

Juli 2023

Diese Marketing-Anzeige ist ausschließlich für die Verwendung durch professionelle Anleger in Deutschland, Österreich und der Schweiz.



Ashley Oerth, CFA
Senior Investment
Strategy Analyst
Investment Thought
Leadership



Cyril Birks
Global Thought
Leadership Intern
Investment Thought
Leadership

In Silico ist eine mehrteilige Artikelreihe zum Thema künstliche Intelligenz (KI), die Einblicke in die wirtschaftlichen und finanziellen Auswirkungen der KI und ihre Rolle als Treiber des Wandels gibt.

Dies ist der zweite Artikel einer neuen Beitragsreihe, in der wir uns mit der explosionsartigen Zunahme des Interesses an künstlicher Intelligenz (KI) in diesem Jahr befassen, die Auswirkungen der KI auf unsere heutige Wirtschaft beleuchten und einen genaueren Blick auf die Innovationen werfen, die sich seit Jahrzehnten direkt vor unserer Nase abspielen. Ein Gastbeitrag unseres Strategie-, Innovations- und Planungsteams zeigt auf, wie KI bei Invesco schon heute zum Einsatz kommt.

Künftige Artikel werden sich eingehender mit den wirtschaftlichen, finanziellen und sozialen Auswirkungen von generativer KI und Robotik befassen. Dabei werden wir jeweils Anlagechancen hervorheben, um Investoren einen umfassenden Überblick über das Anlagethema zu geben.

Angesichts des diesjährigen KI-Rauschs ist die Versuchung groß, alles KI zu nennen, was auch nur im Entferntesten an künstliche Intelligenz erinnert. Sicherlich lässt sich mit dem KI-Hype Geld machen – entscheidend ist aber letztlich der wahre Wert der KI-Technologien. Um diesen zu ergründen, werfen wir in diesem Artikel einen Blick zurück auf die stille Revolution der KI, die direkt vor unserer Nase stattgefunden hat. Wir erläutern, was maschinelles Lernen und Deep Learning sind, und schaffen damit die Grundlagen für ein kontextbezogenes Verständnis der ‚generativen‘ KI, mit der wir uns im dritten Teil unserer Serie befassen werden.

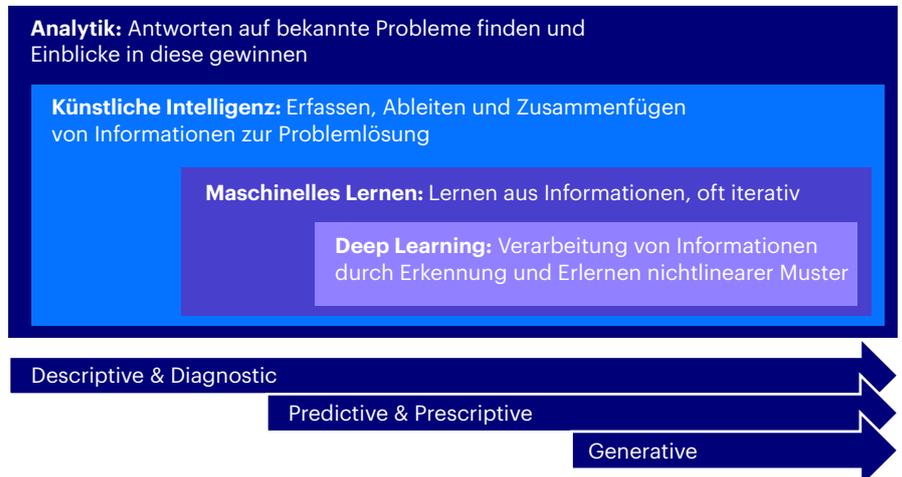
Von der Mathematik zu denkenden Maschinen

Die KI hat ihren Ursprung in der Mathematik, mit der wir die Realität anhand von Zeichen und Symbolen beschreiben und die physische und soziale Welt in eine gemeinsame Sprache umwandeln, die manipuliert und systematisch analysiert werden kann. Mit Hilfe der Mathematik können wir nicht nur die Größe einer Stadt darstellen, sondern auch die Beziehungen zwischen den einzelnen Personen durch Gleichungen und Funktionen.

Die Statistik wiederum stellt uns Methoden und Verfahren zur Analyse und Interpretation von Daten zur Verfügung, die es uns ermöglichen, die Variabilität und Ungewissheit unserer Welt zu beschreiben und vorherzusagen. Die Statistik gibt uns Methoden an die Hand, mit denen wir Regeln ableiten oder kontrafaktische Analysen durchführen können.

Abbildung 1

Künstliche Intelligenz und ihre Teilbereiche



Quelle: Invesco. Nur zur Illustration.

In Verbindung mit computergestützten Algorithmen wird die Statistik zur Datenwissenschaft, einem angewandten und interdisziplinären, wenn auch formal nicht klar definierten, Fachgebiet. Die Datenwissenschaft legt den Schwerpunkt auf praktische, reale Auswirkungen und ist für die Statistik das, was das Ingenieurwesen für die Physik ist.

Im Kern geht es bei der KI darum, eine Funktion der menschlichen Intelligenz nachzuahmen, zum Beispiel die Verarbeitung von Daten oder das Treffen von Entscheidungen. KI umfasst maschinelles Lernen und wird weitgehend durch dieses definiert. Maschinelles Lernen oder Machine Learning (ML) ist ein Teilgebiet der Datenwissenschaft, das computergestützte Algorithmen verwendet, die mit der Zeit immer besser werden („lernen“). Diese schrittweise Verbesserung ist das Ergebnis eines Algorithmus, der sich mit neuen Daten selbst aktualisiert. Ein einfaches, häufig angeführtes Beispiel für maschinelles Lernen ist eine Regression, aber es gibt auch weitaus komplexere Beispiele für iterative Verbesserungen auf der Grundlage eines Algorithmus. Deep Learning, ein weiteres Teilgebiet des maschinellen Lernens, verwendet „neuronale Netze“, um komplexe Muster in Daten zu verstehen, indem es Zusammenhänge abstrahiert und diese im Laufe der Zeit schrittweise erlernt. Es eignet sich besonders für die Verarbeitung „unstrukturierter“ Daten, ist jedoch sehr rechenintensiv und erfordert in der Regel eine erhebliche Komplexität, um brauchbare Ergebnisse zu erzielen. Viele der spannendsten KI-Entwicklungen, die wir in diesem Beitrag näher beleuchten, haben ihren Ursprung im Deep Learning.

Kommerzielle Machine Learning-Anwendungen

Während sich einfache Algorithmen auf eine sehr enge Klasse von Problemen konzentrieren können, beschreibt maschinelles Lernen Algorithmen, die in einem sehr unterschiedlichen Kontext funktionieren und sich mit „Erfahrung“ anpassen können. Wir erläutern dies anhand mehrerer Beispiele für maschinelles Lernen und ihren kommerziellen Anwendungen.

- **„Überwachtes“ maschinelles Lernen** wird verwendet, wenn bekannt ist, mit welchen Arten von Eingaben und Ausgaben man zu tun hat. Beispielsweise könnte man eine Regression verwenden, um herauszufinden, wie lange ein Kurier bei bestimmten Straßen- und Verkehrsbedingungen sowie Höchstgeschwindigkeiten für den Transport einer bestimmten Warensendung benötigt. Überwachtes maschinelles Lernen hilft uns, konkrete Fragestellungen zu beantworten: „Wie sagen mehrere Variablen X voraus?“
- **„Unüberwachtes“ maschinelles Lernen** wird verwendet, wenn die Eingaben nicht mit einem bestimmten Label klassifiziert werden und das Modell dann die Muster und Zusammenhänge innerhalb dieses Datensatzes erlernt. Beispielsweise könnte man jede Menge Informationen dazu haben, wie Kunden die eigene Website für das Online-Shopping nutzen, aber nicht wissen, was für Kunden man hat. Eine nicht überwachte ML-Lösung wird keine demografischen Informationen über Kunden liefern, könnte die Kunden jedoch grob in Kundensegmente für weitere manuelle Analysen einteilen. Man könnte diese Segmente dann anhand der Merkmale der einzelnen Cluster kennzeichnen und diese Daten für „überwachte“ ML-Ansätze nutzen, um Szenarien zu prognostizieren. Unüberwachte ML-Ansätze können auch dafür verwendet werden, Marketingstrategien für bestehende Kunden auf der Grundlage von Informationen zu ähnlichen Kunden zu entwickeln, oder sogar für komplexere Dinge wie die Modellierung von Krankheiten oder die Überwachung von Symptomen.
- **„Reinforcement Learning“** ist eine Form des maschinellen Lernens, bei der ein Computer lernt, eine Aufgabe durch wiederholte Trial-and-Error-Interaktionen mit einer dynamischen Umgebung auszuführen. Es wird verwendet, wenn ein bestimmtes Ergebnis angestrebt wird, sich dieses jedoch nicht definieren lässt und keine große Menge an Trainingsdaten verfügbar ist. Dieser Ansatz eignet sich für Fälle, in denen der Grundsatz „je größer die Zahl, desto besser“ gilt. Beispielsweise kommt er häufig bei Inhaltsempfehlungen – einschließlich Video- und Musikstreaming und Social Media Feeds – zum Einsatz. Neuen Nutzern einer Plattform wird eine Vielzahl allgemeiner Optionen angeboten. Wenn Nutzer mit Inhalten interagieren, werden ihre Interaktionsdaten analysiert und als Grundlage für die Empfehlung neuer Inhalte verwendet. Im Laufe von möglicherweise mehreren Tausend Interaktionen passt sich ein ML-Algorithmus an den Nutzer an und empfiehlt die Inhalte, die das gewünschte Nutzerverhalten am besten auslösen – sei es, dass dieser mehr Produkte kauft, mehr Zeit auf der Plattform verbringt oder Inhalte teilt. Ein einfacher ML-Algorithmus kann anhand von expliziten Interaktionen des Nutzers lernen, zum Beispiel anhand der „Likes“ eines Songs oder Beitrags. Ein ausgefeilter ML-Algorithmus dagegen kann eigene Kriterien für das Lernen anhand von Korrelationen zu gewünschten Verhaltensweisen generieren, die er während der Interaktionen berechnet. Bemerkenswert ist dabei, dass es keinen Entwickler gibt, der den Algorithmus verfeinert – stattdessen wird die Trainingsarbeit an den Nutzer ausgelagert.

Suchmaschinen sind ein weiterer geläufiger Anwendungsfall für das maschinelle Lernen. Früher (genauer gesagt vor gerade einmal zehn Jahren) waren Suchergebnisse das Produkt einer enormen Codebasis mit Hardcode-Regeln. Wenn ein Nutzer nach einem Begriff suchte, gab es eine vorgegebene Ausgabe für diesen Begriff. Im Online-Slang setzte sich der direkt von der Kampfsportart Kung Fu abgeleitete Begriff „Google Fu“ für Personen durch, die ein Händchen dafür hatten, Suchbegriffe zu verwenden, die jedes

Mal das richtige Ergebnis lieferten, anstatt eine Vielzahl allgemeiner Ergebnisse, die die richtige Antwort enthalten konnten. Von den meisten von uns vermutlich unbemerkt, sind die Suchmaschinen seither erheblich besser geworden. Das maschinelle Lernen ermöglicht adaptive Suchergebnisse, die das vom Nutzer gewünschte Suchergebnis auf der Grundlage des Nutzerverhaltens und anderer Kontextinformationen wie Standort, Tageszeit, frühere Suchanfragen, aktuell häufig verwendete Suchbegriffe oder aktuelle Nachrichten vorhersagen. Das maschinelle Lernen hat die Prognosefähigkeit von Suchmaschinen erheblich verbessert und ist gleichzeitig ein einfacherer Codierungsansatz, da keine vordefinierte Antwort auf jede mögliche Eingabe erforderlich ist.

Nachdem das maschinelle Lernen über viele Jahre eine gut strukturierte und saubere Datengrundlage erforderte, wurden in den vergangenen zehn Jahren sogenannte Deep Learning-Methoden entwickelt, für die dies nicht mehr so wichtig ist.

Vielschichtige Komplexität

Deep Learning ist ein Teilbereich des maschinellen Lernens, der in den 2010er Jahren an Bedeutung gewann und sich gut für die Arbeit mit unstrukturierten Daten eignet (z. B. Bilder, Ton und andere Daten, die nicht in typischer Tabellenform vorliegen). Deep Learning arbeitet mit riesigen Datensätzen, die häufig groß und komplex genug sind, um als ‚Big Data‘ eingestuft zu werden. Zur Analyse dieser großen Datensätze verwendet Deep Learning ‚neuronale Netze‘, um komplexe Muster in Daten zu erkennen, indem Zusammenhänge abstrahiert und im Laufe der Zeit schrittweise erlernt werden.

Die für Deep Learning verwendeten neuronalen Netze sind ‚tief‘, weil sie mehrere ‚versteckte Schichten‘ (‚Hidden Layers‘) zwischen Eingangs- und Ausgangsschicht (‚Input Layer‘ und ‚Output Layer‘) aufweisen.¹ Deep Learning hat viele weitere interessante Anwendungsfälle für KI erschlossen – von der Spracherkennung und Sprachverarbeitung bis hin zur Bild- und Videoverarbeitung.

Wie bei anderen Formen des maschinellen Lernens kann auch bei Deep Learning zwischen zwei großen Modellen unterschieden werden: diskriminativen und generativen Modellen. Bei diskriminativen KI-Modellen geht es darum, Daten in Kategorien einzuteilen und vorauszusagen, wie x-Werte das Ereignis y voraussagen. (Ein gängiges Beispiel hierfür ist die logistische Regression). Ein generatives Modell hingegen beschreibt die Wahrscheinlichkeitsverteilung, die einen Zielwert erzeugt hat. (Ein Beispiel dafür ist das Bayes-Theorem.) Deep Learning ist besonders für generative Aufgaben relevant, da es das Lernen solcher Verteilungen durch eine Vielzahl nichtlinearer Abstraktionen ermöglicht. Damit werden wir uns in Teil III unserer In Silico Reihe näher beschäftigen.

Es gibt zwei Hauptarten von neuronalen Netzen:

- **Convolutional Neural Networks (CNNs, im Deutschen ‚gefaltete neuronale Netze‘)** sind eine besondere Form der künstlichen neuronalen Netze, die sich aus verschiedenen Schichten zusammensetzen und in der Lage sind, in den Eingabedaten einzelne Merkmale zu erkennen und zu extrahieren. Sie funktionieren ähnlich wie das Nachhallen eines Tons in einem Raum. Wer schon einmal an einem Ort mit einem so starken Widerhall war, dass die eigene Stimme eine Ablenkung war, hat erlebt, wie ein Klang durch einen anderen Klang verändert wird – Faltung hilft uns, derartige Situationen zu beschreiben. Faltungen werden verwendet, um zu verstehen, wie ein Merkmal durch ein anderes verändert wird, und in CNNs helfen sie bei Aufgaben wie der Objekterkennung in Bildern, wobei jede Schicht eines CNN eine höhere Komplexität und Detailabstraktion ermöglicht.

CNNs sind unverzichtbar für Bildverarbeitungs- und Bildtechnologien, die wir fast täglich nutzen, wie z. B. Bildvergrößerung, Bildverbesserung, Rauschunterdrückung, Videostabilisierung und Gesichtserkennung. Wer ein Telefon besitzt, einen Computer benutzt, 1080p-Inhalte auf einem 4k-Bildschirm ansieht, Videos streamt oder Videospiele spielt, nutzt diese Technologien wahrscheinlich, ohne es zu merken. Es handelt sich dabei um Basistechnologien, die in zunehmendem Maße auf KI-Systemen der einen oder anderen Art basieren und enorme, aber kaum bemerkte Verbesserungen der Lebensqualität und der Benutzerfreundlichkeit mit sich bringen.

- **Rekurrente neuronale Netze (RNNs)** sind neuronale Netze, die sich am besten für Zeitreihen oder ähnliche sequenzielle Daten eignen. RNNs verwenden Rückkopplungsschleifen, um zu verstehen, wie abhängige Beziehungen die Ausgangswerte im Laufe der Zeit verändern. Ein bekanntes Beispiel ist die Fibonacci-Folge, bei der jede Zahl von den beiden vorhergehenden abhängt. Es gibt jedoch auch viele andere Rückkopplungen mit komplizierteren Gleichungen.

Rückkopplungen werden in der Makroökonomie zur Modellierung der Wirtschaft verwendet, in der Regel zur Schätzung aktueller unbekannter Werte unter Verwendung nachlaufender Variablen wie dem Verbraucherpreisindex. Bei RNNs kann der gleiche Ansatz für die Vorhersage von Text und Sprache verwendet werden. Die Sprache folgt Regeln, die mitbestimmen, wie ein Satz nach den ersten Wörtern unserer Ansicht nach enden wird. Je näher das Ende eines Satzes rückt, desto geringer ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein bestimmtes Wort auftaucht. Das gleiche gilt für Zeitreihen, bei denen unsere

Gewissheit über einen unbekanntem Wert zu einem bestimmten Zeitpunkt in der Zukunft zunehmen kann, je näher dieser Zeitpunkt rückt. RNNs sind für diese Anwendungsfälle konzipiert.

Bereits allgegenwärtig: KI in der heutigen Wirtschaft

Die künstliche Intelligenz prägt unsere Welt bereits auf vielfältige Weise – durch die Empfehlung oder Überwachung von Inhalten, Werbung, Signalerzeugung, das Herausfiltern von Störgeräuschen, Spamfilter, Betrugsprävention, die Erkennung von Cybersecurity-Bedrohungen, Sprachassistenten, Gesichtserkennung, Routenplanung, optimierte Mitfahr-Apps, Computergegner in Videospielen und vieles mehr – und diese stille Revolution vollzieht sich seit vielen Jahren unbemerkt vor unseren Augen.

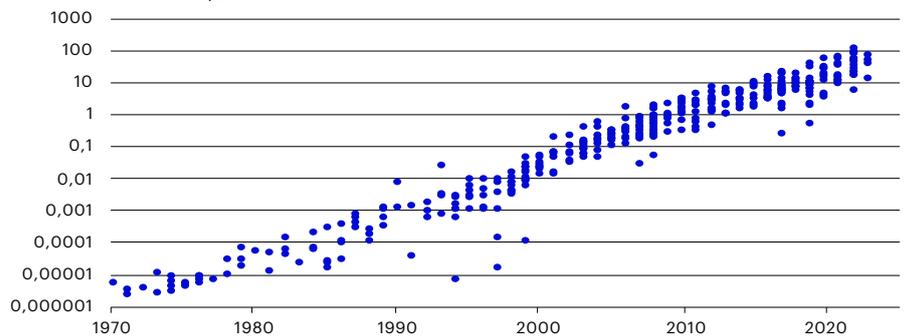
Seit 2017 ist der Anteil der Unternehmen, die in mindestens einer Geschäftseinheit oder Funktion KI einsetzen, laut einer McKinsey-Studie² von 20% auf 50% gestiegen und lag in den Jahren 2020 bis 2022 zwischen 50% und 56%. Dabei ist die durchschnittliche Anzahl der eingesetzten KI-Funktionen in diesem Zeitraum ebenfalls von 1,9 auf 3,8 gestiegen. Interessanterweise blieb der Anteil der Unternehmen, die KI einsetzen, von 2020 bis 2022 mit 50% unverändert – die Tatsache, dass die durchschnittliche Anzahl der eingesetzten Funktionen in diesem Zeitraum von 1,9 auf 3,8 stieg, signalisiert jedoch, dass die Nutzung – wenn auch nicht der Anteil der Nutzer – zunahm.

Mit der Einführung von ChatGPT im November 2022 war KI von einem auf den anderen Tag in aller Munde. Tatsächlich hat dieser Erfolg jedoch eine jahrzehntelange Vorgeschichte. Die KI macht seit vielen Jahren stetige Fortschritte, hinter denen drei beständige Trends stehen: die Entwicklung neuer Methoden, die zunehmende Datenverfügbarkeit und eine anhaltend schnelle Zunahme der Rechenleistung. Die Datenproduktion und -erfassung, die Rechenleistung und die Ausgereiftheit der Modelle haben weltweit exponentiell zugenommen. Wir sehen keine Anzeichen für ein Ende dieses Trends und daher auch keinen Grund, warum die Fortschritte in der – generativen oder traditionellen – KI zum Stillstand kommen sollten.³ In unserem nächsten Beitrag werden wir uns eingehender mit generativer KI befassen und uns ansehen, warum sie für so viel Wirbel sorgt.

Abbildung 2a

Die für das Training der besten KI-Modelle erforderliche Rechenleistung hat in den letzten zehn Jahren um den Faktor 300.000 zugenommen

Transistoren auf einem Chip, in Milliarden

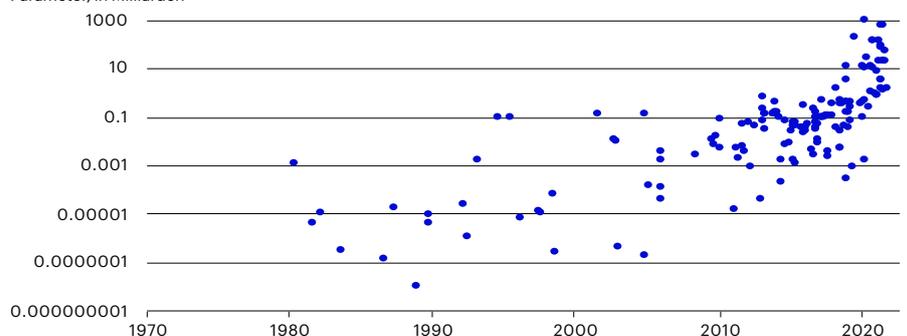


Quelle: AI and Compute, OpenAI – 16. Mai 2018, und OurWorldInData, Stand 19. Mai 2023. Hinweis: Die vertikale Achse verwendet eine exponentielle Skala.

Abbildung 2b

Die Modelle sind immer ausgefeilter – ChatGPT-4 könnte 100 Billionen Parameter haben

Parameter, in Milliarden



Quelle: Sevilla, Villalobos, Cerón, Burtell, Heim, Nanjajjar, Ho, Besiroglu, Hobbahn, Denain und Dudney (2023) Parameter, Compute, and Data Trends in Machine Learning via OurWorldInData. Die Abbildung zeigt ausgewählte Modelle und die geschätzte Anzahl der Parameter von 1970 bis Juli 2022. Hinweis: Die vertikale Achse verwendet eine exponentielle Skala.

Als unternehmenseigenes Technologieteam unterstützt das Strategy Innovation and Planning Team von Invesco die Umsetzung KI-gestützter Lösungen in allen Funktionen, indem es Problemstellungen prüft, Expertise vermittelt und den Kompetenzaufbau im Unternehmen abteilungsübergreifend vorantreibt.

KI-Stimmungsanalysen

Eine unserer jüngsten Innovationen ist ein Stimmungsbewertungssystem, das natürliche Sprachverarbeitung (NLP) und maschinelles Lernen (ML) einsetzt, um Stimmungssignale aus den vierteljährlichen Analystentelefonkonferenzen von Unternehmen zu extrahieren. Da die Aktienkurse im Umfeld von Gewinnmitteilungen häufig volatil sind, haben wir diese als potenzielle Alphaquelle identifiziert.

Für diesen Prozess werden Transkripte von FactSet® verwendet, die jeden Absatz nach Sprecher und Tagesordnungspunkt (z. B. Vortragender, Q&A-Session) kennzeichnen. Der Datensatz umfasst > 200.000 Mitschriften von Analystentelefonkonferenzen von mehr als 10.000 Unternehmen seit 2008. Unser System berechnet Stimmungswerte auf der Grundlage vordefinierter Listen positiver und negativer Wörter, die speziell auf den Finanzkontext zugeschnitten sind. So könnte beispielsweise der englische Begriff ‚liabilities‘ in einer allgemeinen Diskussion als negativ empfunden werden, gilt aber im Finanzwesen als neutraler Standardbegriff. Um einen Stimmungswert zu erhalten, extrahieren wir die Gesamtzahl der positiven Wörter im Text und die Gesamtzahl der negativen Wörter und berechnen daraus einen gewichteten Wert.

Auf der Tagesordnung von Analystentelefonkonferenzen stehen in der Regel drei Hauptpunkte: die vorbereiteten Anmerkungen des CEO, die vorbereiteten Anmerkungen des CFO und die Q&A-Session für die Analysten. Diese werden von uns separat bewertet. Zusätzlich berechnen wir über alle Branchen normalisierte Werte und vergleichen die Unternehmen mit ihrem Universum und ihrer Branche. Außerdem berechnen wir einen Wert, der die aktuelle Ergebnistelefonkonferenz mit der vorhergehenden vergleicht. Wenn beispielsweise der Rohwert für das Sentiment im vorangegangenen Quartal bei 34 lag und nun 16 beträgt, würde der Wert für die ‚Stimmungsänderung‘ -18 betragen. Wir berechnen dies als ‚Überraschungen‘ und bei Veränderungen kommt es mit einer hohen Wahrscheinlichkeit zu erheblichen Kursreaktionen. Wenn sich ein Unternehmen seit langem sehr positiv entwickelt, könnte das bereits zu einem großen Teil in den Aktienkurs eingepreist sein. Dagegen kann sich die Stimmung durch neue Informationen, die deutlich von denen des Vorquartals abweichen, dramatisch ändern – mit entsprechenden Auswirkungen auf die Aktienkurse.

Aspektbasierte Stimmungsanalyse

Das Technologie-Team hat vor kurzem sein neuestes Produkt vorgestellt: das speziell für unser europäisches Hotelstrategie-Team entwickelte Hotel Review Model. Das Invesco Hotel Review Model nutzt fortschrittliche ML- und NLP-Techniken für umfassende Analysen der von Hotelkunden abgegebenen Online-Bewertungen einschließlich Kommentaren und Feedback.

Um aus diesen Bewertungen umfassende Einblicke in die Kundenstimmung zu gewinnen, nutzt das Modell anstelle herkömmlicher Methoden der Stimmungsanalyse die sogenannte aspektbasierte Stimmungsanalyse. Im Gegensatz zur konventionellen Stimmungsanalyse, die den Text als Ganzes behandelt und einen einzigen Stimmungswert zuweist, zerlegt die aspektbasierte Stimmungsanalyse die Bewertungen in verschiedene Aspekte und erfasst nicht nur die mit jedem Aspekt verbundene Stimmung, sondern auch die Gründe für diese Stimmung. Dieser Ansatz erleichtert die Gewinnung von verwertbaren Erkenntnissen aus den Bewertungen und vermittelt dem Team ein differenzierteres Verständnis der Kundenstimmung.

Das Modell bietet Invesco detaillierte Einblicke in häufige negative und positive Rückmeldungen von Kunden, wie z. B. Beschwerden über Lärm oder Klimatisierung, die Sauberkeit des Hotels oder den Kundenservice. Durch die dadurch mögliche Beobachtung der Kundenstimmung und ihrer Veränderung im Laufe der Zeit erhält das Team zudem wertvolle Informationen für Investitionsentscheidungen.

Anmerkungen

- 1 Genauso wie nicht jedes maschinelle Lernen Deep Learning ist, sind auch nicht alle neuronalen Netze tief.
- 2 Quelle: McKinsey, State of AI in 2022 and a half decade in review.
- 3 Es ist jedoch möglich, dass die Regulierungsbehörden eingreifen werden, wenn sie eine strengere Regulierung für notwendig halten, um eine verantwortungsvolle Innovationstätigkeit zu gewährleisten.

Wesentliche Risiken

Der Wert von Anlagen und die Erträge hieraus unterliegen Schwankungen. Dies kann teilweise auf Wechselkursänderungen zurückzuführen sein. Es ist möglich, dass Anleger bei der Rückgabe ihrer Anteile nicht den vollen investierten Betrag zurückerhalten.

Wichtige Informationen

Diese Marketing-Anzeige dient lediglich zu Diskussionszwecken und richtet sich ausschließlich an professionelle Anleger in Deutschland, Österreich und der Schweiz.

Quelle und Stand der Daten: Invesco, 13. Juli 2023, sofern nicht anders angegeben.

Dies ist Marketingmaterial und kein Anlagerat. Es ist nicht als Empfehlung zum Kauf oder Verkauf einer bestimmten Anlageklasse, eines Wertpapiers oder einer Strategie gedacht. Regulatorische Anforderungen, die die Unparteilichkeit von Anlage- oder Anlagestrategieempfehlungen verlangen, sind daher nicht anwendbar, ebenso wenig wie das Handelsverbot vor deren Veröffentlichung.

Die Ansichten und Meinungen beruhen auf den aktuellen Marktbedingungen und können sich jederzeit ändern.

Herausgegeben in Deutschland und Österreich von Invesco Management S.A., President Building, 37A Avenue JF Kennedy, L-1855 Luxembourg, regulated by the Commission de Surveillance du Secteur Financier, Luxembourg. Herausgegeben in der Schweiz von Invesco Asset Management (Schweiz) AG, Talacker 34, 8001 Zürich, Schweiz. Invesco Asset Management (Schweiz) AG fungiert als Vertreter für die in der Schweiz vertriebenen Fonds. Zahlstelle in der Schweiz: BNP PARIBAS, Paris, Niederlassung Zürich, Selnastrasse 16, 8002 Zürich. Der Verkaufsprospekt, die wesentlichen Informationen und die Finanzberichte können kostenlos beim Vertreter angefordert werden. Die Fonds sind in Luxemburg domiziliert.

[EMEA3033448/2023]