

www.iu.de

IU DISCUSSION

PAPERS

BUSINESS & MANAGEMENT

Einsatz von KI zur Automatisierung von Rechnungslegungs- und Meldewesenprozessen in Banken – Chancen, Herausforderungen sowie Implikationen

MARCEL DULGERIDIS
CONSTANTIN SCHUBART
FELIX BERNDT

IU Internationale Hochschule

Main Campus: Erfurt

Juri-Gagarin-Ring 152

99084 Erfurt

Telefon: +49 421.166985.23

Fax: +49 2224.9605.115

Kontakt/Contact: kerstin.janson@iu.org

Autorenkontakt/Contact to the author(s):

Prof. Dr. Marcel Dulgeridis

ORCID-ID: 0009-0009-4248-3067 (Open Researcher und Contributor ID)

E-Mail: marcel.dulgeridis@iu.org

IU Internationale Hochschule - Campus Regensburg

Johanna-Kinkel-Straße 3+4

93049 Regensburg

Prof. Dr. Constantin Schubart

ORCID-ID: 0009-0008-9259-0533 (Open Researcher und Contributor ID)

E-Mail: constantin.schubart@iu.org

Felix Berndt

E-Mail: fb.felixberndt@gmail.com

IU Discussion Papers, Reihe: Human Resources, Vol. 6, No. 13 (SEP 2025)

ISSN: 2750-0721

DOI: <https://doi.org/10.56250/4082>

Website: <https://repository.iu.org>

EINSATZ VON KI ZUR AUTOMATISIERUNG VON RECHNUNGSLEGUNGS- UND MELDEWESENPROZESSEN IN BANKEN – CHANCEN, HERAUSFORDERUNGEN SOWIE IMPLIKATIONEN

MARCEL DULGERIDIS

CONSTANTIN SCHUBART

FELIX BERNDT

ABSTRACT

This paper examines how artificial intelligence (AI) can drive the automation of accounting and regulatory reporting in banks. The objective is to provide practical guidance for the compliant and effective adoption of AI in a highly regulated environment, while assessing related opportunities and risks. Documented banking case studies are analysed to derive a technology-levels model and transferable best practices. In addition, a SWOT analysis identifies the key strengths, weaknesses, opportunities, and threats influencing AI integration. Combining both approaches, the study develops practical recommendations, highlighting that AI is particularly effective in standardised, data-driven processes such as regulatory reporting. At the same time, organisational readiness and regulatory compliance prove to be decisive success factors. Building on these insights, a ten-step roadmap is proposed as a hands-on guidance tool for banks. The findings contribute to the strategic evolution of regulatory reporting and illustrate how even highly regulated institutions can prepare for and benefit from AI-driven transformation.

KEYWORDS:

Artificial Intelligence, Accounting and Regulatory Reporting, Banks, Automation, Regulations, Practical Advice

AUTOR:INNEN



Prof. Dr. Marcel Dulgeridis ist Professor für Betriebswirtschaftslehre am Standort Regensburg. Mit umfangreicher akademischer Erfahrung und Expertise in verschiedenen betriebswirtschaftlichen Disziplinen widmet er sich mit großem Engagement der Lehre und Forschung. Nach knapp zehn Jahren in unterschiedlichen Rollen bei sogenannten Big-4-Gesellschaften – zuletzt als Senior Manager – ist er mittlerweile Leiter Rechnungswesen bei einer Genossenschaftsbank.



Prof. Dr. Constantin Schubart ist seit 2020 Professor für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre an der IU Internationale Hochschule im Dualen Studium am Standort Erfurt. Seine Schwerpunkte liegen im Bereich Managerial Economics. Er verfügt über mehr als 20 Jahre Berufserfahrung in Lehre, Forschung und Praxis.



Felix Berndt ist Diplom-Ingenieur in Automatisierungstechnik und Absolvent des MBA-Studiengangs Business Administration an der IU Internationalen Hochschule. Beruflich arbeitet er als Ingenieur im Bereich elektromagnetischer Verträglichkeit. Neben seiner technischen Expertise beschäftigt er sich intensiv mit ökonomischen Fragestellungen rund um Digitalisierung und Künstliche Intelligenz und deren Auswirkungen auf das Finanz- und Bankenwesen.

Einleitung

HINTERGRUND UND PROBLEMSTELLUNG

Getrieben durch die fortschreitende Digitalisierung, verändertes Kundenverhalten sowie steigenden Wettbewerbsdruck rücken klassische Geschäftsmodelle zunehmend in den Hintergrund. Filialnetze werden abgebaut, digitale Kanäle hingegen kontinuierlich ausgebaut und optimiert. Parallel dazu nimmt die Regulierungsdichte stetig zu – insbesondere im Rechnungslegungs- und Meldewesen. Banken sehen sich mit der Herausforderung konfrontiert, einerseits die hohen Anforderungen von Aufsichtsbehörden an Transparenz, Genauigkeit und Nachvollziehbarkeit zu erfüllen, andererseits aber effizient und wettbewerbsfähig zu bleiben.

Die Fachliteratur verweist in diesem Zusammenhang häufig auf eine „Überregulierung“ der Banken. So argumentieren Cech und Helmreich (2017, S. 3), dass die Grenzen des Machbaren in vielen Instituten bereits erreicht oder sogar überschritten seien. Hinzu kommt, dass regulatorische Vorgaben nicht nach Größe oder Ressourcenlage differenzieren, sondern gleichermaßen für Großbanken wie für regionale Institute gelten. Für kleine und mittelgroße Banken bedeutet dies, dass sie trotz limitierter Kapazitäten die gleichen Anforderungen erfüllen müssen wie internationale Player. Damit verschärft sich die ohnehin bestehende Problematik fragmentierter IT-Landschaften, manueller Prozessketten und hoher Kostenbelastung.

Vor diesem Hintergrund rücken technologische Innovationen stärker in den Fokus. Insbesondere Verfahren der Künstlichen Intelligenz (KI) gelten als vielversprechende Ansatzpunkte, um Effizienzpotenziale zu heben, Fehlerquoten zu reduzieren und regulatorische Anforderungen automatisiert umzusetzen (Friedrich et al., 2021, S. 49–51). Erste Pilotprojekte im Bankenwesen zeigen, dass KI beispielsweise bei der Klassifikation von Dokumenten, beim Abgleich großer Datenmengen oder bei der automatisierten Erstellung von Berichten wertvolle Unterstützung leisten kann. Dennoch bleiben Zweifel: Gerade in hochregulierten Bereichen wie Rechnungslegung und Meldewesen ist nicht alles technisch Machbare auch regulatorisch zulässig. Fragen nach Nachvollziehbarkeit, Transparenz und Compliance rücken deshalb in den Vordergrund.

Das Forschungsfeld ist folglich von einem Spannungsfeld geprägt: Auf der einen Seite stehen die Chancen einer durch KI unterstützten Automatisierung, auf der anderen Seite die Risiken regulatorischer Fallstricke und organisatorischer Hürden. Zwar existiert bereits eine Vielzahl an wissenschaftlichen und praxisorientierten Beiträgen zu KI im Bankensektor, diese sind jedoch meist fragmentiert. Viele Untersuchungen konzentrieren sich auf technologische Grundlagen, Einzelfallstudien oder spezifische regulatorische Aspekte, ohne die Erkenntnisse in einem ganzheitlichen Rahmen zusammenzuführen. Damit fehlt es an systematischen Analysen, die Chancen und Risiken gleichermaßen beleuchten und daraus praxisnahe Handlungsoptionen für Banken ableiten. Genau hier setzt die vorliegende Arbeit an.

ZIELSETZUNG UND FORSCHUNGSFRAGE

Ziel ist es, den Einsatz von KI in Rechnungslegungs- und Meldewesenprozessen so zu analysieren, dass Effizienzgewinne mit regulatorischer Konformität vereinbar bleiben. Dazu werden Chancen und Risiken bewertet, bestehende Anwendungsbeispiele untersucht und praxisnahe Handlungsempfehlungen abgeleitet.

Die zentrale Forschungsfrage lautet deshalb:

Inwieweit kann Künstliche Intelligenz zur Automatisierung von Rechnungslegungs- und Meldewesenprozessen in Banken beitragen, und welche regulatorischen sowie organisatorischen Faktoren sind dabei relevant?

Zur Beantwortung werden vier Unterfragen betrachtet:

1. Welche KI-Technologien sind bereits im Einsatz und mit welchen Zielsetzungen?
2. Welche Herausforderungen bestehen bei der Umsetzung?
3. Welche Erfolgsfaktoren lassen sich aus bisherigen Anwendungen ableiten?
4. Welche Empfehlungen ergeben sich für eine regelkonforme Implementierung?

Das Paper beginnt mit einer theoretischen Grundlage, untersucht anschließend praxisrelevante Anwendungsbeispiele und führt eine SWOT-Analyse im Rahmen der Diskussion durch. Dabei werden die Ergebnisse in konkrete Handlungsempfehlungen überführt, bevor die Forschungsfrage abschließend beantwortet und ein Ausblick auf zukünftige Entwicklungen gegeben wird.

RELEVANZ UND BEITRAG

Die Untersuchung ist sowohl wissenschaftlich als auch praxisorientiert von hoher Bedeutung. Wissenschaftlich leistet sie einen Beitrag, indem sie bisher fragmentierte Erkenntnisse zusammenführt und in einem systematischen Rahmen verdichtet. Praktisch unterstützt sie Banken dabei, Potenziale der KI-Nutzung zu identifizieren und regulatorische Hürden realistisch einzuschätzen. Durch die Verbindung von Theorie, Regulatorik und Praxis werden so übertragbare Handlungsansätze entwickelt, die Banken helfen können, ihre Rechnungslegungs- und Meldewesen-Prozesse zukunftsfähig auszurichten.

KURZÜBERBLICK: RECHNUNGSLEGUNG & MELDEWESEN IN BANKEN

Unter Meldewesen versteht man alle gesetzlich vorgeschriebenen, überwiegend zahlenbasierten Berichte, die Kreditinstitute in regelmäßigen Intervallen an Aufsichtsbehörden übermitteln. Diese Vorgaben sind deutlich strenger als in Industrieunternehmen und begründen sich durch die systemische Relevanz von Banken: Insolvenzen oder Verwerfungen können die Stabilität des gesamten Finanz- und Währungssystems gefährden (Cech & Helmreich, 2017, S. V, 4). Ziel des Meldewesens ist es daher, Aufsicht, Vergleichbarkeit und Risikofrüherkennung zu ermöglichen.

In enger Verzahnung mit der Rechnungslegung steigen dadurch die Konsistenzanforderungen, zugleich ergeben sich Chancen für Standardisierung und Automatisierung (Cech & Helmreich, 2017, S. 20, 32). Die praktische Umsetzung gestaltet sich jedoch komplex: Die Literatur spricht von Überregulierung und von bereits erreichten „Grenzen des Machbaren“. Besonders hohe Anforderungen bestehen an IT-Verfügbarkeit, Eignung und Fachwissen, erschwert durch heterogene, historisch gewachsene Systemlandschaften. In Transformationsprojekten entfallen daher bis zu 80 % des Aufwands auf Datenbereinigung und -harmonisierung (Cech & Helmreich, 2017, S. 3, 35–36; Friedrich et al., 2021, S. 52).

Das Ergebnis ist eine hohe regulatorische Komplexität, die jedoch gleichzeitig klare Leitplanken schafft – ein Rahmen, in dem KI-gestützte Effizienzgewinne in Rechnungslegung und Meldewesen realisiert werden können.

Gerade hier wird deutlich, dass für den Einsatz von KI eine dichte, mehrschichtige Regulierung gilt. Viele Verfahren weisen einen Black-Box-Charakter auf, weshalb Aufsichtsbehörden insbesondere Erklärbarkeit, robuste Validierung und klare Verantwortlichkeiten verlangen (Reinwald, 2023, S. 9; Friedrich et al., 2021, S. 49, 61).

Theoretische Grundlagen

TECHNOLOGIEN DER KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ IM BANKENWESEN

Der Begriff Künstliche Intelligenz (KI) dient im alltäglichen Sprachgebrauch oft als Schlagwort und Sammelbegriff für verschiedene datenbasierte und automatisierte Technologien. In der Fachliteratur hingegen wird KI differenziert als ein Forschungsfeld beschrieben, dass sich mit der Automatisierung intelligenten Verhaltens beschäftigt. In der Praxis sind KI-Systeme nicht auf starre Algorithmen beschränkt. Sie zeichnen sich vielmehr durch Lern- und Entwicklungsfähigkeit, eine hohe Anpassungsfähigkeit an neue Umgebungen und das Potenzial zur autonomen Problemlösung aus (Ertel, 2024, S. 1-3).

Obwohl Künstliche Intelligenz bereits seit den 1950er-Jahren als wissenschaftliches Forschungsfeld existiert, wurde sie lange Zeit vorwiegend theoretisch behandelt. Erst in den letzten Jahren hat KI durch den technologischen Fortschritt, insbesondere durch leistungsfähigere Hardware und den Zugang zu großen Datenmengen, eine breite praktische Relevanz erlangt (Ertel, 2024, S. 4-5).

Diese Entwicklung hat dazu geführt, dass KI heute zunehmend auch in betriebswirtschaftlichen Prozessen wie dem Finanzsektor eingesetzt wird. Die zentralen KI-Technologien sind in Tab. anhand ihrer Funktion und den typischen Anwendungsbereichen aufgelistet. Um die Relevanz dieser Technologien im Kontext des Finanzwesens besser einzuordnen, werden sie im Folgenden in Bezug auf ihre Merkmale sowie typische Einsatzmöglichkeiten näher erläutert.

Tab. 1: Vergleich KI-Technologien und allgemeine Anwendungsbeispiele

Technologie	Funktion	Anwendungsbereiche	Lernfähig
Machine Learning (ML)	auf Basis von Daten Muster erkennen und daraus Entscheidungen ableiten	Mustererkennung und datengetriebenes Lernen bei Prognosemodelle oder Scoring-Systemen	Ja
Deep Learning (DL)	mehrschichtige neuronale Netze für komplexe Zusammenhänge	Spracherkennung, Bilderkennung, Sprachmodelle (LLMs)	Ja
Natural Language Processing (NLP)	Analyse, Interpretation, Generierung und Verarbeitung natürlicher Sprache	E-Mail-Klassifikation Chatbots	Ja
Robotic Process Automation (RPA)	automatisiert repetitive und regelbasierte Abläufe	Rechnungsverarbeitung, Datenmigration	nein

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an (Ertel, 2024, S. 1-9).

Machine Learning (ML) ist ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz, bei dem Regeln nicht explizit programmiert werden. Stattdessen verbessert sich das System durch die Analyse von Trainingsdaten, er-

kennt daraus Muster und leitet selbstständig Entscheidungen und Vorhersagen für neue Daten ab (Ertel, 2024, S. 207-208). In der Trainingsphase erhält das System zahlreiche Datensätze mit bekannten Ergebnissen. Der Algorithmus erkennt darin Muster und leitet daraus Funktionen ab, die zur Klassifikation oder Prognose verwendet werden (Ertel, 2024, S. 208-210).

Die automatisierte Erkennung von Text in eingescannten Dokumenten oder Bildern erfolgt häufig mittels optischer Zeichenerkennung (OCR) (Langmann, 2021, S. 108). Wenn das trainierte neuronale Netz auf neue Daten trifft, nutzt es das Gelernte zur Ableitung von Entscheidungen. Ein Vorteil ist die hohe Anpassungsfähigkeit an individuelle Anwendungsfälle. Die Systeme bleiben auch bei unklaren und dynamischen Entscheidungen funktionsfähig, bei denen klassische lineare Algorithmen oder regelbasierte Systeme wie RPA versagen. ML ist allgemein relevant für Prognosen und Klassifikationen. Im Finanzbereich finden sie z. B. bei der automatischen Risikoklassifizierung oder Betrugserkennung Anwendung. Auch Prognosemodelle, etwa zur Liquiditätsplanung sind typische Anwendungsfelder (Ertel, 2024, S. 210-211).

Deep Learning (DL) ist eine spezielle Methode des Machine Learnings, die auf mehrschichtigen künstlichen neuronalen Netzen basiert. Diese Architektur erlaubt es, auch sehr komplexe, unstrukturierte oder hochdimensionale Daten zu verarbeiten, wie sie etwa in der Bild- oder Sprachverarbeitung auftreten (Ertel, 2024, S. 326-327). Ein zentraler Vorteil von Deep Learning gegenüber klassischen ML-Verfahren ist die höhere Leistungsfähigkeit, insbesondere bei der automatischen Merkmalsextraktion (Ertel, 2024, S. 327).

Natural Language Processing (NLP) ist ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz zur Verarbeitung, Analyse und Generierung menschlicher Sprache. Ziel ist es, gesprochene oder geschriebene Sprache so zu verarbeiten, dass Computer sie verstehen und darauf reagieren können (Langmann, 2021, S.105). Auch im Finanzbereich hat NLP eine zunehmende Relevanz. Es wird beispielsweise für die Betrugserkennung, für die Analyse von Freitextangaben in Jahresabschlüssen sowie bei der automatisierten Erstellung von Tätigkeitsberichten genutzt (Langmann, 2021, S.105-106). Besondere Bedeutung erlangt NLP in der Kombination mit anderen KI-Technologien wie Machine Learning und Deep Learning. Durch diese Verbindung kann die Genauigkeit der Sprachverarbeitung erheblich verbessert werden (Langmann, 2021, S.105).

Robotic Process Automation (RPA) beschreibt die regelbasierte Automatisierung strukturierter Geschäftsprozesse und Abläufe (Langmann, 2021, S.8-9). Die Technologie eignet sich besonders für häufig wiederkehrende, standardisierte Abläufe mit klar definierten Eingabe- und Ausgabeformaten (Friedrich et al., 2021, S. 56). Aufgaben mit hohem Transaktionsvolumen lassen sich damit effizient und fehlerarm automatisieren. Unternehmen profitieren dabei von einer schnellen Implementierung und einer geringen Abhängigkeit von internen IT-Ressourcen (Langmann, 2021, S.7-9). Gleichzeitig stößt RPA bei sich ändernden oder unstrukturierten Prozessen an Grenzen. Die Systeme sind nicht lernfähig und führen exakt die programmierten Schritte aus. Bei Prozessänderungen müssen sie manuell angepasst werden. Für komplexere Entscheidungslogiken sind sie daher nur eingeschränkt geeignet. Ein erweitertes Potenzial entfaltet RPA in Kombination mit KI-Technologien wie Machine Learning oder Natural Language Processing. Diese werden eingesetzt, um unstrukturierte Eingabedaten wie Textdokumente und Formulare zu strukturieren, bevor RPA die eigentliche Verarbeitung übernimmt (Langmann, 2021, S.14-15).

TECHNOLOGIESTUFENMODELL UND BEDEUTUNG FÜR DAS RECHNUNGS- UND MELDEWESEN

Zur Einordnung des Einsatzes von KI-Technologien im Rechnungslegungs- und Meldewesen wird im Rahmen dieser Arbeit ein vereinfachtes Technologiestufenmodell erstellt (siehe Tab. 2). Es dient der strukturierten Darstellung verschiedener Automatisierungsgrade, wie sie im Bankkontext in unterschiedlichen Ausprägungen zur Anwendung kommen. Das Stufenmodell ist untergliedert in vier Stufen, beginnend von manuellen Verfahren bis hin zu vollständig autonomen Entscheidungsprozessen. Über die Merkmalsbeschreibung werden die vorgestellten KI-Technogien den Stufen zugeordnet.

Der Bezug zum Meldewesen wird anhand eines typischen Meldeformular-Beispiels vorgenommen. Für jede Stufe im Technologiestufenmodell wird dazu beispielhaft der Technologieeinsatz am Meldeformular-Beispiel beschrieben. Da auch der kombinierte Einsatz der KI-Technologien möglich ist, wurde die Stufe 3 (KI-Assistenz) zusätzlich in drei Zwischenstufen unterteilt.

Tab. 2: Technologiestufenmodell anhand eines Meldeformular-Beispiels im Bankenwesen

Stufe	Bezeichnung	Merkmale	Meldeformular-Beispiel
0	Manuell	kein Einsatz von Tools, händische Bearbeitung	Mitarbeitende übertragen Daten händisch in eine Excel-Vorlage zur Erstellung einer Meldung
1	Digitalisiert	Nutzung einfacher digitaler Tools	Excel-Makros berechnen automatisch Summen oder Validierungsprüfungen innerhalb der Meldetabelle
2	Automatisiert	regelbasierte Systeme, RPA oder Skripte übernehmen Abläufe	RPA-Tool überträgt Rohdaten automatisch aus vorgelagerten Systemen in die Excel-Maske und generiert eine digitale Meldung
3	KI-Assistenz	KI-gestützte Entscheidungen mit menschlicher Kontrolle	allgemein: KI klassifiziert Transaktionen oder Bilanzpositionen automatisch nach Meldevorschrift, der Mensch prüft und korrigiert
A			nur eine KI-Technologie (z. B. ML) kommt für die Klassifizierung zur Anwendung
B			Verknüpfung mehrere Technologien (z. B. ML und NLP)
C			selbstlernende Systeme mit automatisierten Feedbackschleifen (Mensch prüft und korrigiert)
4	Autonom	selbstlernende Systeme treffen Entscheidungen eigenständig	Ein autonomes Meldesystem analysiert Eingabedaten, erstellt die vollständige Meldung, dokumentiert die Entscheidung und meldet direkt an die Aufsicht. Der Mensch greift nur noch bei Anomalien ein.

Quelle: Eigene Darstellung

Zusammenfassend zeigt sich, dass KI-Technologien im Bankenwesen ein breites Spektrum an Einsatzmöglichkeiten bieten – von einfachen Automatisierungen über unterstützende Systeme bis hin zu po-

tenziell autonomen Anwendungen. Gerade im Zusammenspiel mit den hohen regulatorischen Anforderungen im Rechnungslegungs- und Meldewesen eröffnen sie Chancen für Effizienz, Standardisierung und Qualitätssicherung.

Gleichzeitig verdeutlicht das Technologiestufenmodell, dass der Nutzen stets in Abhängigkeit vom Automatisierungsgrad und den regulatorischen Rahmenbedingungen bewertet werden muss. Auf dieser Grundlage setzt die nachfolgende Untersuchung an, um konkrete Anwendungsbeispiele, Chancen und Grenzen des KI-Einsatzes im Rechnungslegungs- und Meldewesen systematisch zu analysieren.

Praxisrelevante Anwendungsbeispiele

BISHERIGE EINSÄTZE VON KI IN BANKEN

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Bankwesen konzentriert sich bislang auf klar umrissene Anwendungsfelder entlang der Wertschöpfungskette. Im Front-Office sind Chatbots, Robo-Advisor und KI-gestützte Bonitätsprüfungen verbreitet. Sie optimieren die Kundeninteraktion, entlasten Serviceeinheiten und beschleunigen Kreditentscheidungen. Der Nutzen liegt vor allem in der Standardisierung und Automatisierung wiederkehrender Abläufe, wenngleich Vertrauen, Nachvollziehbarkeit und Datenqualität als zentrale Herausforderungen bleiben (Friedrich et al., 2021, S. 55–56).

Tab. 3: Übersicht der Best Practices aus allen Anwendungsbereichen

Erfolgsfaktoren	Beschreibung
Menschliche Feedbackschleifen	In allen Anwendungsfällen bleibt menschliches Feedback und Eingriffe essenziell zur Nachsteuerung, Verbesserung und zur Erklärbarkeit der KI-Systeme.
klare Use-Cases und schrittweise Einführung	Klare Use-Cases erhöhen die Akzeptanz und initiale Umsetzbarkeit für Banken. Anwendungen beginnen bei einer niedrigen Technologiestufe und bauen aufeinander auf.
Kombination mehrere KI-Technologien	Verschiedene KI-Technologien lassen sich miteinander kombinieren. Diese Kombination bis hin zu IPA-Lösungen ermöglicht es, auch komplexe Prozesse zu automatisieren.
regelmäßige Tests und Trainings	Systeme wie Fraud Detection und Trafinas zeigen, dass ständige Anpassungs- und Lernfähigkeit zentraler Bestandteil von KI-Anwendungen ist.
hohe Datenverfügbarkeit als Grundvoraussetzung	Erfolgreiche Anwendungen beruhen auf gut strukturierten, teils auch historischen Datenbeständen.
Transparenzanforderungen und Governance	KI darf nie völlig autonom agieren. Compliance-Strukturen sind organisatorisch implementiert.

Quelle: Eigene Darstellung

Im Mid-Office kommen KI-Systeme insbesondere in Compliance und Risikocontrolling zum Einsatz. Beispiele sind Fraud-Detection-Lösungen, die Kreditkartentransaktionen in Echtzeit analysieren, oder prädiktive Analytik, die externe Datenquellen wie Presseartikel für Frühwarnsysteme nutzt. Diese Anwendungen zeigen zwar erhebliche Automatisierungspotenziale, machen aber zugleich deutlich, dass Erklärbarkeit, Validierung und menschliche Eingriffe unverzichtbar bleiben (Friedrich et al., 2021, S. 57; Tsapa, 2024, S. 3–4).

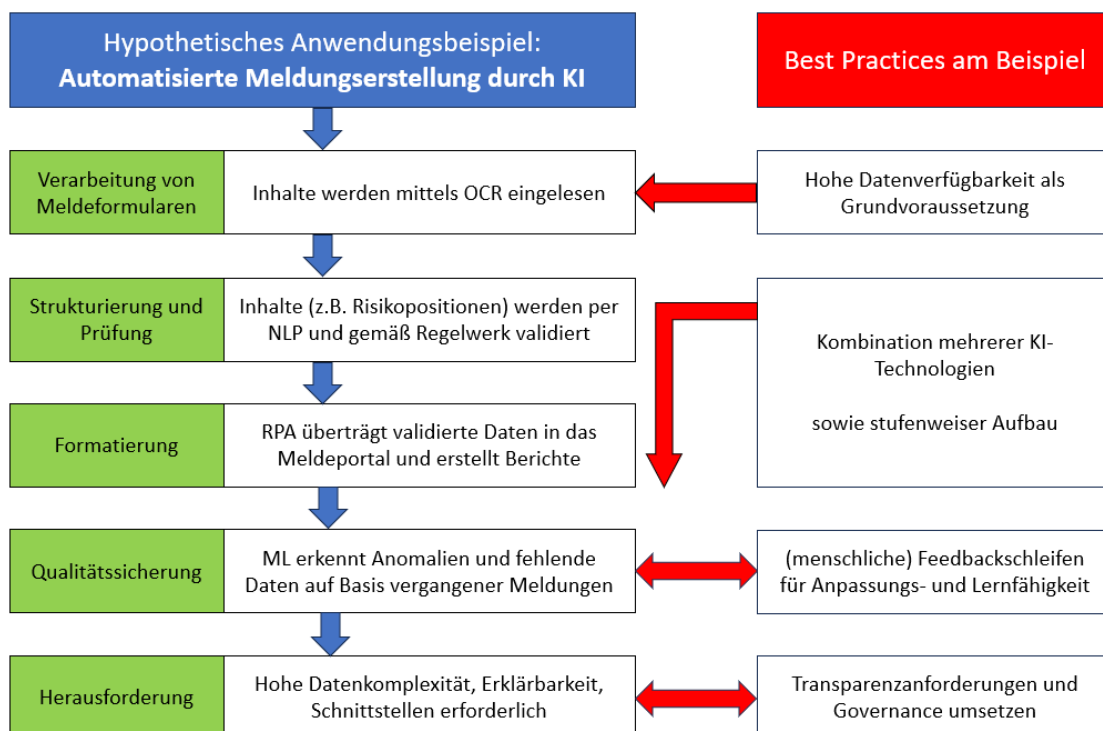
Im Back-Office stehen vor allem dokumentenintensive Prozesse im Fokus. Mit der Anwendung Trafinas im Trade-Finance-Bereich hat die Commerzbank eine Lösung etabliert, die OCR, NLP, Deep Learning und RPA kombiniert. Ziel ist die automatisierte Verarbeitung und Prüfung regulatorisch relevanter Dokumente. Das Beispiel zeigt, dass der kombinierte Einsatz mehrerer Technologien signifikante Effizienzgewinne und Qualitätssteigerungen ermöglicht, gleichzeitig aber hohe Anforderungen an Datenvielfalt, Akzeptanz und Implementierungsmanagement stellt (Friedrich et al., 2021, S. 58–60).

Die bisherigen Einsätze verdeutlichen, dass KI in Banken bereits spürbare Verbesserungen bei Effizienz und Genauigkeit erzielt. Sie zeigen zugleich, dass regulatorische Vorgaben, Erklärbarkeit und Akzeptanz die zentrale Grenze bilden. Best Practices lassen sich insbesondere in klar definierten, standardisierten Prozessen finden, während hochkomplexe und sensible Bereiche weiterhin menschliche Kontrolle erfordern. Diese Erfahrungen bilden die Grundlage für die Übertragbarkeit auf Rechnungslegungs- und Meldewesenprozesse.

ÜBERTRAGBARKEIT AUF DAS RECHNUNGSLEGUNGS- UND MELDEWESEN

Die Beispiele aus Front-, Mid- und Backoffice verdeutlichen zentrale Erfolgsfaktoren von KI-Systemen, die auch im regulierten Rechnungslegungs- und Meldewesen relevant sind. Das Backoffice-Tool Trafinas zeigt, dass KI zur Dokumentenanalyse bereits erfolgreich eingesetzt wird. Da das Meldewesen durch standardisierte Dokumente, Prüfpflichten und feste Intervalle geprägt ist, lassen sich diese Strukturen analog übertragen (vgl. Schmidt, 2021, S. 183f.). Für eine erfolgreiche Implementierung sind hohe Datenqualität, robuste Infrastruktur und klare regulatorische Kontrolle notwendig. Darüber hinaus entscheiden Governance, Transparenz und Akzeptanz über den nachhaltigen Erfolg – technische, organisatorische und kulturelle Faktoren wirken hier gleichermaßen zusammen (vgl. Schmidt, 2021, S. 183f.).

Abb. 1: Hypothetische Anwendung: KI-basierte Meldungserstellung mit Best Practices



Quelle: eigene Darstellung

Ein hypothetisches Beispiel verdeutlicht die Übertragbarkeit von KI-Technologien auf das Meldewesen: Inhalte werden zunächst per OCR eingelesen, anschließend durch NLP strukturiert und geprüft, von RPA in automatisierte Meldungen überführt und schließlich mithilfe von ML-Modellen im Rahmen der Qualitätssicherung auf Anomalien geprüft. Der Prozess folgt damit einem stufenweisen Aufbau von einfachen Automatisierungen bis hin zu komplexen Analysen, wie er auch in anderen Bankbereichen erfolgreich umgesetzt wurde. Entscheidend für den Erfolg sind eine hohe Datenqualität, klare Governance-Strukturen sowie Feedbackschleifen mit menschlicher Kontrolle, um Qualität, Nachvollziehbarkeit und Akzeptanz sicherzustellen.

Insgesamt zeigt sich, dass das Meldewesen trotz hoher regulatorischer Anforderungen ein realistisches Einsatzfeld für KI-Technologien darstellt. Unter Einhaltung der Erfolgsfaktoren lässt sich ein stufenweiser und regelkonformer Automatisierungsprozess realisieren. Banken können durch standardisierte KI-gestützte Meldungsprozesse entlastet werden. Voraussetzung dafür ist der Zugriff auf geeignete Datenstrukturen sowie eine entsprechend ausgebaute technische Infrastruktur.

Diskussion

SWOT-ANALYSE ZUM EINSATZ VON KI IM BANKENWESEN

Die SWOT-Analyse dient dazu, Chancen und Risiken externer Faktoren den internen Stärken und Schwächen klassischer Banken gegenüberzustellen und daraus strategischen Handlungsbedarf abzuleiten (vgl. Dillerup/Stoi, 2016, S. 288–291).

Tab. 4: Priorisierungsübersicht interner und externer Faktoren

Externe Faktoren	
Chancen (O = Opportunities)	1. Effizienzgewinne durch Digitalisierungspotenziale 2. zunehmende Regulierungsimpulse
Risiken (T = Threats)	1. Konkurrenzdruck durch FinTech und BigTech 2. regulatorische Unsicherheiten und Überregulierung 3. „Blackbox-Problematik“
Interne Faktoren	
Stärken (S = Strengths)	1. gute Datenbasis 2. langjährige Erfahrungen in Compliance und Governance 3. Verfügbarkeit von Ressourcen und IT-Infrastruktur
Schwächen (W = Weaknesses)	1. heterogene und veraltete IT-Landschaften 2. hoher Investitionsbedarf 3. Fachkräftemangel und Akzeptanz

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an (Dillerup & Stoi, 2016, S. 290)

Chancen ergeben sich insbesondere aus der hohen Automatisierbarkeit repetitiver Prozesse im Rechnungslegungs- und Meldewesen. KI-Systeme können Standardberichte effizienter, fehlerärmer und

nachvollziehbarer erstellen, wodurch Mitarbeiter von Routinetätigkeiten entlastet werden (Schmidt, 2021, S. 183f.). Der EU AI Act schafft zudem mehr Rechtsklarheit und langfristige Investitionssicherheit, auch wenn er hohe Transparenz- und Governance-Anforderungen stellt (Kop, 2021, S. 9f.). Wettbewerbsseitig eröffnen sich Differenzierungsmöglichkeiten gegenüber FinTechs durch innovative und gleichzeitig regulatorisch abgesicherte KI-Lösungen.

Risiken liegen vor allem im „Blackbox-Charakter“ vieler Modelle. Fehlende Erklärbarkeit widerspricht regulatorischen Anforderungen an Revisionssicherheit und Nachvollziehbarkeit, was die Akzeptanz bei Aufsichtsbehörden und Kunden gefährden kann (Schmidt, 2021, S. 185). Hinzu kommt die Gefahr der Überregulierung, die technologische Innovationen hemmen könnte (Kop, 2021, S. 10). Der zunehmende Wettbewerbsdruck durch Neo-Banken und BigTechs mit modernen IT-Infrastrukturen verstärkt die Risiken für Marktanteilsverluste (Friedrich et al., 2021, S. 50f.).

Stärken klassischer Banken liegen in ihrer großen Datenbasis, etablierten Governance-Strukturen und umfangreichen regulatorischen Erfahrungen (Friedrich et al., 2021, S. 51f.). Diese schaffen eine solide Grundlage für die Implementierung von KI-Systemen, da Compliance- und Validierungsprozesse bereits etabliert sind. Zudem verfügen Banken über finanzielle und personelle Ressourcen, die für groß angelegte Transformationsprojekte gebündelt werden können.

Schwächen resultieren hingegen aus komplexen Legacy-Systemen, hohem Integrationsaufwand und einer ausgeprägten Investitionszurückhaltung (Friedrich et al., 2021, S. 52). Kulturelle Barrieren – etwa Skepsis der Mitarbeiter, Angst vor Arbeitsplatzverlusten oder mangelndes Vertrauen in KI-basierte Entscheidungen – bremsen die Umsetzung zusätzlich. Der Wettbewerb um IT-Fachkräfte verschärft die Situation, da FinTechs mit moderneren Strukturen attraktiver wirken (Friedrich et al., 2021, S. 53).

Fazit: Banken agieren beim Einsatz von KI im Spannungsfeld zwischen regulatorischer Komplexität und technologischem Fortschritt. Ihre Datenbasis und regulatorische Erfahrung bieten eine solide Ausgangsposition, doch IT-Altlasten, kulturelle Trägheit und Fachkräftemangel sind zentrale Hindernisse. Erfolgskritisch bleibt, ob es gelingt, Chancen der Automatisierung zu nutzen und gleichzeitig regulatorische Anforderungen an Transparenz und Governance einzuhalten.

SWOT-MATRIX UND ABLEITUNG VON NORMSTRATEGIEN

Auf Basis der zuvor analysierten internen Stärken und Schwächen sowie externen Chancen und Risiken erfolgt im nächsten Schritt eine strukturierte Priorisierung der relevanten Einflussfaktoren. Ziel ist die Konzentration auf die Aspekte, die für den strategischen Umgang mit KI im Bankensektor besonders relevant sind. In einem weiteren Schritt werden diese Faktoren systematisch miteinander verknüpft. Die Kombination aus interner und externer Perspektive erfolgt mithilfe der dargestellten SWOT-Matrix. Diese dient als Grundlage für die Entwicklung der vier strategischen Grundausrichtungen S-O-, W-O-, S-T- und W-T-Strategien. Sie zeigen auf, wie Banken ihre Stärken gezielt nutzen, Schwächen abbauen, Chancen ergreifen und Risiken aktiv managen können, um den Einsatz von KI langfristig erfolgreich und regelkonform zu gestalten.

S-O-Strategien: Banken können ihre Stärken – insbesondere die umfangreiche Datenbasis sowie Erfahrung in Compliance und Governance – nutzen, um Chancen gezielt zu realisieren. Dazu gehört die frühzeitige Entwicklung interner Leitlinien für den KI-Einsatz und deren strukturelle Verankerung.

Auf dieser Grundlage lassen sich KI-Anwendungen dort implementieren, wo Prozesse klar definiert, dokumentiert und regulatorisch abgesichert sind. Das hohe Digitalisierungspotenzial im Rechnungs- und Meldewesen sowie die wachsende Standardisierung regulatorischer Anforderungen schaffen dafür eine günstige Ausgangslage. Wer systematisch und früh investiert, erzielt langfristig sowohl Effizienzgewinne als auch regulatorische Sicherheit.

W-O-Strategien: Um externe Chancen optimal zu nutzen, müssen Banken interne Schwächen abbauen. Dazu zählt vor allem die Modernisierung heterogener und teils veralteter IT-Landschaften. Parallel gilt es, Akzeptanzprobleme bei Mitarbeitenden frühzeitig anzugehen und den Mangel an Fachkräften durch gezielte Maßnahmen zu kompensieren. Ein wirksames Change-Management, transparente Kommunikation sowie die aktive Einbindung der Mitarbeitenden sind zentrale Erfolgsfaktoren. Darüber hinaus sind Programme zur Kompetenzentwicklung und Mitarbeiterbindung notwendig, um die für den KI-Einsatz erforderlichen Fähigkeiten nachhaltig im Unternehmen aufzubauen.

Abb. 2: SWOT-Matrix

		Stärken (S)	Schwächen (W)
Unternehmensorientierung			
Chancen (O)	Umweltorientierung	S-O-Strategien „ausbauen“ <ol style="list-style-type: none"> frühzeitige Implementierung interner KI-Richtlinien und Prozesse Entwicklung eigener KI-Anwendungen 	W-O-Strategien „aufholen“ <ol style="list-style-type: none"> Abbau veralteter IT-Infrastruktur Entwicklung eines Change-Managements & Mitarbeitereinbindung
Risiken (T)		S-T-Strategien „absichern“ <ol style="list-style-type: none"> Übertragung von Governance- und Compliance-Kompetenz auf KI-Anwendungen (z. B. Dokumentation, Zuständigkeiten zur „Blackbox“-Prävention) Aufbau interner Prozesse zur Überwachung und Validierung von KI-Modellen 	W-T-Strategien „vermeiden“ <ol style="list-style-type: none"> Aufbau von KI-Kompetenzen intern durch gezielte Weiterbildungen oder auch Kooperationen in frühen Phasen Fokus auf KI-Anwendungen in den niedrigen Technologiestufen

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an (Dillerup & Stoi, 2016, S. 291)

S-T-Strategien: Die vorhandenen Stärken im Bereich Compliance und Governance sollten gezielt eingesetzt werden, um externe Risiken abzufedern. Dazu gehören die Übertragung bewährter Kontrollmechanismen auf KI-Systeme, klare Zuständigkeiten und transparente Dokumentationsprozesse. So lassen sich Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit von KI-Anwendungen verbessern und das regulatorische „Blackbox“-Problem entschärfen. Ein strukturiertes Modellrisikomanagement mit kontinuierlichem Monitoring und standardisierter Validierung unterstützt zusätzlich. Wichtig ist zudem, organisatorische Ressourcen zu bündeln und interne Steuerungsprozesse zu etablieren – etwa durch interne Richtlinien oder die Integration von KI-Use Cases in bestehende Prüfstrukturen. Entscheidend ist die enge Zusammenarbeit von Fachbereichen, IT, Rechtsabteilung und Management, um Governance- und Technologiekompetenz zu verzahnen.

W-T-Strategien: Zur Vermeidung kritischer Risiken sollten Banken zunächst interne Kompetenzen und Prozesse für den KI-Einsatz aufbauen, bevor komplexe Implementierungen gestartet werden. Dazu zählen Weiterbildungen, gezielter Know-how-Aufbau und Kooperationen mit externen Partnern. Sinnvoll ist ein schrittweises Vorgehen mit Fokus auf weniger komplexe Anwendungen (Stufen 1 und 2 des Technologiemodells), bevor anspruchsvollere KI-Technologien integriert werden. Dieses Vorgehen reduziert regulatorische Risiken und legt zugleich die Basis für eine nachhaltige Weiterentwicklung.

Die Analyse zeigt, dass Banken grundsätzlich über das Potenzial verfügen, Künstliche Intelligenz strategisch und regelkonform einzusetzen. Gleichzeitig bestehen strukturelle und regulatorische Risiken, die eine klare Positionierung und proaktive Herangehensweise erfordern. Vor diesem Hintergrund zielt das weitere Vorgehen darauf ab, konkrete Handlungsempfehlungen abzuleiten, die auf die zuvor identifizierten Stärken, Schwächen, Chancen und Risiken abgestimmt sind. Ziel ist es, Banken bei der strategischen Implementierung von KI im Rechnungslegungs- und Meldewesen zu unterstützen.

HANDLUNGSEMPFEHLUNGEN FÜR DEN KI-EINSATZ IM BANKENSEKTOR

Durch Zusammenführung der SWOT-Analyse mit den identifizierten Best Practices aus verschiedenen Anwendungsfeldern lassen sich konkrete Handlungsempfehlungen ableiten. In der nachfolgenden Tab. 5 werden die identifizierten Best Practices mit den Strategien aus der SWOT-Analyse verknüpft und Handlungsempfehlungen abgeleitet. Insbesondere die Zuordnung der Technologiestufen zu den Empfehlungen hilft dabei, zielgerichtete Maßnahmen abzuleiten. So erhalten Banken eine praxisnahe Orientierung, welche Maßnahmen auf welcher Technologiestufe besonders relevant sind.

Tab. 5: Handlungsempfehlungen aus SWOT-Analyse und Best Practices

Erfolgsfaktor	Beobachtung aus Best Practices	SWOT-Bezug	Handlungsempfehlung	Technologiestufe
menschliche Feedbackschleifen	permanente Eingriffe und Kontrolle notwendig	S-T	menschliche Validierung sicherstellen	3 A 3 B
klare Use-Cases	schrittweise Einführung erhöht die Akzeptanz	W-T	mit niedrighschwelligen, klar definierten Anwendungen starten	1-3
Kombination mehrere KI-Technologien	Kombination aus NLP und RPA erhöht Wirksamkeit	S-O	Technologien gezielt kombinieren, um komplexe Prozesse zu automatisieren	3 C
regelmäßige Tests und Trainings	Modellpflege ist essenziell	S-T / W-T	Monitoring und Validierungsprozesse fest verankern	2 - 3
Datenverfügbarkeit	Historische Daten als erforderliche Ausgangsbasis	W-O	Datenqualität, -verfügbarkeit und -konsistenz sicherstellen	alle
Transparenz und Governance	Compliance Anforderungen steigen mit der Komplexität	S-T	Erklärbarkeits-Tools nutzen, Dokumentation & Kontrolle einführen	3 B 3 C

Quelle: Eigene Darstellung

Die Analyse der Praxisbeispiele verdeutlicht, dass menschliches Feedback weiterhin ein unverzichtbarer Erfolgsfaktor für den Einsatz von KI im Rechnungs- und Meldewesen ist. Insbesondere in den mittleren Technologiestufen (3 A / 3 B), in denen Systeme Entscheidungen vorbereiten und durch Menschen validiert werden, sichern Feedbackschleifen Qualität, Erklärbarkeit und Akzeptanz.

Banken sollten daher organisatorische Strukturen schaffen, die kontinuierliches Monitoring, Validierung und Kontrolle durch Fachkräfte sicherstellen. Dies entspricht den S-T-Strategien, bei denen vorhandene Governance-Kompetenzen genutzt werden, um regulatorische Unsicherheiten auszugleichen.

Ein weiterer Erfolgsfaktor ist die schrittweise Entwicklung konkreter Use-Cases. Der Einstieg sollte auf niedrigen Technologiestufen erfolgen, um Akzeptanzprobleme zu minimieren und Überforderung zu vermeiden. Niedrigschwellige, klar definierte Anwendungen können Vertrauen schaffen und dienen als Ausgangspunkt für den sukzessiven Ausbau in komplexere Szenarien. Erfolgreiche Beispiele wie *Trafi-nas* zeigen zudem, dass die Kombination verschiedener Technologien – etwa Machine Learning mit regelbasierten Verfahren wie RPA oder NLP – besonders ab Stufe 3 C den entscheidenden Hebel für Effizienzgewinne darstellt.

Zentral bleibt auch die kontinuierliche Validierung und Weiterentwicklung eingesetzter Modelle. Anwendungen wie Fraud Detection zeigen, dass regelmäßige Tests, Modellanpassungen und dokumentierte Überprüfungen unerlässlich sind, um Transparenz und regulatorische Anforderungen sicherzustellen. Mit steigender Komplexität (ab Stufe 3 C) nehmen „Blackbox-Risiken“ deutlich zu. Daher sollten Banken frühzeitig Erklärbarkeitstools, standardisierte Dokumentationsprozesse und Kontrollmechanismen implementieren, um regulatorische Konformität zu gewährleisten.

Ein Grundpfeiler erfolgreicher KI-Nutzung ist zudem die Datenbasis. Strukturierte, qualitativ hochwertige Daten sind entscheidend, stehen jedoch vielen Banken aufgrund veralteter IT-Landschaften nicht ausreichend zur Verfügung. Investitionen in Datenharmonisierung, moderne IT-Architekturen und Cloud-Lösungen sind daher unverzichtbar. Erst wenn eine belastbare Datenbasis gegeben ist, können KI-Anwendungen sinnvoll und nachhaltig implementiert werden.

Die Fachliteratur bestätigt diese Erkenntnisse und ergänzt sie um strategische sowie kulturelle Aspekte. Schmidt (2021) betont, dass Banken den technologischen Wandel aktiv anerkennen und organisatorisch abbilden müssen. Friedrich et al. (2021) formulieren dafür fünf zentrale Voraussetzungen: Zugang zu validen Daten, moderne und sichere IT, Systemverfügbarkeit, gezielter Kompetenzaufbau sowie Gewährleistung von Informationssicherheit. Ergänzend wird die Bedeutung von Kooperationen mit Fin-Techs, einer offenen Fehlerkultur und der aktiven Einbindung von Mitarbeitenden hervorgehoben – Faktoren, die direkt die in der SWOT-Analyse abgeleiteten W-O-Strategien zur Akzeptanzförderung und Kompetenzentwicklung stützen.

Auch aus regulatorischer Sicht decken sich die Erkenntnisse: Die EBA fordert Interpretierbarkeitstechniken, nachvollziehbare Modelllogiken und regelmäßige Validierungen, während die BaFin klare Anforderungen an Datenstrategie, Governance und Freigabeprozesse formuliert. Damit bestätigt sich, dass technische Exzellenz allein nicht ausreicht. Erfolgreiche KI-Implementierung in Banken erfordert ein Zusammenspiel aus belastbarer Datenbasis, moderner IT, transparenter Governance, organisatorischer Lernfähigkeit und kultureller Offenheit.

Insgesamt lässt sich ableiten: Banken, die diese Dimensionen systematisch verbinden, schaffen nicht nur die Grundlage für Effizienzsteigerungen, sondern auch für nachhaltige Wettbewerbsfähigkeit im Einklang mit regulatorischen Anforderungen.

ROADMAP: ZEHN SCHRITTE ZUR ERFOLGREICHEN KI-IMPLEMENTIERUNG

Aufbauend auf den entwickelten Handlungsempfehlungen zeigt die folgende Roadmap (Abb. 3) zehn zentrale Schritte für eine erfolgreiche und regelkonforme Implementierung von KI-Anwendungen im Rechnungs- und Meldewesen. Sie basiert auf den Erkenntnissen aus Best Practices und SWOT-Analyse und ist unabhängig von Größe oder Vorerfahrung für alle Banken anwendbar.

Die Roadmap gliedert sich in drei Phasen – Planung, Vorbereitung und Umsetzung. Die Schritte bauen grundsätzlich aufeinander auf, können in der Vorbereitungsphase jedoch teilweise parallel verlaufen. Je nach Ausgangslage, beispielsweise bei fehlender Datenverfügbarkeit (Schritt 4) oder unzureichender technischer Infrastruktur (Schritt 5), sind zusätzliche Ressourcen und Vorarbeiten erforderlich.

Für den nachhaltigen Erfolg ist das konsequente Durchlaufen aller drei Phasen unverzichtbar. Eine direkte Umsetzung ohne ausreichende Vorbereitung – insbesondere in den Bereichen Compliance und Governance-Strukturen (Schritt 4 und 7) – birgt erhebliche Risiken und kann das gesamte Projekt gefährden.

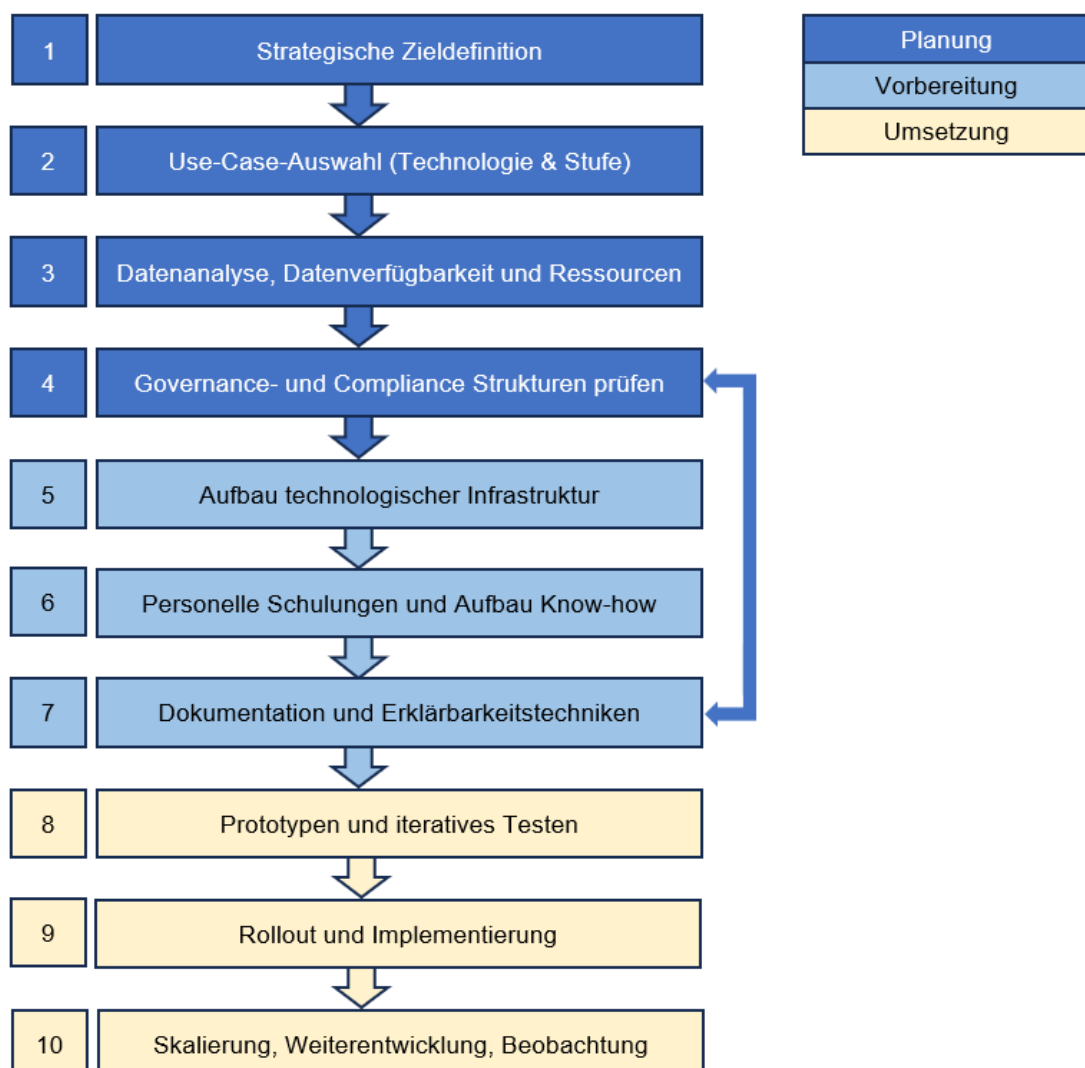
Die Planungsphase beginnt mit der strategischen Zieldefinition. Hier gilt es, den gewünschten Anwendungsbereich im Rechnungs- oder Meldewesen klar zu definieren und die strategischen Ziele der KI-Nutzung wie Effizienzsteigerung, Fehlerreduktion oder Prozessautomatisierung festzulegen. Bei der Use-Case-Auswahl wird die Anwendung klarer spezifiziert. Dazu zählen der Funktionsumfang und der Aufbau der KI-Anwendung. Zentraler Bestandteil ist eine Einordnung in die Technologiestufen und damit die Auswahl bestimmter KI-Technologien. Dabei gilt die Handlungsempfehlung, KI-Technologien schrittweise aufeinander aufzubauen und mit kleinen überschaubaren Use-Cases zu starten. Aufbauend auf der Auswahl und Definition des Use-Cases werden im dritten Schritt die verfügbaren Ressourcen analysiert, Maßnahmen zum Ausbau und Anpassung an den Anwendungsfall abgeleitet. Das umfasst die technische Infrastruktur sowie die personelle Ressource. Von großer Bedeutung, da als Erfolgsfaktor identifiziert, ist in diesem Schritt auch die Prüfung der bestehenden Datenbasis und der Datenzugang. Schritt vier umfasst die frühzeitige Auseinandersetzung mit Governance- und Compliance-Strukturen. Neben der Identifikation relevanter rechtlicher Rahmenbedingungen (z. B. CRR, MaRisk, DSGVO) stehen auch Governance-Anforderungen wie Erklärbarkeit, Modellvalidierung und interne Kontrollmechanismen im Vordergrund.

Die Schritte 5-7 werden der Vorbereitungsphase zugeordnet. Ziel ist es, auf der Identifikation notwendiger Ressourcen und Lücken eine regelkonforme und erfolgreiche Implementierung vorzubereiten. Dazu gehört allgemein die Schaffung einer strukturierten und hoch verfügbaren Datengrundlage für die KI-Modelle (Schritt 5). Parallel erfolgt die Einrichtung einer homogenen und modernen IT-Infrastruktur, die auf den Anwendungsfall abgestimmt ist. Zudem gilt es, mit Schritt 6 die identifizierten personellen Ressourcen zu bündeln, zu entwickeln und bei Bedarf zu schulen. Damit wird das allgemeine Verständnis für Modelllogik aufgebaut, Risiken und menschliche Eingriffsmöglichkeiten vorbereitet und die Akzeptanz bei den Stakeholdern gesteigert. Gemäß der Handlungsempfehlungen kann an dieser Stelle auch auf externes Know-how beispielsweise durch Kooperationen zurückgegriffen werden. Mit Schritt

7 werden die Erklärbarkeitstechniken vorbereitet. Das beinhaltet die Erstellung verständlicher Modellzusammenfassungen für technische und nicht-technische Stakeholder. Gleichzeitig werden interne Revision und Risikocontrolling in den Managementprozess implementiert und Intransparenz vorgebeugt. Wichtig ist in diesem Schritt der Abgleich mit notwendigen Compliance-Anforderungen und Regulierungen aus Schritt 4.

Die Umsetzungsphase beginnt mit der Entwicklung eines funktionalen Prototyps (Schritt 8). Dieser wird in einer kontrollierten Umgebung getestet, iterativ angepasst und durch kontinuierliche Feedbackschleifen optimiert. Ziel ist es, das KI-Modell gezielt auf den definierten Anwendungsfall zuzuschneiden und mögliche Schwächen frühzeitig zu erkennen. Im Anschluss wird das System schrittweise in die bestehenden Prozesse integriert (Schritt 9). Das umfasst auch begleitende Qualitätssicherung und Überwachungsprozesse. Der letzte Schritt umfasst die Skalierung und Weiterentwicklung. Erfolgreiche Anwendungsfälle können auf weitere Prozesse im Rechnungs- und Meldewesen übertragen werden. Parallel sollten regulatorische Entwicklungen weiterhin beobachtet und das KI-System regelmäßig überprüft und angepasst werden, um langfristig konform und effizient zu bleiben.

Abb. 3: Roadmap: Zehn Schritte zur erfolgreichen KI-Implementierung



Quelle: Eigene Darstellung

Ausblick

Die Analyse hat gezeigt, dass KI-Technologien auch in hochregulierten Bereichen wie Rechnungslegung und Meldewesen bereits heute wirksam eingesetzt werden können. Erfolgsfaktoren wie klare Use-Cases, Transparenz in Governance-Strukturen und menschliche Feedbackschleifen bilden dabei die Grundlage für eine regelkonforme Einführung. Die SWOT-Analyse verdeutlichte sowohl die erheblichen Chancen in Form von Effizienzgewinnen und Fachkräfteentlastung als auch die Risiken durch veraltete IT-Infrastrukturen, Fachkräftemangel und regulatorische Unsicherheit.

Die erarbeitete Roadmap bietet Banken praxisnahe Orientierung für die Implementierung von KI-Anwendungen entlang klarer Schritte – unabhängig von Größe oder Erfahrungsstand. Strategisch entscheidend sind der frühzeitige Kompetenzaufbau, eine proaktive Auseinandersetzung mit regulatorischen Anforderungen sowie die Schaffung einer Kultur der Akzeptanz.

Der Ausblick zeigt: KI wird standardisierte Prozesse zunehmend automatisieren, ohne die menschliche Expertise überflüssig zu machen. Stattdessen entstehen neue Anforderungen an Datenkompetenz, Governance und regulatorische Anpassungsfähigkeit. Mit Blick auf den dynamischen technologischen und regulatorischen Wandel – etwa durch den EU AI Act – bleibt die Weiterentwicklung unabdingbar. Banken, die frühzeitig in Kompetenzen und Technologien investieren, sichern sich nicht nur Effizienzvorteile, sondern auch ihre strategische Handlungsfähigkeit in einem zunehmend kompetitiven Umfeld.

Literaturverzeichnis

- Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI). (2025). Test Criteria Catalogue for AI Systems in Finance. https://www.bsi.bund.de/DE/Service-Navi/Presse/Alle-Meldungen-News/Meldungen/Kriterienkatalog_KI-Systeme_Finanzsektor_250603.html?nn=520690
- Cech, C., & Helmreich, S. (Hrsg.). (2017). *Meldewesen für Finanzinstitute*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-14616-0>
- Dillerup, R., & Stoi, R. (2016). *Unternehmensführung: Management & Leadership: Strategien, Werkzeuge, Praxis* (5. Auflage). Verlag Franz Vahlen.
- Ertel, W. (2024). *Grundkurs Künstliche Intelligenz: Eine praxisorientierte Einführung* (6. Auflage). Springer Vieweg. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-44955-1>
- Europäische Kommission. (2025, Juni 13). *KI-Gesetz | Gestaltung der digitalen Zukunft Europas*. Europäische Kommission – Digitalstrategie. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/policies/regulatory-framework-ai>
- Europäische Union (EU). (2025). *Datenschutz-Grundverordnung*. <https://dsgvo-gesetz.de/>
- Europäische Zentralbank (EZB). (2021). *Stellungnahme der Europäischen Zentralbank vom 17. August 2021 zum Vorschlag für eine Verordnung zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz (Gesetz über künstliche Intelligenz)*. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/ALL/?uri=oj:JOC_2022_115_R_0005
- European Banking Authority (EBA). (2021). *Discussion on machine learning for IRB models*. <https://www.eba.europa.eu/publications-and-media/events/discussion-machine-learning-irb-models>
- Friedrich, L., Hiese, A., Dreßler, R., & Wolfenstetter, F. (2021). Künstliche Intelligenz in Banken – Status quo, Herausforderungen und Anwendungspotenziale. In P. Buxmann & H. Schmidt (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg* (S. 49–63). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-662-61794-6_3
- Kop, M. (2021). *EU Artificial Intelligence Act: The European Approach to AI* (SSRN Scholarly Paper No. 3930959). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=3930959>
- Langmann, C. (with Turi, D.). (2021). *Robotic Process Automation (RPA) - Digitalisierung und Automatisierung Von Prozessen: Voraussetzungen, Funktionsweise und Implementierung Am Beispiel des Controllings und Rechnungswesens* (2. Auflage). Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.
- OECD. (2025, Mai 25). *OECD Principles on Artificial Intelligence*. <https://www.oecd.org/en/topics/ai-principles.html>
- Reinwald, Dr. R. (2023). Künstliche Intelligenz in der Finanz- und Bankenbranche—Eine Übersicht. *C1 Plus i Consulting*. <https://1plusi.de/fachbeitraege/einsatz-von-ki-in-der-finanzbranche-2/>
- Schmidt, D. A. (2021). KI in Banken. In I. Knappertsbusch & K. Gondlach (Hrsg.), *Arbeitswelt und KI 2030: Herausforderungen und Strategien für die Arbeit von morgen* (S. 183–190). Springer Fachmedien. https://doi.org/10.1007/978-3-658-35779-5_19
- Tsapa, J. A. (2024). AI Implementation in Banking Risk Reporting. *Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing*, 1–4. [https://doi.org/10.47363/JAICC/2024\(3\)266](https://doi.org/10.47363/JAICC/2024(3)266)