der Optimierungsalgorithmus von GET Capital nutzt dabei bspw. die Rendite- und Risikoschätzer aus einem mehrschichtigen ML-Modell, um auf Tagesbasis die optimale Allokation zu ermitteln. Nicht weniger autonom sieht der Investmentprozess bei **LAIC** aus: ML basierte NLP-Modelle werden zur Datenanalyse und -generierung verwendet. Im Screening des Anlageuniversums bedient sich der hochautomatisierte Prozess hierarchischer Cluster-Algorithmen, um eine verbesserte Auswahl treffen zu können. Der Kern des Anlageprozesses zur Asset-Allokation und Titelselektion bilden ML-Modelle auf Basis bayesianischer NN zur Prognose von Rendite- und Volatilitätsverteilungen, was wiederum als Input für die KI-unterstützte Portfolio-Konstruktion dient. Ein weiterer bisher erfolgreicher Kandidat KI-gestützter Strategien ist **ACATIS**. Nach eigenen Angaben werden die Vorschläge des KI-Modells für die Aktienselektion, welches auf ein komplexes grafisches neuronales Netz basiert, zu 100% umgesetzt.

Auch **Robeco** hat über die NextGen Produktpalette seine bekannten Quant-Prozesse um ML- und NLP-Modelle u.a. zur Generierung von Handelssignalen erweitert. Hervorzuheben ist dabei die Verarbeitung sogenannter alternativer Daten, welche aus nicht-traditionellen Quellen stammen und zur Gewinnung von zusätzlichen Einblicken in die aktuelle Lage von Unternehmen genutzt werden können. Dabei werden bspw. Informationen bezüglich offener Stellenangebote, welche ein Indiz für die Geschäftsausrichtung eines Unternehmens geben, ausgewertet und täglich aktualisiert, um sich so ein frühes Bild über den zukünftigen Verlauf einer Firma machen zu können. Weitere Beispiele alternativer Daten, welche bei der Portfoliooptimierung genutzt werden können, sind Social-Media-Analysen, Satellitenbilder oder Verbrauchertransaktionsdaten.

Aber auch auf der Alternative-Seite zeigen Anbieter, wie **Artellium/First Private** und **Tungsten**, einen hohen Einsatz an KI-Methoden, um u.a. eine Veränderung der Ausgangssituation in den Daten schnell erkennen und auf das Portfolio anwenden zu können.

Im Gegensatz dazu wird beim **ODDO BHF Artificial Intelligence** KI primär nur zur unterstützenden Textanalyse im Inhouse-Research eingesetzt, was in einem niedrigeren Integrationsgrad resultiert. Der Großteil des Investmentprozesses bleibt jedoch dem aktiven Management-Ansatz treu.

Es ist davon auszugehen, dass eine nicht unerhebliche Anzahl an Fondsgesellschaften KI unterstützend in einem aktiv gemanagten Umfeld anwenden. Ein Beispiel dafür ist die **Goldman Sachs CORE** Produktfamilie (eingangs repräsentiert durch den GS Global Small Cap CORE Equity), bei welcher das fundamental verwurzelte Portfoliomanagement durch KI-Methoden des *Quantitative Investment Strategy Team* im Rahmen des Research-Prozesses unterstützt wird. Jedoch ist in naher Zukunft nicht davon auszugehen, dass diese Modelle vollständig autonom die Konstruktion/Steuerung der jeweiligen Fonds übernehmen werden.

Im Mittelfeld des KI-Integrationsspektrums bewegt sich der **DWS Concept ESG Arabesque AI Global Equity**, da KI und ML hier in Kombination mit quantitativen Ansätzen gleichwertig zur Titelselektion genutzt werden.

Nachhaltigkeit wird in den oben genannten Strategien meist nur über einen quantitativen Filter oder ein nachhaltiges Ausgangsuniversum (z.B. MSCI World SRI) angewandt. Viele ESG-Daten sind nicht-linearer Natur und sehr komplex, wodurch die traditionellen statistischen Techniken ungenaue Ergebnisse liefern. Eine aktuelle Studie kommt zu dem Ergebnis, dass ein Modell basierend auf KI genauere Ergebnisse liefert als herkömmliche auf Stochastik beruhende Entscheidungsbäume.<sup>6</sup> Einziger von uns analysierter Anbieter mit einem solchen KI-Ansatz ist **Vontobel** mit ihrer sogenannten *Materiality Map*, welche basierend auf Machine Learning (Lasso Regression) einen ESG-Score liefert. Ferner gibt es bereits einige Anbieter, deren NLP-Analysen auf alternativen Daten basieren, wie bspw. Mitarbeiterzufriedenheitsbefragungen, um sich so ein ESG-Bild analysierter Unternehmen zu machen.

---

<sup>6</sup> Vgl. Raza et al. (2022)

## HERAUSFORDERUNGEN UND ENTWICKLUNGEN DER KI-PROZESSE

Wie die bisherige Auswertung gezeigt hat, bietet der Einsatz verschiedenster KI-Methoden im Investmentprozess deutliche **Vorteile**. Dazu zählen u.a. die **klar definierten Entscheidungswege** innerhalb der laufenden KI-Prozesse, wodurch emotionale Verzerrungen (Emotional Bias) deutlich reduziert werden können. Eine kürzlich erschienene Studie zeigt, dass Investitionen, die auf einer von KI erstellten Handelsempfehlung basieren, eine höhere Wahrscheinlichkeit für eine Outperformance haben, da die KI eigene Analysen kritisch hinterfragt und so Falschempfehlungen korrigiert.<sup>7</sup> Ein weiterer Pluspunkt ist die **schnellere Verarbeitung** der jährlich steigenden, zu Verfügung stehenden Datenmenge. Vor allem durch die Analyse sogenannter alternativer Daten erhoffen sich die Anbieter einen **Informationsvorsprung** gegenüber klassischen Asset-Managern.

Es gilt aber auch darauf hinzuweisen, dass mehr Daten nicht automatisch zu einem besseren Ergebnis führen. Dieses Paradoxon ist unter dem Begriff des „**Overfittings**“ bekannt und beschreibt die Gefahr, dass ML-Modelle die zugeführten Trainingsdaten zu genau lernen und dabei auch das darin enthaltene „Rauschen“ erfassen, was zu einer **schlechteren Generalisierung** auf neue, unbekannte Datensätze führt. Clint Howard zeigt bspw. in seiner Studie, dass ML- Modelle, welche sich auf bestimmte Bereiche fokussieren und somit weniger Daten auswerten, bessere Resultate erzielen. Die Eingrenzung der Datenmenge in Form einer regulatorischen Festlegung bestimmter Bereiche lindert nicht nur die Komplexität des Modells, sondern liefert auch noch einen besseren Output in Form einer besseren Performance.<sup>8</sup> Konträr kann es bei der Verwendung zu „einfacher“ Modelle (sog. „**Underfitting**“) dazu kommen, dass Muster in den Daten nicht (richtig) erkannt werden können.

Neben der somit anfänglichen Problematik die „richtige“ Menge an Daten zu verwenden, gilt es auch die **Qualität der Daten** (v.a. im Hinblick auf finanzielle Prognosen) zu prüfen und zu beobachten. Grundsätzlich gilt, dass ein Modell nur so gut ist, wie es die Datenqualität zulässt. Beispielhaft hierfür ist die im November 2022 durchgeführte Anpassung der Anlagemethodik beim ACATIS AI US Equities. Während vor der Umstellung noch Stimmungsdaten aus sozialen Medien berücksichtigt wurden, liegt der Fokus heute vermehrt auf fundamentalen Unternehmensdaten. Es hat sich herausgestellt, dass Schwerpunktverschiebungen in den sozialen Medien von den angewandten Lernalgorithmen nicht hinreichend verarbeitet werden konnten. Dies zeigt auf, wie wichtig die gezielte Anwendung von ML-Modellen in einem regulatorisch **vorgegebenen Rahmen** im Investmentprozess ist.

Eine weitere Herausforderung, welche häufig im gleichen Zug mit KI-Modellen genannt wird, ist die Entwicklung einer sogenannten **Black-Box**. Da die Prozesse aber von Menschenhand entwickelt wurden und fortlaufen begleitet und überwacht werden, würden wir hier maximal von einer **Grey-Box** sprechen.

## AUSBLICK

Das Interesse an der **Weiterentwicklung der KI-basierten Strategien** ist bei der Mehrheit der Unternehmen, die an unserer Umfrage teilgenommen haben, groß. Das Ziel ist zum einen eine **Erhöhung der Integration** in bestehende Investmentprozesse und zum anderen ein verbessertes Risiko/Rendite-Profil der Investment-Strategien. So erforscht LAIC aktuell Anwendungsmöglichkeiten der ChatGPT Technologie in ihren NLP-basierten Datenmodellen. Robeco wiederum plant ihre NextGen Produktpalette zu erweitern, indem ML- und NLP-Techniken noch stärker in die jeweiligen Investmentprozesse integriert werden sollen. Die Entscheidung der Weiterentwicklung und Integration von KI-Modellen hängt auch davon ab, inwieweit sich diese in der Vergangenheit bewährt haben und wie hoch die Anfangsinvestitionen für die Entwicklung dieser Modelle waren.

---

<sup>7</sup> Vgl. Coleman et al. (2022)

<sup>8</sup> Vgl. Howard (2023)

First Private betont die **Überlegenheit KI-basierter Methoden** bei Klassifizierungsproblemen mit hohen Datenmengen, sodass ein Fokus auf der Weiterentwicklung dieses Feldes zu erwarten ist.

Letztendlich stellt sich die Frage, ob Portfoliomanager in Zukunft auf KI-Methoden zur Verbesserung ihrer Investmentprozesse und damit auch der Produktqualität verzichten können, wenn langfristig der Mehrwert dieser Technologien gegenüber den klassischen Methoden offensichtlich werden sollte. Eine aktuelle Analyse zeigt, dass von KI gemanagte Fonds die menschlichen Pendants in ihrer Peergroup outperformen, wobei dies hauptsächlich auf den niedrigen Turnover, der geringeren Anzahl an Titel im Portfolio und folglich den niedrigeren Transaktionskosten zurückzuführen ist.<sup>9</sup> So fließt auch bei den meisten Teilnehmern unserer Studie der **Faktor Transaktionskosten** in die Entscheidungsfindung der KI mit ein, um folglich die laufenden Kosten niedriger zu halten. Hierbei wird ein Trade-off zwischen Transaktionskosten und Alpha-Potential eingegangen und das Investmentuniversum (Erstellung von Clustern z.B. nur Large und Mid Caps) zugunsten der erwarteten Rendite nach Kosten eingeschränkt. Eine aktuelle Studie aus dem Applied Economics zeigt, dass US-Hedgefonds **mit hohem KI-Einsatz höhere risikobereinigte Renditen erzielen**. Sie investieren weniger in kleinere, unrentable Unternehmen als menschlich geführte Fonds. Überraschend ist, dass gemischte Strategien schlechter abschneiden als rein menschliche oder rein KI-basierte Ansätze.<sup>10</sup>

Die weitere Entwicklung der von KI gemanagten Fonds hängt auch davon ab, inwieweit sich die Akzeptanz dieser Technologie bei aktiven Fondsmanagern durchsetzen wird. Wird die **KI als Bedrohung oder als hilfreiche Erweiterung** des Investmentansatzes betrachtet? Diese Komponente der menschlichen Befindlichkeiten seitens der Portfoliomanager sollte nicht außer Acht gelassen werden. Fakt ist, dass das **Angebot an KI-gestützten Strategien noch recht überschaubar** ist und oft auf einer Kombination aus KI und traditionellen quantitativen Optimierungsprozessen basiert. Oft werden die von einer KI-Strategie erzeugten Handelssignale mit numerischen Filtern (ESG, Transaktionskosten, Risikoschätzer, etc.) kombiniert, um das finale Portfolio zu konstruieren. Dies geschieht oft Benchmark-orientiert, sodass die Out-/Underperformance hauptsächlich auf die von der KI selektierten Titel zurückzuführen ist. Insgesamt zeigt sich also, dass der **Übergang zwischen KI und herkömmlichen Quant-Strategien meist (noch) fließend** ist und es schwierig ist eine klare Grenze zu ziehen.

Wie auch in anderen Bereichen scheint sich der Einsatz von KI im Asset Management zu etablieren. Wir gehen davon aus, dass sich die Qualität und Autonomie der KI in den nächsten Jahren stetig verbessern wird, wodurch sich menschliche Einflüsse reduzieren sollten. Ob es für eine **Revolution der Finanzbranche** reicht, bleibt abzuwarten.

München, November 2023

---

<sup>9</sup> Vgl. Chen & Ren (2022)

<sup>10</sup> Vgl. Grobys et al. (2022)

## REFERENZEN

- Chen, R., & Ren, J. (2022). Do AI-powered mutual funds perform better?. *Finance Research Letters*, 47, 102616.
- Coleman, B., Merkley, K., & Pacelli, J. (2022). Human versus machine: A comparison of robo-analyst and traditional research analyst investment recommendations. *The Accounting Review*, 97(5), 221-244.
- Grobys, K., Kolari, J. W., & Niang, J. (2022). Man versus machine: on artificial intelligence and hedge funds performance. *Applied Economics*, 54(40), 4632-4646.
- Howard, C. (2023). Less is More? Reducing Biases and Overfitting in Machine Learning Return Predictions. *Reducing Biases and Overfitting in Machine Learning Return Predictions* (July 5, 2023).
- Raza, H., Khan, M. A., Mazliham, M. S., Alam, M. M., Aman, N., & Abbas, K. (2022). Applying artificial intelligence techniques for predicting the environment, social, and governance (ESG) pillar score based on balance sheet and income statement data: A case of non-financial companies of USA, UK, and Germany. *Frontiers in Environmental Science*, 10, 975487.

### Wichtige rechtliche Hinweise für die Verwendung der Inhalte dieses Dokuments

Obwohl diese Analyse mit größtmöglicher Sorgfalt erstellt wurde, kann die FondsConsult Research GmbH keine Garantie für die Richtigkeit und Vollständigkeit der Angaben übernehmen. Unsere Informationen stammen aus Quellen, die wir als zuverlässig erachten. Dennoch übernimmt die FondsConsult Research GmbH keiner Person gegenüber die Haftung für einen Schaden oder Verlust, der dadurch zustande kommt, dass eine solche Information fehlerhaft ist.

Alle Rechte sind vorbehalten. Die Veröffentlichung dieser Studie in elektronischen Medien (Internet) ist nicht gestattet. Ohne Zustimmung der FondsConsult Research GmbH darf keine der in diesem Dokument enthaltenen Informationen kopiert oder auf andere Weise vervielfältigt, gespeichert oder in irgendeiner Form teilweise oder komplett weiterverbreitet werden. Für die Verwendung der Inhalte der Studie ist die schriftliche Zustimmung der FondsConsult Research GmbH erforderlich.