Absolut|report

Neue Perspektiven für
institutionelle Investoren



Beitrag in Ausgabe 05|2026

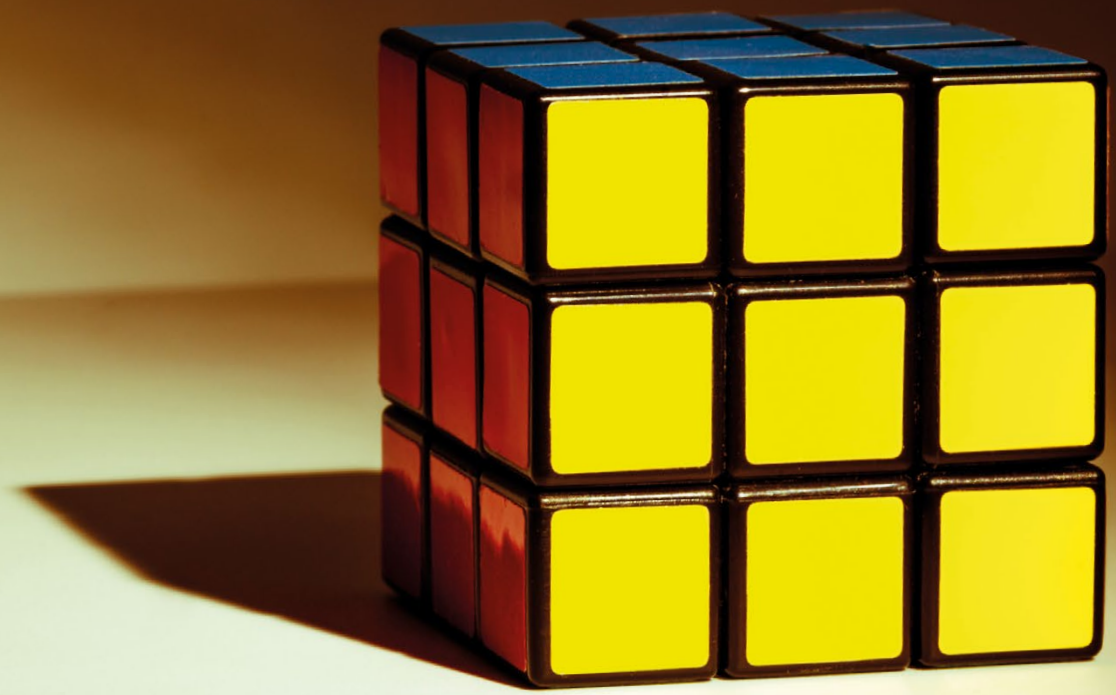
ELIAN HETZER UND **CHRISTOPH VON SCHEURL** | Helaba Invest

Strukturierter KI-Einsatz im Multi-Asset-Management

© Copyright 2026, Absolut Research GmbH. Alle Rechte vorbehalten. Die Vervielfältigung, Veränderung und/oder Verbreitung von Inhalten des Absolut|report ist nur mit schriftlicher Genehmigung der Absolut Research GmbH gestattet.

© neilkendal_iStock

Strukturierter KI-Einsatz im Multi-Asset-Management



© neilkendal_iStock



ELIAN HETZER, CFA
Fondsmanager Multi Asset
Helaba Invest
Frankfurt am Main



CHRISTOPH VON SCHEURL CFA
Head of Multi Asset
Helaba Invest
Frankfurt am Main

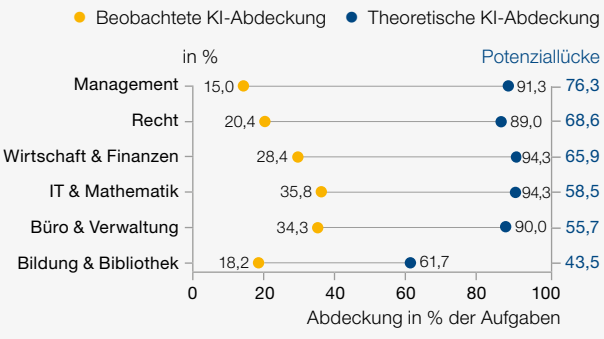
Asset Management ohne Einsatz von Künstlicher Intelligenz ist inzwischen kaum denkbar. Dennoch unterscheiden sich die Ansätze. Elian Hetzer und Christoph von Scheurl, Helaba Invest, gehen auf die Frage ein, wie KI im Multi-Asset-Management sinnvoll in Investmentprozesse integriert werden kann. Sie skizzieren organisatorische Voraussetzungen und Gestaltungsoptionen für eine wirkungsvolle Umsetzung.

Einleitung

Als die Norges Bank Investment Management (NBIM) sich das Ziel setzte, durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) 20 % effizienter zu werden, suchte der Staatsfonds Norwegens zunächst nach dem einen großen Anwendungsfall. Nach Interviews mit Führungskräften und mehreren Workshops standen 171 Projekte auf der Liste – aber kein einzelner dominanter Use Case. Diese Beobachtung beschreibt die Herausforderung, vor der die Industrie steht: Entscheidend ist nicht die eine Anwendung, die Investmentteams grundlegend verändert, sondern die Frage, welche Tätigkeiten sich mit KI besser strukturieren, beschleunigen oder teilweise automatisieren lassen – und wo menschliches Urteil unverzichtbar bleibt.

Das Potenzial für den Einsatz in der Finanzindustrie ist groß, wie eine Studie des KI-Anbieters Anthropic zeigt. **ABBILDUNG 1** illustriert, dass für zentrale Aufgabenfelder des Asset Managements – etwa IT & Mathematik, Wirtschaft oder Management – ein hohes KI-Abdeckungspotenzial besteht.

1 Auswirkung von KI auf den Arbeitsmarkt



Quelle: Anthropic (2026): Labor market impacts of AI; Auswahl markierter Kategorien, Werte gerundet

Dies überrascht wenig: Multi-Asset-Fondsmanagement verbindet informationsintensive Analyse mit diskretionärer Einschätzung, wählt Umsetzungswege von Einzeltiteln bis Fonds oder Derivaten und steuert Portfolios unter individuellen Mandats- und Risikovorgaben. Viele der dafür erforderlichen Arbeitsschritte sind bereits daten- und systemgestützt. Gleichzeitig wird bisher nur ein Teil des KI-Potenzials ausgeschöpft. Praktische Erfahrung legt nahe, dass sich dieses am besten schrittweise und dezentral in kleinen Teams erschließen lässt.

Strategisch relevant wird diese Entwicklung durch anhaltenden Margendruck und steigende Anforderungen. Dabei entwickelt Multi-Asset-Management sich zunehmend zu einer Orchestrierungsaufgabe, in der Fondsmanager wachsende Informationsmengen verdichten und mehr Analysen, Entscheidungen und Mandate verantworten müssen. Der Wettbewerb verschiebt sich deshalb nicht primär in Richtung „KI-Alpha", also autonomer Investmententscheidungen, sondern hin zu Qualität und Skalierbarkeit der Investmentprozesse: wie gut, wie häufig und wie breit sich vorhandenes Investmenturteil anwenden lässt. KI kann dabei Daten- und Prozesslücken schließen und diese Reichweite erhöhen – gerade kleinere Teams decken so größere Research- und Mandatsspannen ab. Ebenso wichtig sind fortlaufende Feedbackschleifen, mit denen Manager aus vergangenen Entscheidungen lernen: KI wird zum Prozess- und Lernverstärker.

Dieser Beitrag entwickelt eine Wirkungs- und Integrationsmatrix zur Einordnung unterschiedlicher KI-Anwendungen, beschreibt die Voraussetzungen für eine dauerhafte Verankerung und zeigt ihre Anwendung anhand konkreter Beispiele. Abschließend wird aus Managementsicht eine Einschätzung gegeben, welche organisatorischen Voraussetzungen erforderlich sind und welchen Beitrag die Digitalisierung bereits zu Produktivität und Qualität geleistet hat.

1 Ordnungsraster für den KI-Einsatz

Die eingangs beschriebene Erfahrung der Norges Bank ist wenig überraschend: Asset Management arbeitet bereits stark technologie- und datenbasiert. Der zusätzliche Hebel liegt daher selten in einem einzelnen großen Anwendungsfall, sondern in vielen kleineren Verbesserungen, die mithilfe von KI in bestehende Prozesse eingewoben werden können. Gerade diese Vielzahl möglicher Anwendungen erfordert ein systematisches Ordnungsraster.

Technische Machbarkeit oder erwartete Zeitersparnis sind keineswegs die einzigen beiden Beurteilungskriterien. Ebenso entscheidend ist, welchen Wertbeitrag eine Anwendung leistet und wie tief sie in den Investmentprozess integriert werden kann. Grundlage ist die in ABBILDUNG 2 dargestellte Wirkungs- und Integrationsmatrix. Der Begriff KI wird dabei breit interpretiert und umfasst neben generativen Sprachmodellen auch maschinelles Lernen und agentenbasierte Verfahren.

Wirkungs- und Integrationsmatrix

Das Framework ordnet KI-Anwendungen entlang zweier Dimensionen ein. Die erste beschreibt ihre Wirkung: KI kann operative Arbeit entlasten, etwa bei der Datenaufbereitung oder Monitoring-Workflows. Ebenso kann sie die Entscheidungsqualität schärfen, beispielsweise durch strukturierte Gegenargumente, um den Entscheidungsrahmen zu prüfen, oder durch Post-Mortem-Betrachtungen bereits getroffener Entscheidungen.

Die zweite Dimension beschreibt den Integrationsgrad. Dieser reicht von der punktuellen, fallbezogenen und menschlich geführten selektiven Nutzung bis zur dauerhaften Verankerung in wiederholbaren und prozessual gesteuerten Arbeitsabläufen. Aus diesem Schema leiten sich vier Anwendungsfelder ab:

- Alltägliche Arbeitserleichterung: KI unterstützt fallbezogen bei Routineaufgaben, etwa Erstellung von Meeting Memos oder Code-Reviews. Die Nutzung ist niedrigschwellig und anwendergesteuert.
- Skalierter Workflow: Beschleunigung oder Automatisierung wiederkehrender Abläufe, beispielsweise Datenaufbereitung, Reporting-Pipelines oder Analysetools, wie das später besprochene ETF-Selektion-Tool. Die Basis bilden explizite Prozesse, die kontrolliert und digital übersetzt werden können.
- Kontrollierte Entscheidungshilfe: Fallbezogene Überprüfung von Annahmen und Ergebnissen, z. B. durch Entwicklung von Gegenargumenten, um „blinde Flecken“ sichtbar zu machen. Die Beurteilung und Entscheidung obliegen dem Nutzer.
- Lernender Prozess: Feedbackschleifen werden systematisch im Investmentprozess verankert, etwa durch standardisierte ex-Post Investment-Reviews. Ziel ist es, Lernzyklen zu verkürzen und die Entscheidungsqualität des Teams kontinuierlich zu verbessern.

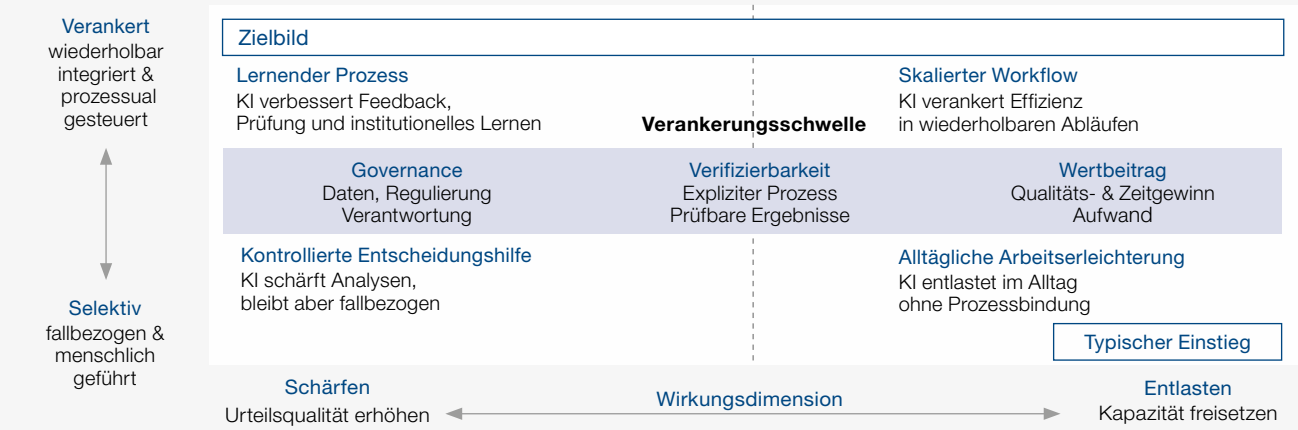
Der typische Einstieg liegt unten rechts bei der punktuellen Arbeitserleichterung. Strategisch skalierbar wird KI jedoch in der oberen Hälfte der Matrix: Der skalierte Workflow erhöht Geschwindigkeit und Prozessreichweite; der lernende Prozess stärkt Reflexion und institutionelles Lernen. Priorisiert werden Anwendungen, die sich nachvollziehbar in Arbeitsabläufe einbetten lassen und einen Wertbeitrag leisten.

Schwelle zur Verankerung von Prozessen

Nicht jede nützliche Anwendung kann oder sollte dauerhaft in den Investmentprozess eingebunden werden. Voraussetzung ist zunächst ein hinreichend digitaler Prozess, in dem Datenzugänge, Prozesslogik und Kontrollpunkte klar strukturiert sind. Darüber hinaus sind drei Kriterien entscheidend:

- Governance betrifft die zulässige und kontrollierbare Nutzung von Daten und Modellen sowie die klare Zuordnung von Verantwortung und menschlicher Freigabe.
- Verifizierbarkeit verlangt, dass Prozess und Ergebnis ausreichend explizit und überprüfbar sind.
- Wertbeitrag prüft, ob Zeit- oder Qualitätsgewinn die Implementierungs- und Betriebskosten rechtfertigen.

2 Wirkung vs. Verankerung von KI-Tools im Multi-Asset-Management



Quelle: eigene Darstellung

Das Framework zeigt, welche Anwendungen bewusst selektiv bleiben und welche sich als wiederholbarer und weitgehend automatisierbarer Baustein im Multi-Asset-Prozess verankern lassen. Die folgenden Beispiele zeichnen diese Entwicklungswege nach: Zwei hauseigene Anwendungsfälle zeigen, wie eine konkrete Umsetzung gestaltet werden kann; öffentlich dokumentierte Anwendungen ergänzen das Bild um die Bandbreite möglicher KI-Lösungen im Asset Management. Dabei sind diese Fälle nicht als Technologie-Momentaufnahme gedacht, sondern mehr als übertragbares Vorgehensmodell.

2 Beispiele

2.1 ETF-Auswahl: Vom Piloten zum skalierten Workflow

Das erste Beispiel zeigt, wie sich die regelmäßige Überprüfung und Auswahl von ETF-Bausteinen innerhalb einer Multi-Asset-Strategie als skalierter Workflow verankern lässt. Der Fall eignet sich als niedrigschwelliges Pilotprojekt, da der Analyseprozess geregelt, dokumentiert und weitgehend datenbasiert ist. Zudem sind die drei Verankerungskriterien erfüllt: geringe Governance-Risiken (keine Kundendaten, kein kritisches Prozesswissen), nachvollziehbare Ergebnisse, messbar positiver Wertbeitrag.

Das Selektionstool wählt für eine gewünschte Exponierung die drei am besten geeigneten ETFs aus und strukturiert damit den Weg zur Auswahlentscheidung. Vereinfacht dargestellt durchsucht es zunächst das Anlageuniversum nach passenden Instrumenten, prüft quantitative, qualitative und operative Merkmale und wertet abschließend die Ergebnisse anhand definierter Kriterien aus. Das Resultat ist eine begründete Entscheidungsvorlage, die das Team prüft, schärft und freigibt.

Umsetzung

ABBILDUNG 3 zeigt Ablauf und Umsetzung. Die ETF-Suche wird über Python orchestriert, das die KI-Agenten über API-Schnittstellen aufruft und deren Antworten strukturiert in den Workflow zurückführt. Zu Beginn wird die Suchanfrage gemeinsam mit den dokumentierten Auswahlkriterien an den Selektionsagenten übergeben; die hinterlegte Suchlogik wird dafür vorab automatisiert in Markdown umgewandelt – ein Zwischenschritt, der die Token-Nutzung senkt und die Verarbeitung beschleunigt. Der Selektionsagent recherchiert per Websuche geeignete ETFs und liefert seine Vorauswahl als strukturiertes JSON zurück – zur maschinellen Weiterverarbeitung statt interpretationsbedürftigem Freitext. Anschließend wird der Datensatz über eine Schnittstelle mit Marktdaten aus Bloomberg angereichert, um eine belastbare Auswertung der Kennzahlen zu ermöglichen.

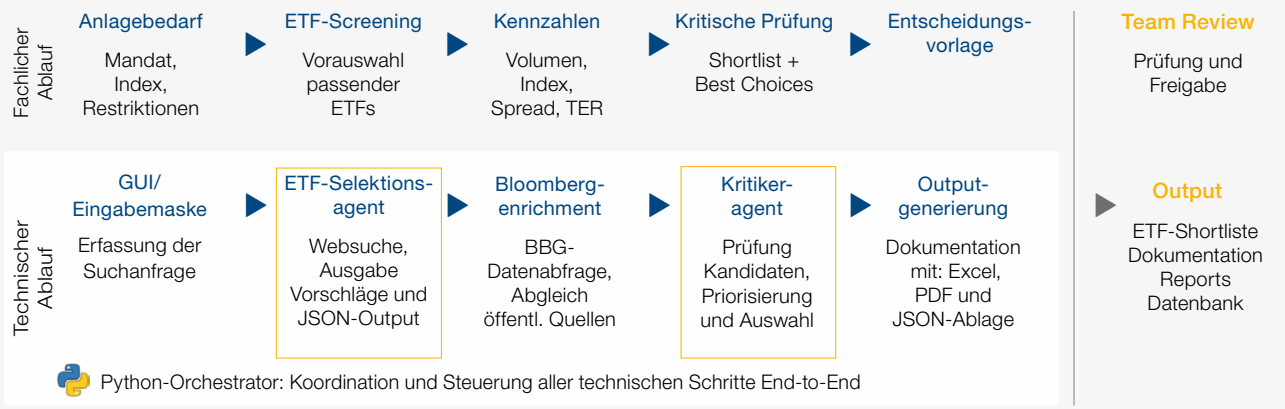
Ein zweiter KI-Agent übernimmt die Rolle des Kritikers: Er prüft die Vorauswahl anhand der angereicherten Daten, weist auf Inkonsistenzen hin und priorisiert bei Bedarf neu. Diese Trennung von Erstellung und Review – ein bewährtes Muster beim Einsatz von Sprachmodellen – schafft einen zusätzlichen Kontrollpunkt im Workflow. Das finale, wiederum als JSON strukturierte Ergebnis überführt der Code in zwei Output-Formate: eine detaillierte Excel-Datei mit allen Datenfeldern sowie eine PDF-Dokumentation der Auswertung.

Keiner der eingesetzten Bausteine ist neu, der Aufbau ist mit heute verfügbaren KI-Lösungen reproduzierbar. Genau das ermöglichte den pragmatischen Weg: Entstanden als dezentrales Pilotprojekt im Parallelbetrieb zum manuellen Auswahlprozess, wird das Tool für die teamweite Nutzung durch die IT stabil im Firmensystem verankert. Bei über 60 eingesetzten ETFs pro Jahr stellt das bewusst klein gewählte Pilotprojekt eine regelmäßige Überprüfung des gesamten Bestands sicher und spart zugleich rund 20 bis 30 Arbeitstage – Zeit, die nun für tiefere Analysen zur Verfügung steht.

2.2 Digitales Advisory Board: Vorstufe zum lernenden Prozess

Das zweite Pilotprojekt setzt an anderer Stelle der Matrix an: bei der Qualität von Entscheidungen. Multi-Asset-Management deckt eine breite Spanne von Investmententscheidungen ab, von Märkten über Assetklassen bis zu einzelnen Instrumenten. Das Team ist entsprechend spezialisiert; die Experten geben schriftliche Handlungsempfehlungen, die im Komitee geprüft und beschlossen werden.

3 ETF-Workflow: Fachlicher Ablauf und technische Umsetzung



Quelle: eigene Darstellung

Genau hier liegen zwei Schwachstellen: Die Domainexpertise liegt jeweils bei Einzelnen – fundierter Widerspruch fällt den Übrigen schwer. Zudem kann aus Verhaltenssicht Widerspruch mit sozialen Kosten verbunden sein. Beides begünstigt Konsens.[1] Das digitale Advisory Board institutionalisiert den Gegenpart. Im Zielbild ergänzt die Board-Kritik jede geteilte Handlungsempfehlung – für mehr Reflexion und eine kritischere Diskussionskultur.

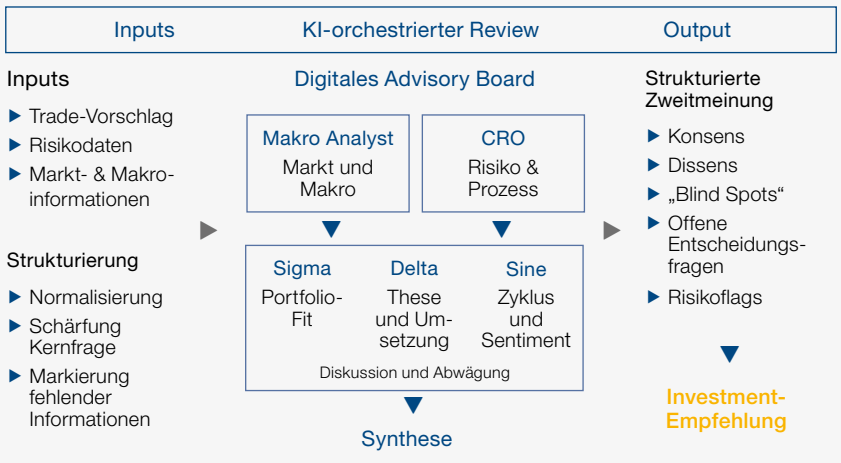
Umsetzung

ABBILDUNG 4 zeigt den Ablauf. Dabei arbeitet das Board mit einer permanenten Wissensbasis und fallspezifischen Inputs. Ein Orchestrator normalisiert den Fall, ergänzt standardisierte Briefings zu Marktumfeld und Portfoliowirkung und übergibt an die drei Advisor. Deren Profile spiegeln die Investmentphilosophie des Teams, verankern aber jeweils andere Prüfaspekte.[2] Geprüft wird in zwei Runden; in der zweiten reagieren die Advisor auf die Argumente der anderen. Die Synthese: ein kritisches Feedback zur Idee, ergänzt um Signposts.

Wie auch das ETF-Tool ist der Fall niedrigschwellig gestartet, als Pilot in einem Custom-GPT. Anders als dort verarbeitet das Board internes Prozesswissen und aktuelle Markteinschätzungen. Der teamweite Einsatz setzt nach den Verankerungskriterien eine abgesicherte Enterprise-Umgebung voraus. Der Reifepfad ist deshalb gestuft: erst der agentische Ausbau, in dem getrennte Agenten aufeinander reagieren, dann der Produktivbetrieb. Bei der Umsetzung ist zu beachten, dass Sprachmodelle zur Zustimmung neigen, trotz verteilter Rollen und dem Auftrag für kritisches Feedback. Im Pilotbetrieb protokollieren wir daher, wie kritisch die Rückmeldungen ausfallen.

Der Wertbeitrag ist die zusätzliche Reflexion im Investmentprozess. Annahmen werden vom Team früher hinterfragt, blinde Flecken seltener übersehen. Der Startpunkt ist bewusst einfach gewählt, die Ausbaustufen sind bereits angelegt; die Grundlagen dafür bestehen mit dokumentierten Handlungsempfehlungen und historischer Performancemessung geschlossener Positionen.

4 Digitales Advisory Board



Quelle: eigene Darstellung

Im nächsten Schritt sollen die Signposts nachgehalten werden: Entwickeln sich die Positionen wie erwartet? Zukünftig werden geschlossene Trades nachbereitet, um Annahmen und Ergebnisse zu überprüfen – Erkenntnisse, die in die Wissensbasis zurückfließen. Wiederkehrende Muster oder ungleiche Ergebnisse zwischen Strategien werden zu Prüffragen der Advisor. Perspektivisch kann das Board auf Basis der Entscheidungshistorie sein Feedback gezielter auf Stärken und Schwächen des Teams zuschneiden. Das Ziel ist ein lernender Prozess, in dem jede geprüfte Entscheidung die Prüfung der nächsten verbessert. Die Endform zeigt das dritte Beispiel.

2.3 KI-Einsatz beim Staatsfonds: die lernende Organisation

Wie vielschichtig solche Ansätze in der Praxis werden, zeigt der norwegische Staatsfonds unter anderem in einer öffentlich zugänglichen Präsentation.[3]

Ein konkretes Research-Beispiel daraus ist die Vorbereitung von Unternehmensgesprächen als Multi-Agenten-Workflow. NBIM führt jährlich mehr als 3.000 Gespräche mit Portfoliounternehmen, deren Vorbereitung rund 10.000 Arbeitsstunden bindet. Im ersten Schritt erstellen Research-Agenten einen Fragenkatalog für den anstehenden Termin, auf Basis interner Investmenthypothesen, bisheriger Gesprächsnotizen und öffentlicher Quellen. Die erste Qualitätskontrolle übernimmt ein nachgelagerter Agent, der auf den besten internen Meeting-Vorbereitungen und der hauseigenen Interview-Methodik trainiert wurde; damit ist der Qualitätsstandard der Organisation im Agenten selbst kodiert. Die inhaltliche Überprüfung und Nachschärfung verbleibt beim Fondsmanager. Möglich war diese Kodierung vor allem, weil die Methodik bereits explizit und dokumentiert vorlag. In einem solchen Fall lohnt der Eigenbau: Eine externe Lösung kann diesen Standard nicht replizieren.

Aufschlussreich ist, wie NBIM diese Entwicklung selbst einordnet: KI war zunächst als Ergänzung etablierter Investmentprozesse eingestuft. Inzwischen verschiebt sich der Nutzen von der Automatisierung („dasselbe schneller") hin zu besserer Arbeit: KI hinterfragt Analysen, liefert Gegenperspektiven und vertieft das Verständnis der Fondsmanager. Der Reifepfad, den die Matrix beschreibt, wird damit nicht nur durchlaufen, sondern bewusst gestaltet – am konsequentesten am Beispiel des Investment Simulators.

Der Simulator analysiert die tatsächlichen Handelsentscheidungen der Fondsmanager und verdichtet sie zu einem Verhaltensprofil: Wer hält Verlierer zu lange, wer verkauft Gewinner zu früh? Der einzelne Manager erkennt so wiederkehrende Muster seines Entscheidungsverhaltens. Mehrere haben laut NBIM ihr Handelsverhalten daraufhin angepasst.[4]

Konsequent weitergedacht wirkt dies auch auf Organisationsebene: Umsetzung und Positionsgrößen ließen sich

an gemessenen Stärken ausrichten, die überzeugendsten Ideen gezielt verstärken – Kapitalallokation entsprechend Track Record. Der Simulator ist zudem in zwei aufeinanderfolgenden Strategieplänen[5] des Fonds verankert, als Instrument, um systematisch aus Fehlern zu lernen und um eine Kultur zu fördern, in der Manager konträr agieren. Die Nachbereitung einzelner Entscheidungen wird damit zum verankerten Lernprozess, dem Zielpunkt des Reifepfads.

3 Organisatorische Verankerung

Über alle drei Beispiele hinweg entsteht Qualität nach demselben Muster: durch explizite Abläufe, einen strukturierten zweiten Blick und klar zugeordnete menschliche Verantwortung. Der Engpass ist selten das KI-Modell, sondern die Fähigkeit, Wissen, Daten und Kontrollpunkte in wiederholbare Prozesse zu übersetzen. Genau hier liegen die organisatorischen Stellhebel:

Die erste Voraussetzung ist ein digital gedachter Prozess. Wo Abläufe historisch gewachsen sind, beginnt die Optimierung mit einer klaren Prozessbeschreibung: Sie macht sichtbar, welche Schritte Optimierungspotenzial bieten.[6] Nicht selten ist die Verbesserung keine eingebettete KI-Anwendung. Oft genügen eine kleine Softwarelösung, eine Schnittstelle oder ein einheitliches Datenformat – entwickelt mit KI-Unterstützung, etwa in einer KI-Code-Umgebung. Nicht jedes Problem, das nach KI aussieht, braucht eine dauerhafte KI-Einbettung.

Die zweite und zentrale Voraussetzung ist das Betriebsmodell: dezentrale Entwicklung, zentrale Befähigung. Der eine große Anwendungsfall ist selten; meist werden viele kleine Verbesserungen in bestehende Abläufe eingewoben. Sie entstehen am besten dort, wo das Prozesswissen liegt: in den Teams. Die Organisation stellt Werkzeuge und Daten bereit, ermöglicht Zeiträume zum Experimentieren und sorgt für Weiterbildungen. Ein klarer Governance-Rahmen legt fest, was erlaubt ist. Im regulierten Umfeld ist das keine Einschränkung, sondern Voraussetzung für Geschwindigkeit. Bewähren sich Piloten, unterstützt die IT dabei, sie in robuste Produktionsprozesse zu überführen.

Drittens braucht es eine modulare Architektur, die Daten, klassische Berechnungsprogramme und unterschiedliche KI-Modelle verbindet. Nicht jede Aufgabe erfordert das leistungsfähigste Modell: Günstigere Modelle können einfache Strukturierungsaufgaben übernehmen, während Berechnungen weiterhin etwa in Python oder R erfolgen. Da sich Preise und Modellgenerationen schnell verändern, sollten eigene Daten und Prozesslogik erhalten und einzelne Komponenten austauschbar bleiben.

Die Wirkung digitaler Investmentprozesse ist bereits messbar: In unserer internen Betrachtung liegt der manuelle Aufwand je Multi-Asset-Mandat rund ein Drittel niedriger als vor drei Jahren; vor allem durch Prozessdigitalisierung, auf der KI-Workflows nun aufsetzen können. NBIM hat sich zum Ziel gesetzt, seine manuellen Prozesse bis Ende 2028 zu halbieren.[7] Entscheidend ist jedoch nicht die Zeitersparnis allein. Die freiwerdende Kapazität ermöglicht breiteres Research, eine tiefere Mandatsbetreuung und mehr Zeit für kritisches Urteil. Damit verändert sich auch das Rollenbild des Multi-Asset-Fondsmanagers: Fachwissen bleibt die Grundlage, ergänzt um die Fähigkeit, eine breitere Aufgabenspanne zu koordinieren und Ergebnisse kritisch zu prüfen.

Fazit

Die vorgestellte Matrix beschreibt einen Reifepfad: von der punktuellen Arbeitserleichterung über skalierte Workflows hin zu lernenden Prozessen. Effizienz ist auf diesem Weg Zwischenstation, nicht Ziel.

Für das Multi-Asset-Management ist dieser Pfad besonders relevant, weil das Geschäft im Kern eine Orchestrierungsaufgabe ist: Research, Allokation, Bausteinauswahl, Umsetzung und Risikomanagement sind über zahlreiche individuelle Mandate hinweg – in unserem Bereich mehr als 70 – konsistent zu steuern. KI erhöht Breite, Frequenz und Konsistenz dieser Orchestrierung. Teams mit expliziten Prozessen können bei gleicher Größe eine breitere und tiefere Coverage wirtschaftlich darstellen. Für Kunden bedeutet das eine kontinuierlichere Betreuung ihrer Portfolios, eine konsistentere Umsetzung – und mehr Zeit der Fondsmanager für das, was nicht delegierbar ist: Urteil.

Am Ende steht kein automatisierter, sondern ein lernender Investmentprozess: Entscheidungen werden besser vorbereitet, systematischer hinterfragt und konsequenter nachbereitet. Der Zugang zu leistungsfähigen Modellen wird zunehmend zum Standard. Der Wettbewerbsvorteil liegt deshalb in der Fähigkeit, Technologie, Daten, Prozesse und Investmentdenken zu einem überprüfbaren Ganzen zu verbinden – und menschliches Urteil damit nicht zu ersetzen, sondern wirksamer einzusetzen.

Fußnoten

1) Scherer (2024), Bär/Kempf/Ruenzi (2011)
2) Hu/Rostami/Thomason (2026)
3) NBIM (2026)
4) Top1000funds (2025)
5) NBIM (2025)
6) McKinsey, QuantumBlack (2025)
7) NBIM (2026)

Literatur

Anthropic (2026): Labor market impacts of AI: A new measure and early evidence

Bär, M. / Kempf, A. / Ruenzi, S. (2011): Is a team different from the sum of its parts? Evidence from mutual fund managers, Review of Finance 15(2), 359–396.

Hu, Z. / Rostami, M. / Thomason, J. (2026): Expert Personas Improve LLM Alignment but Damage Accuracy: Bootstrapping Intent-Based Persona Routing with PRISM, arXiv:2603.18507

McKinsey, QuantumBlack (2025); One year of agentic AI: Six lessons from the people doing the work.

Norges Bank Investment Management (2025): Strategy 25: Close-out report

Norges Bank Investment Management (2025): Strategy 28

Norges Bank Investment Management (2026): How we use AI in practice, AI summit

Scherer, B. (2024): Optimal design of investment committees, Journal of Asset Management 25; 129-135

Top1000funds.com (2025): How NBI M spots portfolio managers' biases using AI

05|2026

Absolut report

Neue Perspektiven für institutionelle Investoren



artikel

Zinssensitivität von Aktien und Auswirkungen auf die Asset-Allokation
OLEG SCHANTORENKO | DJE Kapital

Schuldenzyklus 2036
DR. VIKTORIA-SOPHIE WENDT | Warburg Invest

Portfoliosteuerung über das OCIO-Modell
DR. LARS EDLER, MIRKO ENGELS | Apo Asset Management

REITs
JOHN VOJTICEK, ANNIE DEL GIUDICE, REECE PORICH | DWS

Strukturierter KI-Einsatz im Multi-Asset-Management
ELIAN HETZER, CHRISTOPH VON SCHEURL | Helaba Invest

Wahlprognosen und Anlageentscheidungen
MATUS MRAZIK | Jupiter Asset Management DR. JONATHAN KATZ | Caltech

Impact Investing
PETER A. FANCONI, MICHAEL WEHRLE, TAHMINA THEIS | Blue Orchard

Evergreen Fonds
FRANCIS KASS, NICOLAS BOUVERET | Arendt & Medernach

kommentare

Paul Moghtader
Lazard Asset Management

Robert van Kleeck
Assenagon

kompakt

Prof. Dr. Yvonne Brückner
ResFutura

Vanessa Bolmer
WWF Deutschland

Transforming Performance: Log-in versus Lock-in
Private Equity im Epochenbruch

drei fragen an

Karsten Abromeit
Provinzial Asset Management

Integration von Immobilien in ein Versicherungsportfolio

WEB_AA

Jetzt kostenlos anfordern! Printausgabe

Absolut research