

ERKLÄRBARE KÜNSTLICHE INTELLIGENZ IM CONTROLLING

Maximilian Buck, Maximilian Förster, Lara Frost,
Mathias Klier, Lars Moestue, Andreas Röder, Mischa Seiter



KONTAKT

**IPRI – International Performance Research
Institute gGmbH**

Reuchlinstraße 27

70176 Stuttgart

E-Mail: info@ipri-institute.com

Homepage: www.ipri-institute.com

**Péter-Horváth-Stiftungsprofessur für BWL mit
dem Schwerpunkt betriebswirtschaftliches In-
formationsmanagement**

Institut für Business Analytics der Universität Ulm

Helmholtzstraße 22

89081 Ulm

E-Mail: mawi.iba@uni-ulm.de

Homepage: www.uni-ulm.de/mawi/iba

FÖRDERUNG



**PÉTER HORVÁTH
STIFTUNG**

AUTOREN UND AUTORINNEN



Maximilian Buck



Maximilian Förster



Lara Frost



Mathias Klier



Lars Moestue



Andreas Röder



Mischa Seiter

EXECUTIVE SUMMARY

Künstliche Intelligenz (KI) verändert das Controlling grundlegend. Die entscheidende Frage ist daher nicht, ob KI eingesetzt wird, sondern ob ihre Ergebnisse verstanden, hinterfragt und verantwortet werden können. Genau hier setzt Erklärbare KI (engl. Explainable Artificial Intelligence (XAI)) an. Sie macht die Logik von KI-Modellen sichtbar und schafft die Grundlage für einen verantwortungsvollen Einsatz im Controlling.

Was Sie aus diesem Whitepaper mitnehmen:

- KI bietet im Controlling messbare Vorteile in den Bereichen Geschwindigkeit, Genauigkeit, Skalierbarkeit und Entscheidungsqualität. Mehr als drei Viertel der Unternehmen setzen KI in der Finanzfunktion ein.
- Allerdings führt der Black Box-Charakter von KI-Modellen dazu, dass ihre Ergebnisse weder nachvollzogen noch verantwortet werden können.
- Um Potenziale zu heben, müssen Modelle transparente Begründungen liefern, die es Anwenderinnen und Anwendern ermöglichen, die Ergebnisse zu validieren und zu verantworten.
- Der Einsatz von Erklärungen fördert dabei die Akzeptanz von KI-generierten Informationen und das kritische Denken. Wer versteht, warum ein Modell eine Empfehlung ausspricht, kann diese gezielter nutzen und besser hinterfragen.
- Erklärungen ersetzen dabei kein Urteilsvermögen. Die Expertise im Controlling bleibt für die Einordnung und Validierung der Ergebnisse unverzichtbar.
- Denn Verantwortung lässt sich nicht delegieren: Ein Modell, das seine Entscheidungen nicht erklären kann, entzieht sich der Kontrolle. Die Verantwortung bleibt beim Menschen.
- Vertrauen in KI entsteht deshalb nicht allein durch bessere Algorithmen, sondern durch stabile, erklärbare Ergebnisse über einen längeren Zeitraum.
- Erklärbare KI entfaltet ihre Wirkung erst dann, wenn algorithmische Analyse und menschliche Expertise systematisch verknüpft werden.

1. KÜNSTLICHE INTELLIGENZ IM CONTROLLING STATUS QUO UND POTENZIALE

Controlling war lange geprägt durch die strukturierte Aufbereitung von Daten, die Konsolidierung unterschiedlicher Informationsquellen und die Fortschreibung von Forecasts auf Basis historischer Entwicklungen und Erfahrungswissen. Die Einführung von KI zur Analyse großer Datenmengen (Big Data) hat dieses Bild grundlegend verändert: Informationen sind auf Knopfdruck verfügbar, die Erstellung von Berichten und Budgets erfolgt automatisiert, und Daten, für deren Aufbereitung früher Wochen nötig waren, liegen heute in Stunden vor.

Aber es lohnt sich, nüchtern zu bleiben. KI im Controlling ist kein Allheilmittel. **Die Technologie entfaltet ihren Mehrwert dort, wo große Datenmengen, wiederkehrende Muster und klare Zielvariablen vorhanden sind.** Was sie hingegen nicht ersetzt, ist das strategische Urteilsvermögen erfahrener Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter, das Kontextwissen über Kundenbeziehungen oder Marktdynamiken, und die Verantwortung für Entscheidungen, die eine Rechtfertigung erfordern.

Die **Einsatzgebiete von KI** im Controlling sind vielfältig (vgl. Abbildung 1). Typische Anwendungsfälle reichen von Kommentierung über Forecasting bis zu Pricing und Anomalieerkennung. Dabei kann grundsätzlich zwischen generativer KI und diskriminativer KI unterschieden werden: **Generative KI**, bekannt durch Anwendungen wie ChatGPT oder Microsoft Copilot, erzeugt neue Inhalte auf Basis erlernter Muster aus Texten, Bildern oder Videos. Gerade im Controlling gewinnt diese Technologie an Bedeutung, beispielsweise bei der automatisierten Erstellung von Reports. **Diskriminative KI** hingegen trifft Unterscheidungen und Vorhersagen auf Basis bestehender Daten. Sie klassifiziert, bewertet und prognostiziert, ohne dabei neue Inhalte zu erzeugen. Typische Anwendungen im Controlling sind Umsatzprognosen oder die Erkennung von Budgetabweichungen. Diese Modelle, die ursprünglich manuelle Controlling-Aufgaben übernehmen können, stehen im Fokus dieses Whitepapers.



Abbildung 1: Einsatzgebiete von KI im Controlling.

KI im Controlling ist längst keine Zukunftsvision mehr. **Drei Viertel der Unternehmen setzen bereits KI in ihrer Finanzfunktion ein** (KPMG 2026)¹. Zu den Anwendungsfällen KI-gestützter Systeme gehören Prognosen, Abweichungsanalysen, automatisierte Berichterstattung und Szenarioplanungen. Die wichtigsten Potenziale lassen sich in fünf Bereichen zusammenfassen:

Geschwindigkeit und Effizienz: Aufgaben, wie die Konsolidierung von Planungsdaten oder die Erstellung von Standardberichten, die bislang Tage oder Wochen in Anspruch nahmen, lassen sich durch KI-gestützte Systeme in Stunden oder Minuten erledigen. Anwenderinnen und Anwender gewinnen damit Kapazitäten, die sie für höherwertige Tätigkeiten einsetzen können.

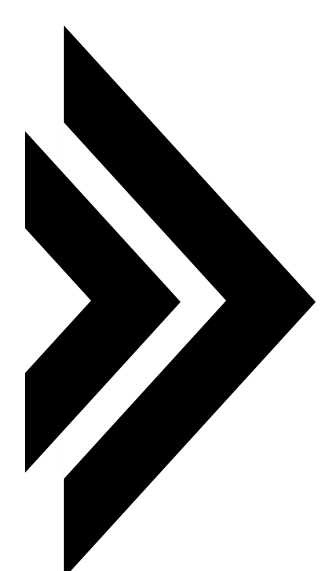
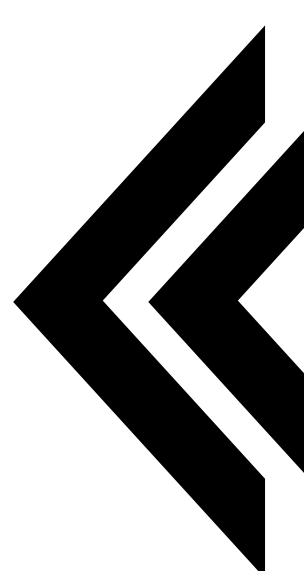
Genauigkeit: KI-Modelle erkennen komplexe Muster in großen Datenmengen. Das Ergebnis ist eine höhere Verlässlichkeit der Zahlen, die mit klassischen Methoden nicht erreichbar wäre.

Skalierbarkeit: Wachsende Datenmengen und steigende Berichtsanforderungen lassen sich durch den Einsatz von KI bewältigen ohne mehr Personal einzusetzen.

Entscheidungsqualität: Durch die Integration heterogener Datenquellen und die Simulation verschiedener Szenarien erhalten Entscheidungsträger ein vollständigeres Bild der Unternehmenslage, bevor sie urteilen.

Risikomanagement: KI-Systeme können Anomalien, Abweichungen und Risikomuster erkennen, bevor sie im regulären Reporting sichtbar werden. Das verschafft Unternehmen einen zeitlichen Vorsprung und die Möglichkeit, proaktiv statt reaktiv zu handeln.

Diese Potenziale werden in der Praxis auch bereits genutzt. Doch der produktive Einsatz dieser Technologie ist an eine grundlegende Voraussetzung geknüpft, die häufig unterschätzt wird: Diskriminative KI trifft Vorhersagen auf Basis komplexer, im Training erlernter Muster, die für Anwenderinnen und Anwender nicht nachvollziehbar sind.


Das Modell liefert ein Ergebnis – aber keine Begründung.


¹ KPMG (2026): KPMG Global AI in Finance 2026, verfügbar unter: <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmgsites/xx/pdf/2026/05/global-ai-in-finance-report.pdf>, aufgerufen am 10.07.2026

2. DAS BLACK BOX PROBLEM: WARUM ERKLÄRBARKEIT IM CONTROLLING ENTSCHEIDEND IST

KI verarbeitet hunderte von Variablen über mehrere Schichten mathematischer Transformationen. Das Ergebnis kann beeindruckend präzise sein. Aber wie das Modell zu diesem Ergebnis gelangt, bleibt selbst für Fachleute intransparent. Dieses Phänomen wird in der Informatik als Black Box Problem bezeichnet.

Gerade in der Controllingfunktion ist das kein abstraktes Risiko. Anwenderinnen und Anwender müssen Entscheidungen nicht nur vorbereiten, sondern Verantwortung übernehmen und klar kommunizieren. Ganz nach dem Grundsatz „Keine Buchung ohne Beleg“ ist ein Modell, das keine Erklärung liefert, nur bedingt einsatzfähig. Gerade im Controlling ergeben sich aus der fehlenden Nachvollziehbarkeit konkrete Konsequenzen.

Fehlentscheidungen identifizieren

KI-Modelle können sich irren – nicht nur zufällig, sondern systematisch. Ursachen können vielfältig sein. Beispielsweise können Verzerrungen in den Trainingsdaten oder seltene Ereignisse, auf die das Modell nicht vorbereitet wurde, dazu führen, dass falsche Voraussagen getroffen werden. Selbst ein Modell, das über Monate zuverlässig funktioniert hat, kann in einem strukturellen Umbruch erheblich daneben liegen.

Das eigentliche Problem ist dabei nicht der Fehler selbst. Die Herausforderung liegt in der Black Box, die den Fehler aufgrund der fehlenden Nachvollziehbarkeit verbirgt. Selbst Expertinnen und Experten können nicht zuver-

lässig bestimmen, wann das Modell an seine Grenzen stößt und warum es versagt.

Vertrauen entsteht durch Verstehen

Studien zur algorithmischen Entscheidungsfindung zeigen, dass Menschen Empfehlungen von Algorithmen skeptischer begegnen als menschlichen Urteilen – selbst dann, wenn der Algorithmus nachweislich besser abschneidet. In der Praxis braucht es viel Zeit, bis dem System hinreichend vertraut wird, um es in Entscheidungssituationen zu berücksichtigen.

Dieses Phänomen wird in der Forschung als Algorithm Aversion bezeichnet. Die Black Box verschärft dieses Problem: Ein Modell, dessen Logik Anwenderinnen und Anwender nicht nachvollziehen können, wird ignoriert.

Verantwortung lässt sich nicht delegieren

Wer haftet, wenn ein KI-gestütztes Modell eine fehlerhafte Prognose liefert, auf deren Basis eine Fehlinvestition getroffen wurde? In der Praxis bleibt die Verantwortung beim Menschen bzw. der Organisation.

Die Anforderungen an das Controlling bleiben damit unverändert: Datenbasierte Empfehlungen müssen hinterfragt und gegenüber Geschäftsführung, Aufsichtsrat oder externen Prüfern begründet werden. Die Black Box entzieht ihnen genau diese Grundlage: Ein Modell, das seine Entscheidungen nicht erklären kann, entzieht sich der Verantwortung.

3. VON DER KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ ZUM INTERAKTIVEN KOLLEGEN

Hier setzt das Konzept der Erklärbaren KI an. Unter diesem Begriff werden technische und methodische Ansätze zusammengefasst, welche die Vorhersagen und Prognosen von KI-Systemen für Menschen verständlich machen. Erklärbare KI-Anwendungen werden typischerweise als zusätzliche Erklärmodule implementiert, die ein bestehendes KI-System ergänzen (vgl. Abbildung 2). Dabei werden automatisiert Erklärungen erzeugt, die offenlegen, wie und warum ein System zu einem bestimmten Ergebnis gekommen ist. Dabei können diese Informationen in unterschiedlichen Formen ausgegeben werden, bei-

spielsweise durch Visualisierungen oder erklärende Texte.

Neben der reinen Nachvollziehbarkeit ermöglichen diese Erklärungen den Anwenderinnen und Anwendern, die KI-Ergebnisse mit ihren eigenen Erfahrungen abzugleichen. Bewertungen der KI können so validiert oder begründet hinterfragt werden. Mitarbeitende können ihren eigenen Wissensstand durch die Offenlegung des KI-Systems erweitern und das System so als gewinnbringendes Werkzeug einsetzen.

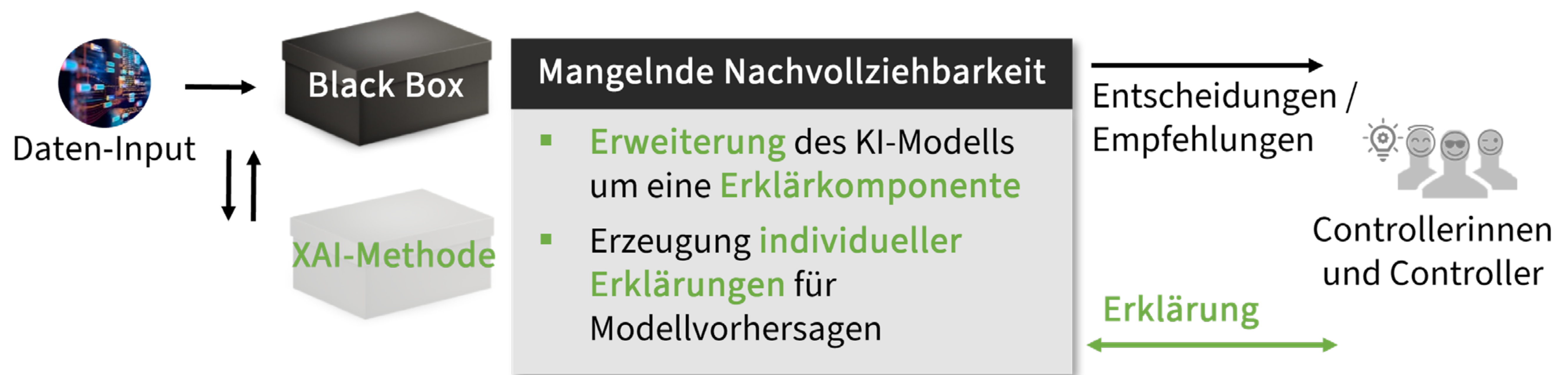


Abbildung 2: Erklärbare KI als Erweiterung der Black Box.

Feature Importance Erklärung

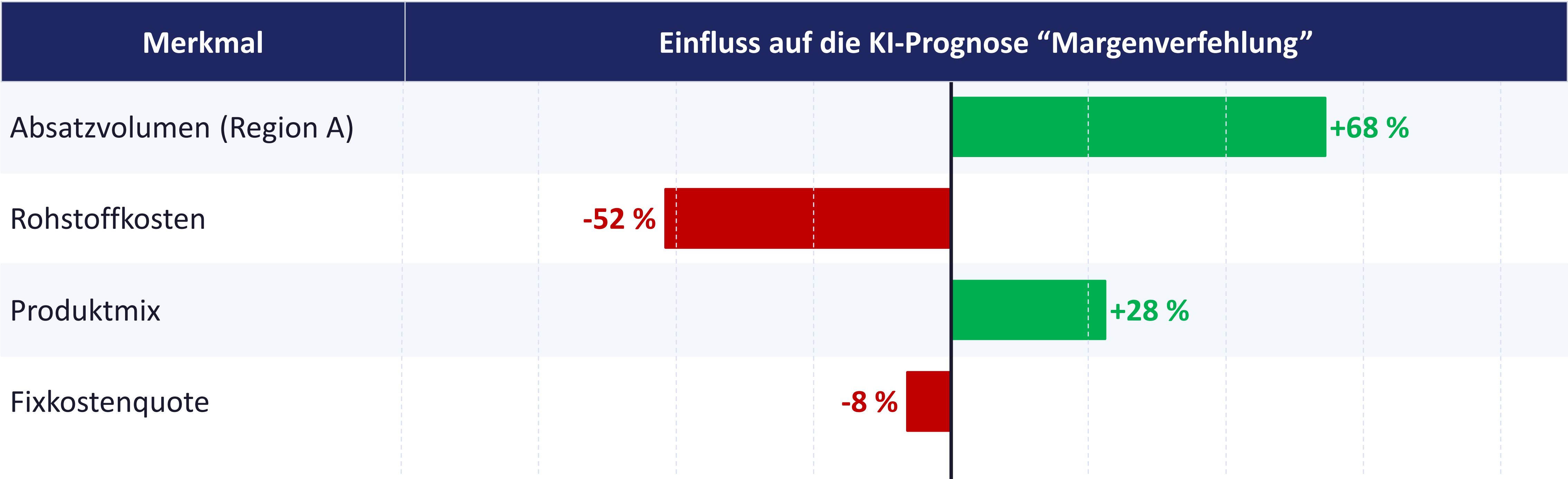


Abbildung 3: Beispielhafte Darstellung des Einflusses der wichtigsten Faktoren auf die KI-Prognose „Margenverfehlung“ (grün = positiver Beitrag, rot = negativer Beitrag).

Mittlerweile hat sich eine Vielzahl von Erklärmethoden etabliert, um die Entscheidungen von KI-Systemen auf unterschiedliche Weise verständlich zu machen. Abbildung 3 illustriert die sogenannte Feature Importance Methode. Diese Methode deckt auf, welche Eingabegrößen den größten Einfluss auf die KI-Prognose „Margenverfehlung“ haben. Die Erklärung zeigt, dass die Prognose vom System hauptsächlich durch das Absatzvolumen in Region A und die Rohstoffkosten bestimmt wird. Der

Produktmix und die Fixkostenquote spielen für die Entscheidung eine untergeordnete Rolle.

Allgemein wird bei Feature Importance Methoden analysiert, welcher Teil des Inputs welchen Einfluss auf den Output der KI hat. Die Methode macht damit sichtbar, welche Faktoren eine Entscheidung treiben – und welche vernachlässigt werden können.

Kontrafaktische Erklärung

Merkmal	Tatsächliches Szenario	Kontrafaktisches Szenario
KI-Prognose	Margenverfehlung (–3 %)	Zielmarge erreicht (15 %)
Rohstoffkosten	Ist-Kosten (Basiswert)	–5 % gegenüber Ist
Absatzvolumen (Region A)	Ist-Volumen (Basiswert)	+12 % gegenüber Ist
Fixkostenquote	Ist-Wert (Basiswert)	unverändert
Produktmix	Ist-Wert (Basiswert)	unverändert
Quartalszeitraum	Q3 2025	Q3 2025

Abbildung 4: Beispielhafte Gegenüberstellung von tatsächlichem Szenario und kontrafaktischem Szenario, das die minimal notwendigen Änderungen zur Zielerreichung aufzeigt.

Neben der Analyse einzelner Merkmale gibt es Ansätze, die sich an der menschlichen Logik orientieren. Wenn Menschen Entscheidungen hinterfragen, denken sie oft nach dem Muster: „Ich habe mich für A und nicht für B entschieden, weil X und nicht Y eingetreten ist.“ Kontrafaktische Erklärungen imitieren genau diesen Ansatz, um Entscheidungen der KI zu plausibilisieren.

Zur Erstellung einer solchen Erklärung wird die ursprüngliche Eingabe – für die die KI ein bestimmtes Ergebnis geliefert hat – so lange minimal verändert, bis das System zu einem anderen Ergebnis gelangt. Mithilfe von Optimierungsverfahren wird so ein realistisches Gegenbeispiel berechnet. Da diese Erklärungen einem vertrauten menschlichen Argumentationsmuster folgen, sind sie besonders für Anwenderinnen und Anwender ohne tiefe KI-Expertise wertvoll. Anstatt die interne Funktionsweise des Modells offenzulegen, lie-

fern sie nachvollziehbare Belege für die logische „Denkweise“, auf der eine Entscheidung basiert.

Ein praktisches Beispiel aus dem Controlling verdeutlicht diesen Nutzen: Angenommen, eine KI prognostiziert für das kommende Quartal einen Rückgang der operativen Marge (vgl. Abbildung 4). Um dieses Ergebnis plausibel zu machen, generiert das System ein spezifisches Gegenbeispiel („Was-wäre-wenn-Szenario“). Die Erklärung macht sichtbar: Die angestrebte Zielmarge von 15 % wird erreicht, wenn die Rohstoffkosten um 5 % sinken und das Absatzvolumen in Region A um 12 % steigt. Statt nur eine bloße Zahl zu liefern, zeigt die KI direkt auf, welche Stellschrauben (Kontrafakten) die Prognose ins Positive hätten wenden können. Durch diesen direkten Vergleich werden die Ursachen für die Abweichung sofort greifbar und dienen als fundierte Entscheidungsgrundlage für Gegenmaßnahmen.

4. WIE VERÄNDERT ERKLÄRBARE KÜNSTLICHE INTELLIGENZ ENTSCHEIDUNGEN IM CONTROLLING?

Der Einsatz von KI im Controlling verändert nicht nur die Verfügbarkeit von Informationen, sondern auch die Art und Weise, wie Entscheidungen getroffen werden. Erklärbare KI legt dabei den Fokus auf eine aktive, strukturierte Auseinandersetzung mit datenbasierten Empfehlungen. In unserer Studie haben wir untersucht, in welchen Bereichen des Controllings Erklärungen einen Mehrwert bieten und wie sich unterschiedliche Erklärungstypen auf das Verhalten und die Entscheidungsqualität von Anwenderinnen und Anwendern auswirken.

Erklärungen verändern das Verhalten von Entscheidungstragenden im Umgang mit KI.

Erklärungen erhöhen die Akzeptanz von KI-Systemen. Gleichzeitig fördern sie das kritische Denken. Anwenderinnen und Anwender übernehmen Ergebnisse nicht unreflektiert, sondern hinterfragen sie aktiv. In unserer Studie konnten wir drei Verhaltensweisen beobachten:

Vorteile der Feature Importance Erklärung

- KI-generierte Informationen werden stärker berücksichtigt.
- Anwenderinnen und Anwender suchen aktiv nach weiteren Informationsquellen.
- KI-Ergebnisse werden kritisch reflektiert.

Bemerkenswert ist dabei, dass die stärkere Berücksichtigung KI-generierter Informationen nicht zu blindem Vertrauen führt. Im Gegenteil: Erklärungen fördern ein reflektiertes Nutzungsverhalten. Durch Erklärungen werden Entscheidungen jedoch nicht automatisch besser. Der entscheidende Faktor ist die Kombination aus menschlicher Expertise und KI.

METHODIK

Ziel der Studie war es, die Anwendungsbereiche von Erklärbarer KI im Controlling zu identifizieren und unterschiedliche Erklärungen prototypisch umzusetzen und experimentell zu testen.

Schritt 1: Identifikation relevanter Anwendungsfälle: Interviews mit Expertinnen und Experten aus dem Controlling und CFOs zu den potenziellen Einsatzgebieten von Erklärbarer KI im Controlling.

Schritt 2: Prototypentwicklung: Entwicklung eines Prototypen im Einzelhandel basierend auf einem öffentlich verfügbaren Datensatz.

Schritt 3: Experimentelle Untersuchung: Analyse unterschiedlicher Erklärungen auf das Entscheidungsverhalten von Anwenderinnen und Anwendern.

Erklärungen entfalten ihre Wirkung erst dann vollständig, wenn sie mit Kontextwissen und weiteren Informationsquellen verknüpft werden.

Feature Importance: Transparenz über die Treiber von Prognosen

Ein zentraler Anwendungsfall von Feature Importance ist die Offenlegung der wichtigsten Einflussfaktoren für Entscheidungen. Der eigentliche Mehrwert liegt dabei in der transparenten Darstellung der Gewichtungen. KI-

Modelle gewichten Einflussfaktoren häufig anders als menschliche Entscheidungstragende. Dadurch werden bisher unerkannte Muster sichtbar und Fehleinschätzungen des Modells können rechtzeitig erkannt werden. Für Controllerinnen und Controller eröffnet sich damit ein neuer Arbeitsmodus, in dem Prognosen plausibilisiert, Annahmen hinterfragt und Ergebnisse in den organisationalen Kontext eingeordnet werden können – und sollten.

Kontrafaktische Erklärungen: Erklärungen für die aktive Entscheidungssteuerung

Während Feature Importance vor allem Transparenz schafft, gehen kontrafaktische Erklärungen einen Schritt weiter, indem sie aufzeigen, unter welchen Bedingungen ein gewünschtes Ergebnis erreichbar wäre. Die Ergebnisse unserer Untersuchung zeigen die klaren Vorteile kontrafaktischer Erklärungen in der Entscheidungsfindung:

Vorteile der kontrafaktischen Erklärung

- Entscheidungen können auf konkrete Faktoren zurückgeführt werden.
- Unterschiedliche „Was-wäre-wenn-Szenarien“ lassen sich systematisch durchspielen.
- Kontrafaktische Erklärungen führen dazu, dass KI-generierte Informationen mit anderen Informationsquellen abgeglichen werden, was wiederum die Entscheidungsqualität zusätzlich verbessert.

Folgen für die Rolle des Controllings

Erklärbare KI verändert Entscheidungen im Controlling nicht durch Automatisierung, sondern durch Strukturierung.

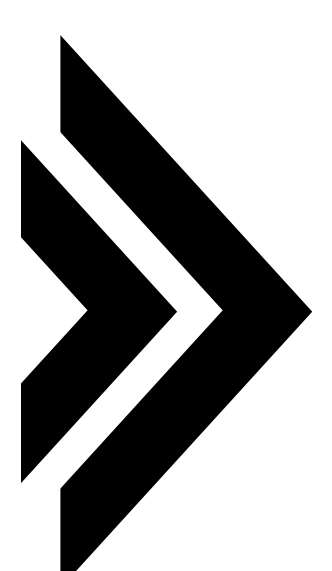
Folgen im Controlling

- Entscheidungen werden transparenter, weil ihre datenbasierten Grundlagen nachvollziehbar sind.
- Entscheidungen werden diskursiver, weil Ergebnisse stärker hinterfragt werden.
- Entscheidungen werden integrativer, weil KI-Ergebnisse systematisch mit weiteren Informationsquellen kombiniert werden.

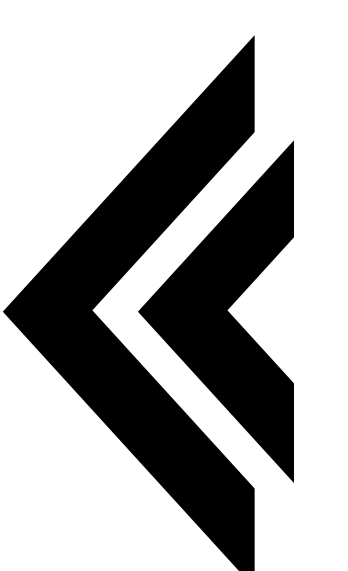
Ein wichtiger Vorbehalt bleibt jedoch bestehen: Erklärungen zeigen Zusammenhänge, aber keine Kausalitäten. Zudem sind sie nicht in der Lage, die Realisierbarkeit oder strategische Sinnhaftigkeit von Alternativen zu hinterfragen. Wer diese Grenzen nicht kennt, überinterpretiert die von der KI vorgeschlagenen Faktoren, anstatt sie als Ausgangspunkt für eine fundierte Analyse zu nutzen.

Für Controllerinnen und Controller bedeutet das, dass Kontextwissen, Erfahrung und die Fähigkeit zur Einordnung KI-generierter Informationen zum entscheidenden Faktor im Umgang mit KI werden. Entscheidungen basieren dann nicht mehr ausschließlich auf Zahlen, sondern auf einer nachvollziehbaren Kombination aus datenbasierter Analyse und menschlicher Expertise.

Das zentrale Risiko im Umgang mit KI bleibt jedoch bestehen.



Erklärbare KI macht Modelle transparenter. Kritisches Denken ersetzt sie nicht.



5. EINSATZ VON ERKLÄRBARER KÜNSTLICHER INTELLIGENZ IM FORECASTING

Die MLP Finanzberatung SE ist ein unabhängiger Finanzdienstleister, der in den Bereichen Vermögensaufbau, Altersvorsorge, Absicherung und Finanzierung berät. Das Unternehmen beschäftigt rund 1.500 Mitarbeitende und verfügt über ein bundesweites Netz von Geschäftsstellen sowie mehr als 2.000 selbstständige Berater. Um die eigene Geschäftsentwicklung nachzuvollziehen, wird – wie in der Branche üblich – die sogenannte Wertungssumme als zentrale Controlling-Kennzahl herangezogen. Sie erfasst den Wert aller neu vermittelten Vorsorgeverträge über deren gesamte Laufzeit. Damit bildet sie nicht nur den aktuellen Vertriebserfolg ab, sondern gibt zugleich Hinweise auf künftige Zahlungszuflüsse.

Die jährliche Prognose der Wertungssumme für das Jahresendgeschäft bildet die Grundlage für strategische Entscheidungen. Entsprechend aufwendig ist der Prognoseprozess. Die Controlling-Abteilung bündelt dafür die Erfahrung und das Fachwissen unterschiedlicher Abteilungen. Für eine fachlich abgestimmte Prognose wird die Einschätzung in mehreren Runden mit dem Vorstand diskutiert und geschärft.

Eine vielversprechende Möglichkeit, diesen Prognoseprozess zu unterstützen, ist der Einsatz von KI. Die Wertungssumme wird von zahlreichen Einflussfaktoren geprägt – etwa von der wirtschaftlichen Entwicklung, dem Zinsniveau, der Vertriebsstruktur oder der personellen Ausstattung. Die daraus entstehen-

METHODIK

Ziel der Studie war es, die Berechnungen der KI durch Erklärungen so transparent zu gestalten, dass Anwenderinnen und Anwender in der Lage sind, die Entscheidungen der KI mit ihrem eigenen Fachwissen abzugleichen, um die KI-Prognosen gezielt hinterfragen und gegebenenfalls anpassen zu können.

Schritt 1: Bedarfserhebung: Interviews mit zwei Abteilungsleitern aus dem Controlling des Anwendungspartners MLP Finanzberatung SE zur Identifikation relevanter Informationsbedürfnisse und Anforderungen an die Erklärungsgestaltung.

Schritt 2: Prototypentwicklung: Iterative Entwicklung eines Prognoseprototyps (ProTime) mit integrierter Erklärkomponente auf Basis der Interviewergebnisse.

Schritt 3: Fokusgruppenevaluation: Diskussion des Prototyps in Fokusgruppen mit Controllerinnen und Controllern von MLP, die nicht an der Entwicklung beteiligt waren.

Schritt 4: Online-Experiment (geplant): Statistischer Nachweis des Systemnutzens durch Vergleich dreier Gruppen (mit ProTime-Erklärungen, mit alternativem System, ohne Erklärungen).

den Muster und Wechselwirkungen lassen sich in großen Datenmengen manuell kaum vollständig erfassen. KI kann solche Zusammenhänge systematisch erkennen und für die Prognose der Wertungssumme nutzbar machen. Sie hat damit das Potenzial, die fachliche Einschätzung der Controllerinnen und Controller zu ergänzen.

In der Praxis zeigt sich jedoch ein zentrales Problem: Die KI liefert zwar einen Prognosewert, legt aber nicht offen, wie dieser zustande kommt (vgl. Abbildung 5). Gerade diese Nachvollziehbarkeit ist im Prognoseprozess entscheidend. Controllerinnen und Controller müssen die KI-Prognose der Wertungssumme fachlich prüfen, mit ihrem Wissen abgleichen, bei Bedarf weiterentwickeln und gegenüber dem Vorstand vertreten. Ohne transparente Herleitung bleibt die KI-Prognose im Prognoseprozess nur eingeschränkt nutzbar.

Erklärmodul ProTime

An dieser Stelle setzt das Projekt an: Im Austausch mit den Controllerinnen und Controllern von MLP wurde mit ProTime eine Erklärmethode entwickelt, die gezielt auf die Anforderungen im Controlling zugeschnitten ist. Ziel war es, die KI-Prognose so aufzuberei-

ten, dass sie nicht nur nachvollziehbar, sondern fachlich fundiert überprüft werden kann.

ProTime macht sichtbar, welche vergangenen Zeiträume die Prognose besonders stark beeinflussen, in welche Richtung dieser Einfluss wirkt und wie stark er ausfällt. So schlägt die Methodik eine Brücke zwischen der datengetriebenen Logik der KI und dem Fachwissen der Controllerinnen und Controller. Sie können die KI-Prognose gezielt mit ihrer eigenen Einschätzung abgleichen und besser beurteilen, ob die zugrunde liegenden Muster fachlich plausibel sind.

So lässt sich etwa erkennen, ob ein besonders einflussreicher Zeitraum wirtschaftlich bedeutsame Ereignisse enthält, die auch für die aktuelle Prognose relevant sein könnten. Ebenso können Zeiträume identifiziert werden, deren hoher Einfluss fachlich nicht plausibel erscheint, etwa weil ein einmaliger Sondereffekt vorlag. In solchen Fällen kann der Einfluss des betreffenden Zeitraums gezielt herausgerechnet werden, sodass sich seine konkrete Auswirkung auf die KI-Prognose unmittelbar ablesen lässt.

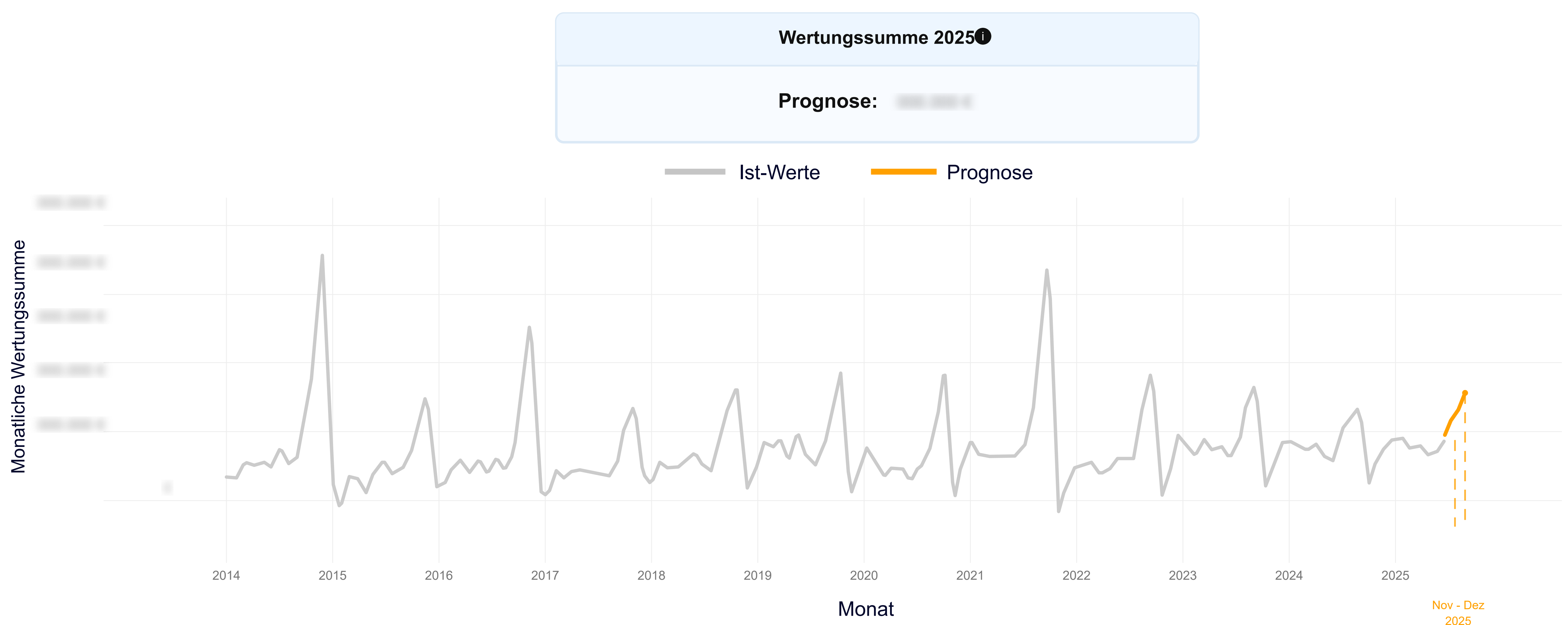


Abbildung 5: Screenshot der KI-Prognose als Black Box.

ProTime

ProTime verbindet Grundideen kontrafaktischer Erklärungen mit Ansätzen aus dem Bereich Feature Importance (vgl. Kapitel 3). Um zu untersuchen, welche vergangenen Zeiträume eine konkrete KI-Prognose besonders stark beeinflusst haben, werden jeweils die Ist-Werte eines Zeitraums aus den Inputdaten der KI ausgeblendet. Damit die KI weiterhin eine Prognose berechnen kann, wird der fehlende Zeitraum durch einen von der KI erwarteten Wert ersetzt (vgl. Zeitpunkt „Vergangenheit“, linke Seite Abbildung 6). Auf dieser Grundlage berechnet die KI eine angepasste Prognose (vgl. Zeitpunkt „Heute“, rechte Seite Abbildung 6). Anschließend wird diese angepasste Prognose mit der ursprünglichen Prognose verglichen. Ist die Abweichung groß, hat der ausgeblendete Zeitraum einen starken Einfluss. Ist die Abweichung klein, ist sein Einfluss gering.

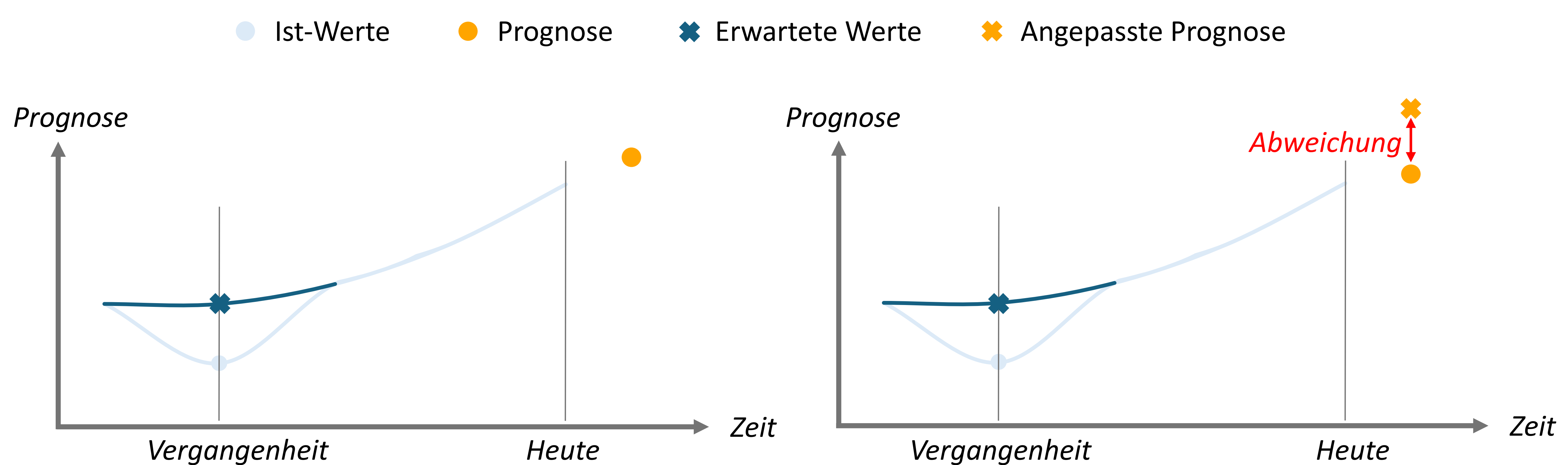


Abbildung 6: Der Ist-Wert des Werts in der Vergangenheit wird für die KI ausgeblendet und durch den erwarteten Wert ersetzt (links). Die KI trifft eine neue Prognose auf Basis des erwarteten Werts (rechts).

Anwendung von ProTime zur Erklärung der Wertungssumme bei der MLP Finanzberatung

In enger Abstimmung mit der Controlling-Abteilung der MLP SE wurde das Dashboard mit der KI-Prognose um die Erklärungsmethode ProTime ergänzt. Den Controllerinnen und Controllern werden dort neben der KI-Prognose die drei vergangenen Zeiträume angezeigt, die den größten Einfluss auf die Prognose haben. Diese Zeiträume sind in der Grafik dunkelblau hervorgehoben und zusätzlich in einer Tabelle aufgeführt (vgl. Abbildung 7).

Controllerinnen und Controller können nun mithilfe ihres Fachwissens bewerten, ob die

angezeigten Zeiträume tatsächlich einen besonders starken Einfluss haben – etwa weil im jeweiligen Zeitraum eine Zinsveränderung stattgefunden hat, die mit der Situation im Prognosezeitraum vergleichbar ist.

Um einen dieser Zeiträume näher zu untersuchen, kann er aus der Berechnung ausgeblendet werden. In diesem Fall berücksichtigt die KI für den ausgewählten Zeitraum nicht mehr die tatsächlich beobachteten Ist-Werte der Wertungssumme, sondern verwendet stattdessen die Werte, die sie für diesen Zeitraum erwartet hätte.

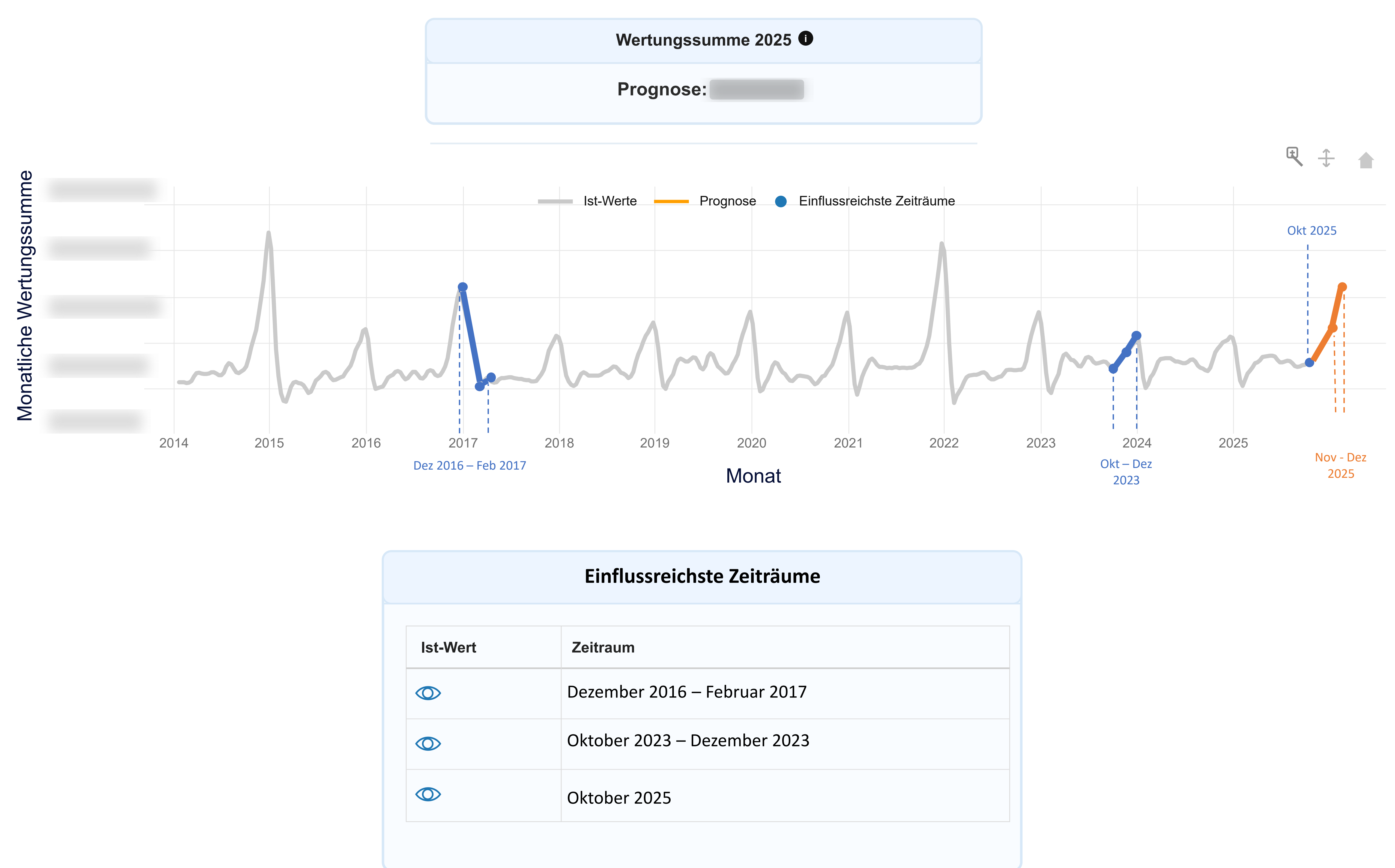


Abbildung 7: Blick auf das Dashboard: Einflussreichste Zeiträume der Prognose der Wertungssumme 2025.

Die Auswirkung des ausgeblendeten Zeitraums auf die KI-Prognose der Wertungssumme wird unmittelbar sichtbar: Die angepasste Prognose wird sowohl grafisch als auch in einem zusätzlichen Textfeld dargestellt. Dort wird auch ausgewiesen, wie stark sich das Ausblenden des Zeitraums auf die KI-Prognose auswirkt. So lässt sich schnell erkennen, welchen Einfluss ein bestimmter Zeitraum auf die Prognose hat.

Auf dieser Grundlage können Anwenderinnen und Anwender die KI-Prognose mithilfe ihres Fachwissens gezielt prüfen und bei Bedarf anpassen. Erweist sich ein einflussreicher Zeitraum fachlich als nicht plausibel, kann er ausgeblendet und die entsprechend angepasste Prognose herangezogen werden. Das Dashboard bündelt diese Informationen übersichtlich und macht die Auswirkungen direkt sichtbar (vgl. Abbildung 8).

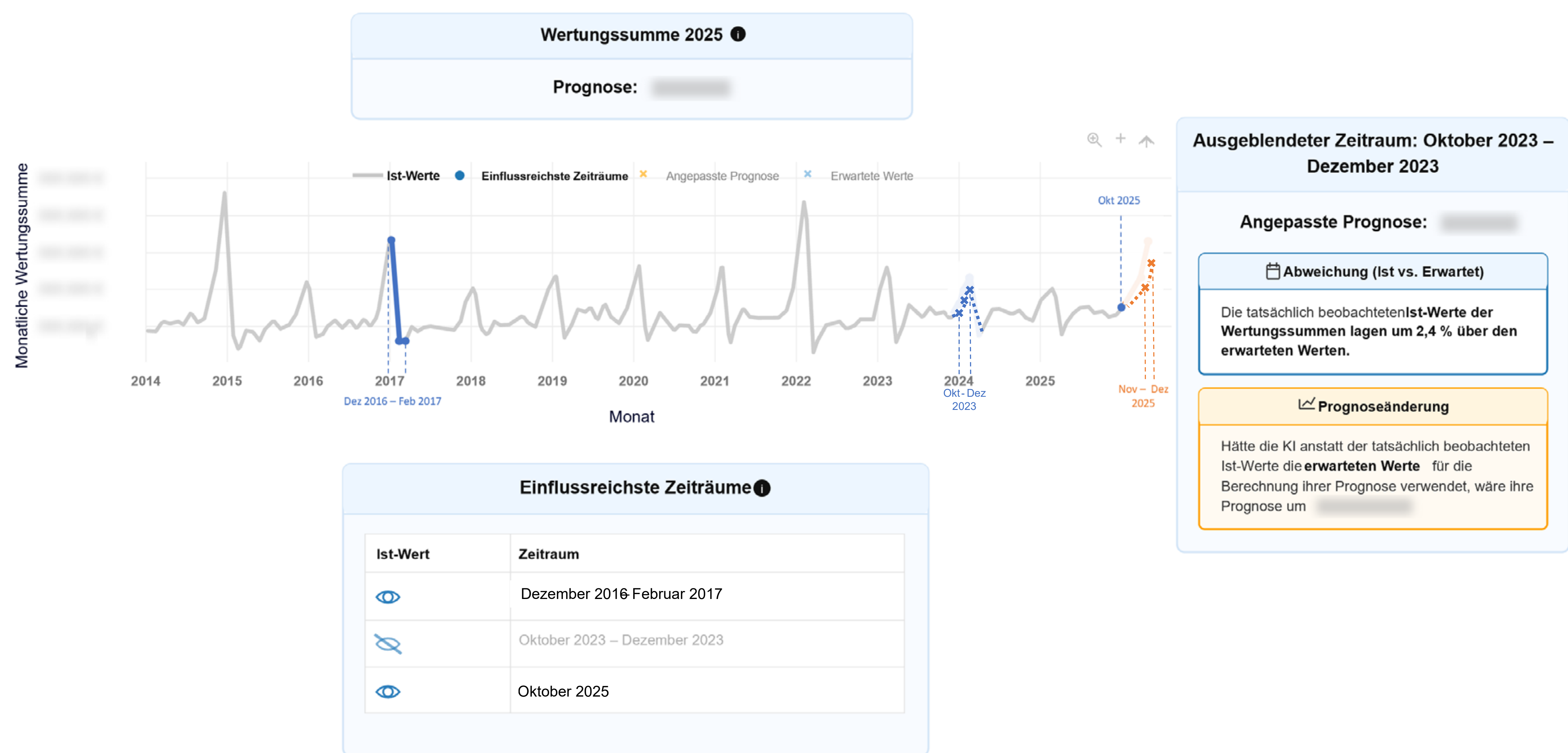
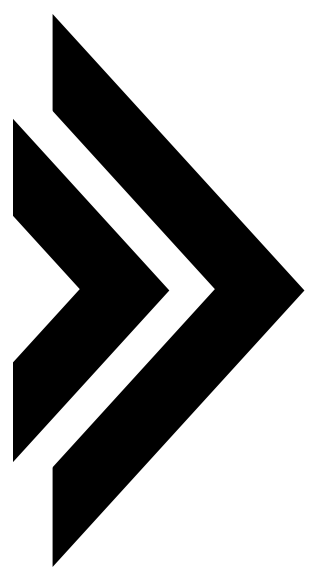


Abbildung 8: Blick auf das Dashboard: Einflussreichster Zeitraum für die KI ausgeblendet.

Zentrale Ergebnisse der Fokusgruppen

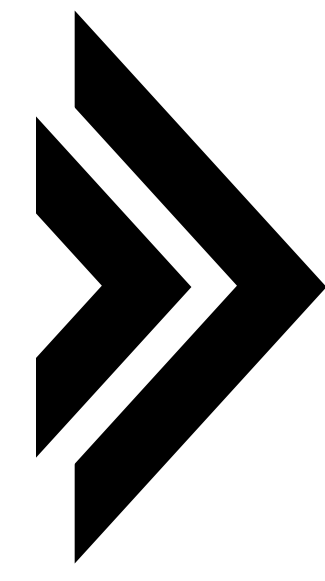
Um die Wirksamkeit des Erklärmoduls zu untersuchen, wurden mit Mitarbeitenden der Controlling-Abteilung von MLP insgesamt fünf Fokusgruppen durchgeführt, an denen jeweils drei bis sechs Personen teilnahmen, insgesamt 22 Controllerinnen und Controller. Den Teilnehmenden wurden zunächst die Funktionsweise von ProTime und die Integration in das MLP-Tool vorgestellt.

Anschließend wurde eine offene, entlang von sechs Leitfragen strukturierte Diskussion geführt. Ziel war es, den konkreten Nutzen von ProTime im Controlling zu evaluieren. Dabei wurden fünf zentrale Ergebnisse identifiziert:



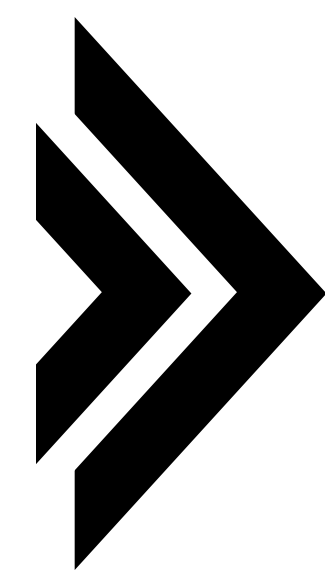
ProTime fördert das Verständnis von KI-Prognosen

ProTime macht KI-Prognosen der Wertungssumme transparent und im Arbeitsalltag verständlicher, weil die Erklärung die entscheidenden Einflussfaktoren in eine greifbare Logik übersetzt. In den Fokusgruppen wurde positiv hervorgehoben, dass sich schnell erschließt, worum es geht: „Ich fand die Grundidee auch verständlich und es kam auch relativ schnell rüber.“ Ein Teilnehmer betonte: „[...] dass man relativ einfach erkennt: ‚Das sind die Zeiträume, die Einfluss auf die Prognose nehmen‘.“



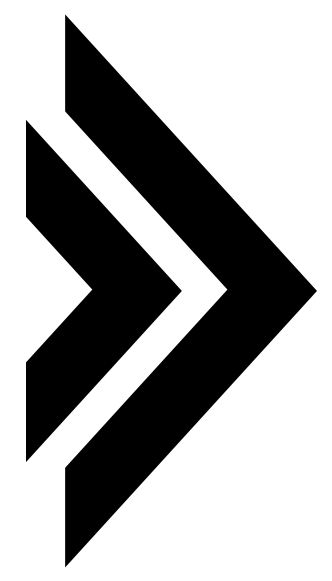
ProTime erhöht die Akzeptanz der KI-Prognosen

Einer KI, die als Black Box wahrgenommen wird, überlässt man keine wichtigen Entscheidungen. ProTime verändert genau das: Die Erklärung macht aus der Prognose ein transparentes Ergebnis – entsprechend steigt auch die Bereitschaft, die Prognose anzunehmen: „Ich persönlich bin eher bereit, etwas zu akzeptieren, wenn ich es erklärt bekomme und es nachvollziehen kann.“



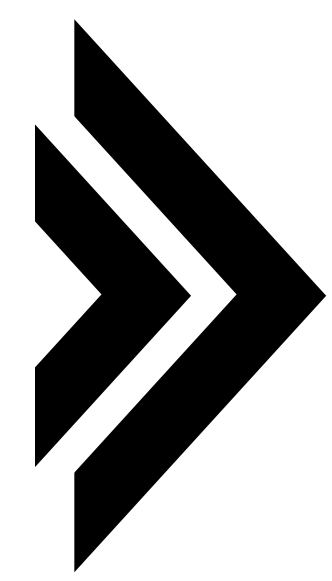
ProTime unterstützt die fachliche Plausibilisierung von KI-Prognosen

ProTime erlaubt es auch, eine KI-Prognose fachlich zu plausibilisieren und zu prüfen, ob das Modell so reagiert, wie es aus Controller-Perspektive erwartet werden würde. Der Zugang über historische Zeiträume schließt dabei unmittelbar an die bestehende Controlling-Praxis an: „Wir machen es in der Praxis ja auch nicht anders. Wenn wir irgendeine Auffälligkeit haben, dann schauen wir erst mal, wie sah es denn in den Vorjahren aus.“ Besonders wertvoll zeigte sich ProTime bei der schnellen Identifikation von Ausreißern „[...] und dann darauf basierend auch zu sehen, welchen Einfluss hatte das jetzt auf die Prognose.“



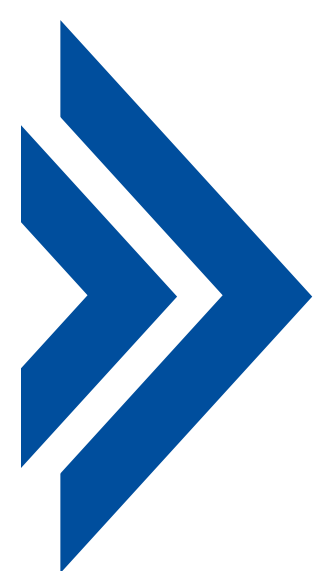
ProTime eröffnet die Möglichkeit, KI-Prognosen in weiteren Anwendungsfällen einzusetzen

Es wurde deutlich, dass ProTime nicht nur für die Prognose der Wertungssumme, sondern auch für weitere Planungs- und Prognoseanwendungen relevant ist. Ein Teilnehmer formulierte das knapp: „Anwendungsfälle gibt es viele ähnliche“, ein anderer noch weiter: „für alles“. Besonders naheliegend erscheint der Einsatz in angrenzenden Sparten: „Für die anderen Sparten [...] würde das ja auch in Frage kommen“, zumal es dort „sehr ähnliche Bilder gibt“.



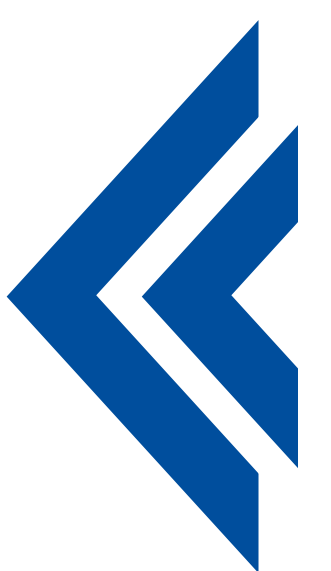
ProTime fördert die eigenständige Steuerung von KI-Prognosen

Ein weiteres Ergebnis ist, dass ProTime nicht nur Transparenz verschafft, sondern aktiv Möglichkeiten gibt, in den Prognoseprozess einzugreifen: „Du hast die Möglichkeit, noch in der Prognose selber zu arbeiten“, statt „einfach eine Zahl hingeschmissen“ zu bekommen. Besonders geschätzt wurde dabei die Möglichkeit, auch jenseits der drei vorgeschlagenen Zeiträume eigene Schwerpunkte zu setzen: „[die Erklärung] hilft mir, indem ich nochmals abchecke [...] wo finde ich vielleicht den drittstärksten Einfluss.“



Fazit:

ProTime verändert die Rolle des Controllings: vom passiven Empfang einer KI-Prognose hin zur aktiven Gestaltung des Prognoseprozesses.



6. PRAXISIMPLIKATIONEN: CHANCEN, RISIKEN UND HANDLUNGSMAßNAHMEN

Die Einführung von KI im Controlling scheitert selten an der Technologie. Sie scheitert daran, dass ihre Ergebnisse nicht verstanden werden. Modelle liefern präzise Vorhersagen — doch ohne nachvollziehbare Begründung bleiben diese für Entscheidungstragende nicht nutzbar. In der Konsequenz werden Empfehlungen ignoriert, obwohl sie in der Regel eine bessere Entscheidungsgrundlage bieten als traditionelle Methoden. Erklärbare KI setzt genau an diesem Spannungsfeld an: Sie schafft die Voraussetzung dafür, KI nicht nur einzusetzen, sondern verantwortungsvoll in Entscheidungsprozesse zu integrieren.

Vertrauen in KI braucht Zeit

Viele Unternehmen gehen davon aus, dass sich Vertrauen in KI durch bessere Prognosegüte automatisch einstellt. Die Praxis zeigt ein anderes Bild: Anwenderinnen und Anwender vertrauen einem Modell dann, wenn es über einen längeren Zeitraum stabile und nachvollziehbare Ergebnisse liefert. Macht das System Fehler, die nicht erklärt werden können, schwindet dieses Vertrauen schnell. Vertrauen ist daher kein Nebenprodukt guter Algorithmen, sondern eine aktive Managementaufgabe, die Nachvollziehbarkeit und Zeit erfordert.

Praxismaßnahmen

Erklärungen sind der zentrale Bestandteil des Systems für eine effektive Entscheidungsunterstützung.

Die Verantwortung trägt der Mensch

KI kann Entscheidungen unterstützen, aber nicht verantworten. Damit entsteht ein zentrales Spannungsfeld: Controllerinnen und Controller sollen Entscheidungen auf Basis von KI treffen, müssen diese aber gleichzeitig gegenüber Geschäftsführung, Aufsichtsrat oder Wirtschaftsprüfung begründen können. Ohne Erklärbarkeit ist das strukturell nicht möglich. Ein Modell, dessen Ergebnisse nicht hinterfragt werden können, entzieht sich der Kontrolle und ist damit im Controlling nur eingeschränkt einsetzbar.

Praxismaßnahmen

Der Grundsatz: „Keine KI-Aussage ohne Begründung“ sollte in Validierungsroutinen im Arbeitsalltag verankert werden.

Erklärungen erhöhen Akzeptanz – aber ersetzen kein kritisches Denken

Erklärbare KI schafft Transparenz und erhöht die Bereitschaft, Modellempfehlungen tatsächlich in Entscheidungen einzubeziehen. Doch Erklärbarkeit birgt auch ein Risiko: Erklärungen können ein Gefühl von Sicherheit erzeugen, das über die tatsächliche Aussagekraft des Modells hinausgeht. Eine verständliche Erklärung ist nicht automatisch eine richtige. KI ist ein Sparringspartner, kein Entscheider.

Praxismaßnahmen

Für eine kritische Bewertung von KI braucht es eine aktive Kultur des Hinterfragens. Im Alltag sollten Räume geschaffen werden, in denen KI-Empfehlungen explizit diskutiert und bewertet werden.

Erklärungen werden erst durch menschliche Expertise wirksam

KI erkennt Muster in Daten und Erklärungen machen diese Muster sichtbar. Doch die eigentliche Wertschöpfung entsteht erst in ihrer Interpretation. Denn was ein Modell als relevanten Einflussfaktor identifiziert, ist zunächst nur ein statistischer Zusammenhang. Ob dieser Zusammenhang ökonomisch sinnvoll ist, ob er auf nachhaltigen Entwicklungen oder einmaligen Effekten beruht und welche Konsequenzen sich daraus für das Unternehmen ergeben, lässt sich nur im Kontext beurteilen.

Controllerinnen und Controller bringen genau das Wissen ein, das Modelle nicht abbilden können. Sie sind es, die KI-Ergebnisse plausibilisieren, kritisch hinterfragen und – wo nötig – widersprechen oder ergänzen. Ohne diese Einordnung besteht die Gefahr, dass nachvollziehbar erscheinende Erklärungen zu einem trügerischen Sicherheitsgefühl führen. Die größte Gefahr liegt in der unreflektierten Nutzung von KI. Wenn Muster als Wahrheit interpretiert werden, ohne sie in den richtigen Kontext einzuordnen, entstehen falsche Entscheidungsgrundlagen.

Praxismaßnahmen

Erklärbare KI entfaltet ihren Nutzen erst dann vollständig, wenn sie konsequent mit dem vorhandenen Fachwissen verknüpft wird. Nicht das Modell allein, sondern das Zusammenspiel aus algorithmischer Präzision und menschlichem Urteilsvermögen schafft eine tragfähige Entscheidungsgrundlage.

Erklärbare KI beginnt beim Denkprozess der Anwenderinnen und Anwender

Damit Erklärungen wirksam werden, müssen sie an der richtigen Stelle ansetzen: beim Denken der Nutzerin oder des Nutzers. Eine Erklärung, die zwar technisch korrekt ist, aber nicht der Logik folgt, mit der Controllerinnen und Controller tatsächlich arbeiten, verfehlt ihren Zweck. Entscheidend ist daher nicht nur, was ein Modell erklärt, sondern wie. Controllerinnen und Controller denken in Ursache-Wirkungs-Ketten, in Abweichungen und Handlungsoptionen. Erklärbare KI muss diese Perspektive spiegeln. Werden Ergebnisse hingegen in technischen Abstraktionen formuliert, die dem Arbeitsalltag fremd sind, entsteht kognitive Distanz – und damit entweder Misstrauen oder unkritische Akzeptanz ohne echtes Verständnis.

Praxismaßnahmen

Erklärungen sollten gemeinsam mit den späteren Anwenderinnen und Anwendern entwickelt werden. Welche Faktoren relevant sind, welche Granularität hilfreich ist und welche Darstellung Entscheidungen unterstützt – das sind keine technischen, sondern zutiefst menschliche Fragen. Nutzerzentrierte Erklärbarkeit bedeutet: Das Modell passt sich der Logik der Anwenderinnen und Anwender an, nicht umgekehrt.