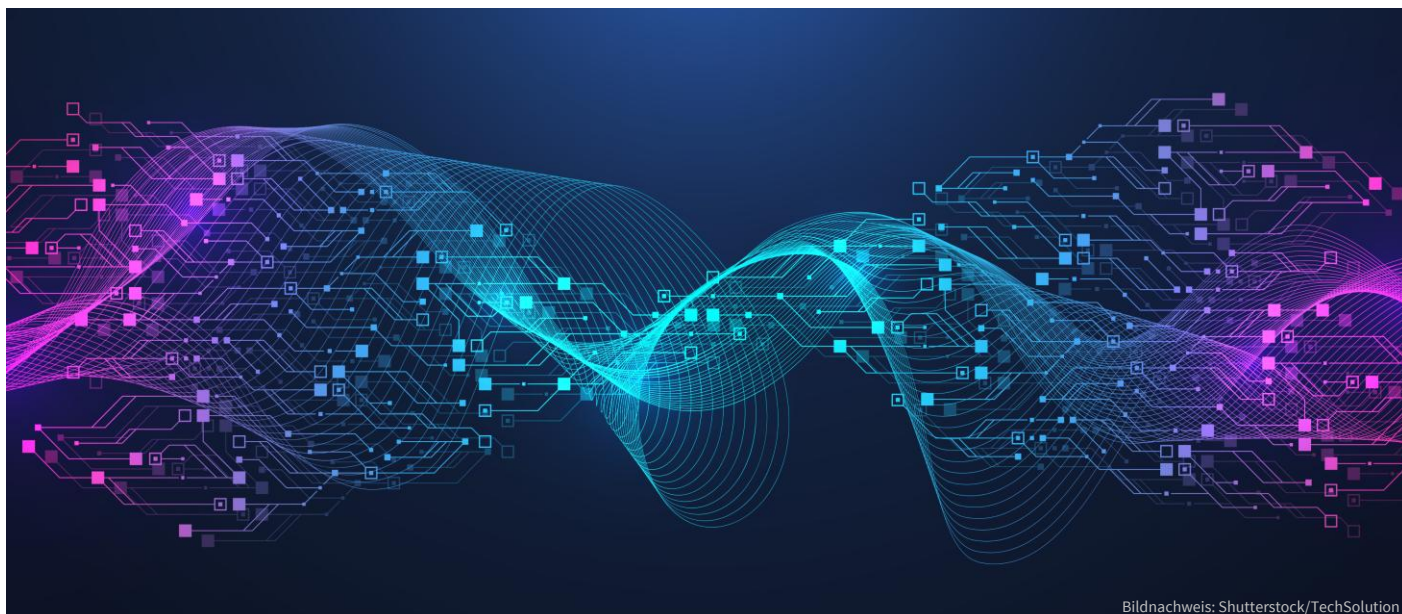




Wissensmanagement & Dokumentation

Mit der zunehmenden Digitalisierung steigen die Anforderungen an Dokumentation und Wissensmanagement. Sprachmodelle ermöglichen eine effiziente Automatisierung dieser Prozesse, um sowohl operative als auch regulatorische Anforderungen besser zu erfüllen.

Im Zuge der zunehmenden Digitalisierung steigen die Datenbedarfe und damit auch die Anforderungen an Dokumentation und Wissensmanagement bei Netzbetreibern. In den letzten Jahren haben Sprachmodelle wie ChatGPT und Claude zunehmend Einzug in Unternehmen gehalten, um die Effizienz entsprechender Prozesse zu steigern. Dabei gewinnen insbesondere eine strukturierte und konsistente Dokumentation, die Nachvollziehbarkeit von Informationen sowie deren einfache Verfügbarkeit an Bedeutung. Sprachmodelle können hierzu beitragen, indem sie Fachkräfte entlasten und gleichzeitig helfen, die steigenden Bedarfe besser zu bewältigen. Für Netzbetreiber ist dies besonders relevant, da sie eine Vielzahl technischer und regulatorischer Anforderungen erfüllen müssen und gleichzeitig auf eine zuverlässige, aktuelle und nachvollziehbare Dokumentation angewiesen sind.

Sprachmodelle können hierbei unterstützen, indem sie insbesondere dokumentations- und wissensintensive Prozesse im Netzbetrieb, in der Planung und in der Instandhaltung teilautomatisieren. Dazu zählen beispielsweise die automatische Zusammenfassung technischer Berichte, die Extraktion relevanter Informationen aus Wartungsprotokollen sowie die Unterstützung bei der Erstellung und Aktualisierung von Betriebsunterlagen. Mithilfe sogenannter Retrieval-Augmented-Generation-Systeme (RAG-Systeme) lassen sich auf Anfrage relevante Informationen aus unterschiedlichen Quellen, etwa internen Richtlinien, technischen Dokumentationen oder Normen, gezielt zusammenführen und bereitstellen (siehe Abbildung 1). Dadurch können Systemführer, Asset-Manager, Netzplaner oder Mitarbeitende im Kundenservice insbesondere in komplexen Betriebssituationen, bei hohem Anfrageaufkommen oder steigenden Anforderungen an Effizienz unterstützt werden.

Ein Projekt der

Ebenso erleichtert diese Technologie die Einarbeitung in neue betriebliche Anforderungen sowie die strukturierte Aufbereitung und Weitergabe von Erfahrungswissen (Prostejovsky, 2019).

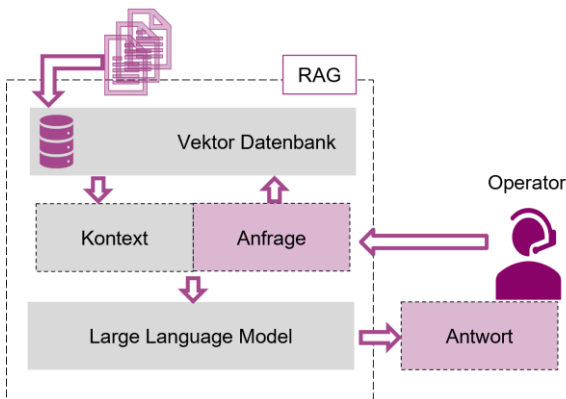


Abbildung 1: Sprachmodelle in der Systemführung

Auch im regulatorischen Umfeld bieten sich Einsatzmöglichkeiten für KI, etwa bei der automatischen Erstellung und Befüllung von Berichten wie Monitoringmeldungen oder Kennzahlenreports.

Bewertung der Umsetzbarkeit

Zur Bewertung der Umsetzbarkeit KI- und datenbasierter Methoden zur Dokumentation und Wissensmanagement werden im Folgenden zunächst geeignete Modellansätze vorgestellt. Darauf aufbauend erfolgt eine Einordnung hinsichtlich Implementierungsaufwand, Datenanforderungen und praktischer Integrationsaspekte.

Stand der Technik

Der Einsatz von KI im Wissensmanagement und in der Dokumentation zählt derzeit zu den technologisch reifsten KI-Anwendungsfeldern. Es sind bereits zahlreiche marktreife Produkte und Plattformen verfügbar, die branchenübergreifend eingesetzt werden und sich im operativen Betrieb etabliert haben. Insbesondere für administrative Tätigkeiten hat sich generative KI als Standardtechnologie in vielen Unternehmen durchgesetzt. Gleichzeitig handelt es sich um einen der am schnellsten wachsenden KI-Märkte, da kontinuierlich neue Anwendungsfelder erschlossen und bestehende Lösungen weiterentwickelt werden (Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI, 2019).

Im Kontext von Sprachmodellen lassen sich verschiedene Modellklassen unterscheiden, die aufeinander aufbauen und unterschiedliche Funktionen erfüllen. Die Eignung der jeweiligen Modelle hängt dabei maßgeblich vom jeweiligen operativen Anwendungsfall ab.

Foundation Models bilden die Grundlage und sind große, allgemein vortrainierte Modelle, die auf umfangreichen Datensätzen trainiert wurden, beispielsweise technischen Berichten, Netzplänen, Wartungsprotokollen, Normen, Messdaten oder Betriebshandbüchern. Durch ihre Anpassungsfähigkeit können sie für spezifische Aufgaben im Netzbetrieb weiterverwendet werden, etwa zur automatischen Strukturierung technischer Dokumentation, zur semantischen Suche in Netzunterlagen oder zur Bereitstellung kontextbezogener Informationen für Planungs- und Betriebspersonal.

Darauf aufbauend sind Large Language Models (LLMs) speziell auf Sprachverarbeitung und Textgenerierung ausgelegt. Sie können Texte verstehen, zusammenfassen, generieren und inhaltlich verarbeiten und eignen sich damit für eine Vielzahl dokumentations- und wissensbasierter Anwendungsfälle.

RAG-Systeme erweitern diese Fähigkeiten, indem ein LLM mit einer Dokumentensuche kombiniert wird. Dadurch kann das Modell gezielt auf vektorbasierte Datenbanken mit unternehmensspezifischen Informationen zugreifen und Antworten auf Basis interner Daten generieren, was insbesondere für den Einsatz in regulierten und wissensintensiven Umgebungen von Vorteil ist (VDE Studie, 2025).

Datenbedarf, Datenverfügbarkeit & Datenqualität

Datenbedarf

Der Datenbedarf beim Einsatz vortrainierter Sprachmodelle ist differenziert zu betrachten. Während für den Betrieb solcher Modelle kein klassisches Training auf unternehmensspezifischen Datensätzen erforderlich ist, entsteht dennoch ein großer Aufwand in der Bereitstellung und Aufbereitung relevanter Wissensdaten. Der Schwerpunkt liegt weniger auf Trainingsdaten, sondern auf der Integration geeigneter Datenquellen in Form von Dokumenten und strukturiertem Wissen.

Als Wissensbasis werden insbesondere unternehmensspezifische Dokumente eingebunden, beispielsweise Vertragsdokumente, interne Richtlinien und Normen, regulatorische Berichtsvorlagen sowie Wartungs- und Instandhaltungsprotokolle. Diese dienen nicht dem Training des Modells, sondern stellen kontextuelle Informationen für die Generierung von Antworten bereit. Neben den Dokumenten ist domänenspezifisches Expertenwissen entscheidend, sowohl für die initiale Konfiguration des Systems als auch

für die laufende Qualitätssicherung der generierten Antworten. Dieses Wissen fließt primär über Prompt-Design und die Auswahl relevanter Wissensdokumente ein.

Datenverfügbarkeit & Datenqualität

Die erforderlichen Dokumente liegen in Unternehmen häufig bereits digital vor, sind jedoch oftmals auf unterschiedliche Systeme verteilt und in heterogenen Formaten gespeichert. Eine zentrale Herausforderung besteht daher in der konsistenten Bereitstellung, Strukturierung und Durchsuchbarkeit der Dokumente.

Darüber hinaus bestehen Anforderungen an die Datenqualität, insbesondere hinsichtlich Aktualität, Vollständigkeit und konsistenter Dokumentation, da die Qualität der generierten Antworten unmittelbar von der Qualität der zugrunde liegenden Wissensbasis abhängt.

Implementierungsaufwand & Ressourcenbedarf

Da bereits leistungsfähige, vortrainierte LLMs verfügbar sind, ist keine Integration in komplexe OT-Systeme erforderlich. Der zentrale Aufwand liegt vielmehr im sogenannten Prompt Engineering, bei dem die Modelle durch gezielte Anweisungen auf den jeweiligen Anwendungsfall angepasst werden. Dies stellt eine neue Form der Konfiguration dar und erfordert iterative Anpassung, Tests und fachliches Verständnis für den Anwendungsfall. Ein wesentlicher Vorteil besteht darin, dass die Konfiguration und Pflege des Systems durch eigene Fachmitarbeiter mit Domänenwissen erfolgen kann, ohne spezialisierte KI-Expertise. Im Vordergrund steht das Verständnis des Anwendungsfalls, nicht KI-technisches Fachwissen. Gleichzeitig ist jedoch ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von Sprachmodellen erforderlich, um deren Einsatz sinnvoll zu steuern und die Qualität der generierten Inhalte bewerten zu können.

Mithilfe zahlreicher Software-Frameworks, beispielsweise LangChain (<https://www.langchain.com/>, kein Datum), sowie entsprechender Serviceplattformen lassen sich RAG-Systeme vergleichsweise unkompliziert implementieren. Dabei können entweder cloudbasierte LLMs genutzt oder unternehmenseigene eingesetzt werden. In beiden Fällen ist die technische Infrastruktur weitgehend vorhanden oder als Service verfügbar, wodurch die Einstiegshürden gering sind. Ergänzend ist ein begleitendes Change-Management erforderlich, um die Integration in bestehende Arbeitsprozesse erfolgreich zu gestalten. Bei cloudbasierten Lösungen sind jedoch die anfallenden Lizenz- und Nutzungskosten zu berücksichtigen, die bei großflächigem Einsatz, etwa durch hohe Anfragevolumen oder viele Nutzer, erheblich sein

können. Eine frühzeitige Kostenabschätzung auf Basis realistischer Nutzungsszenarien ist daher empfehlenswert. Bei der Nutzung cloudbasierter Lösungen von Drittanbietern können zudem Abhängigkeiten von einzelnen Anbietern entstehen. Diese Problematik wird durch den EU Data Act adressiert, der darauf abzielt, den Wechsel zwischen Cloud- und anderen Datenverarbeitungsdiensten zu erleichtern, technische und vertragliche Wechselhindernisse abzubauen und die Interoperabilität zwischen verschiedenen Diensten zu stärken.

Eingriffstiefe der Anwendung in Prozesse

Die Eingriffstiefe der Anwendung in Prozesse kann in drei Stufen unterteilt werden und hängt maßgeblich vom Automatisierungsgrad der jeweiligen Lösung ab.

- Reine Dokumentations- oder Schreibassistenz ohne Entscheidungsrelevanz: Modelle unterstützen bei der Erstellung von Texten, Berichten oder E-Mails, während die vollständige Kontrolle beim Menschen verbleibt und keine Integration in bestehende Prozesse erforderlich ist.
- Übernahme unterstützender Aufgaben innerhalb bestehender Prozesse: In der zweiten Stufe ist das Modell in definierte Workflows integriert. Dazu zählen beispielsweise Anwendungen wie die automatische Vorbefüllung von Formularen, die strukturierte Extraktion von Informationen aus Dokumenten oder das Routing von Anfragen, wobei Schnittstellen zu angrenzenden Systemen (wie einem Kundenportal) erforderlich werden.
- Weitgehend automatisierte Bearbeitung von Standardfällen: Hierzu zählen etwa die Bearbeitung von einfachen Anfragen oder standardisierten Berichten. Diese Stufe ist mit einer hohen Veränderung bestehender Prozesse verbunden, jedoch ohne direkte Relevanz für OT-Systeme (Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI, 2019).

Robustheit & Fehlertoleranz

Die Robustheit und Fehlertoleranz sind durch das Risiko sogenannter Halluzinationen begrenzt. Zusätzlich können verzerrte oder unvollständige Trainingsdaten zu systematischen Fehlern (Bias) führen. Durch eine präzise Kalibrierung des RAG-Systems sowie eine zuverlässige Extraktion und Aufbereitung der zugrunde liegenden Dokumente lassen sich solche Risiken deutlich reduzieren. Dennoch sind eine menschliche Plausibilitätsprüfung und ein consequentes Fact-Checking zwingend erforderlich, um die Verlässlichkeit der Ergebnisse sicherzustellen.

Erklärbarkeit & Nachvollziehbarkeit

Im Hinblick auf die Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit bieten RAG-Systeme einen wesentlichen Vorteil, da sie in der Lage sind, die verwendeten Informationsquellen explizit offenzulegen. Dadurch wird die nachträgliche Überprüfung generierter Aussagen erleichtert, da diese auf zugrunde liegende Dokumente zurückgeführt werden können. Eine eindeutige und vollständig korrekte Zuordnung ist jedoch nicht in jedem Fall gewährleistet, da Sprachmodelle Inhalte interpretieren und kontextuell verknüpfen. Generierte Aussagen können daher von den ursprünglichen Dokumentinhalten abweichen oder unterschiedlich interpretiert werden. Insbesondere in regulierten Anwendungen bleibt daher die menschliche Überprüfung der Ergebnisse sowie der zugrunde liegenden Quellen ein zentraler Bestandteil zur Sicherstellung der Nachvollziehbarkeit und Verlässlichkeit (Microsoft Learn, kein Datum).

Organisatorische & regulatorische Rahmenbedingungen

Die regulatorischen Anforderungen beim Einsatz von KI-gestützten Dokumentations- und Assistenzsystemen ergeben sich insbesondere aus Datenschutzvorgaben sowie KI-spezifischen Regularien. Da administrative Dokumente häufig personenbezogene Daten, beispielsweise Kunden- oder Vertragsinformationen, enthalten, ist eine datenschutzkonforme Verarbeitung zwingend erforderlich. Beim Einsatz cloudbasierter Sprachmodelle müssen daher entsprechende DSGVO-konforme Vereinbarungen mit den Anbietern getroffen werden. Für besonders sensible, kritische oder sicherheitsrelevante Inhalte sollte zudem geprüft werden, ob ein On-Premise-Betrieb oder der Einsatz einer privaten Cloud die geeignetere Lösung darstellt. Darüber hinaus ist bei der Nutzung cloudbasierter Dienste zu berücksichtigen, an welchen Standorten Daten verarbeitet und gespeichert werden. Aus Datenschutz- und Compliance-Gründen sollte nach Möglichkeit ein Hosting innerhalb der Europäischen Union bevorzugt werden. Ebenso erfordert der Zugriff auf Dokumente ein differenziertes Berechtigungskonzept, sodass Mitarbeitende ausschließlich auf die für ihre Aufgaben relevanten Informationen zugreifen können. Die entsprechenden Zugriffsrechte müssen daher technisch im System abgebildet und verwaltet werden. Zudem sind klare organisatorische Regelungen erforderlich, insbesondere hinsichtlich der Verantwortlichkeit für KI-generierte Inhalte. Es muss definiert werden, in welchem Umfang generierte Inhalte verwendet werden dürfen, wer deren fachliche Prüfung übernimmt und wie mit potenziellen Fehlern oder Haftungsfragen umzugehen ist.

Im Zusammenhang mit dem EU AI Act ist eine reine Dokumentationsassistenz ohne unmittelbare Entscheidungsrelevanz in der Regel nicht als Hochrisiko-System einzustufen, wodurch die regulatorischen Anforderungen vergleichsweise moderat ausfallen. Dennoch sind organisatorische Anpassungen notwendig, insbesondere hinsichtlich bestehender Prozesse, Verantwortlichkeiten und des sicheren Umgangs mit solchen Systemen.

Risiken und Sicherheitsaspekte

Bei der Nutzung externer oder cloudbasierter Sprachmodelle besteht das Risiko, dass sensible Unternehmensdaten verarbeitet oder unbeabsichtigt offengelegt werden. Darüber hinaus können KI-Systeme Ziel von Angriffen werden, beispielsweise durch sogenannte Prompt Injection, bei der Eingaben gezielt manipuliert werden, um unerwünschte oder fehlerhafte Ausgaben zu erzeugen. Zur Gewährleistung eines sicheren Einsatzes sind daher geeignete technische und organisatorische Maßnahmen erforderlich, insbesondere im Hinblick auf den Schutz sensibler Daten, die Absicherung von Schnittstellen sowie die Kontrolle der Systemnutzung.

Kosten-Nutzen-Analyse

Mit der steigenden Verfügbarkeit von Dokumenten kann durch die schnelle Bereitstellung relevanter Informationen die Wissensrecherche deutlich beschleunigt werden. Erste Studien deuten auf deutliche Zeitersparnisse bei der Wissensrecherche hin (Dell'Acqua, 2023).

Die Einarbeitung neuer Mitarbeitender wird erheblich erleichtert, da Betriebswissen, Richtlinien und Erfahrungswissen direkt abrufbar sind. Insbesondere vor dem Hintergrund des Fachkräftemangels und altersbedingter Fluktuation stellt dies einen strategischen Vorteil dar. Die Störungsbearbeitung kann durch direkten Zugriff auf Dokumentationen, historische Schaltprotokolle und Instandhaltungsberichte beschleunigt werden. Dies reduziert Entstörungszeiten und trägt zur Verbesserung von Kennzahlen wie dem SAIDI (System Average Interruption Duration Index) oder der mittleren Reparaturzeit (MTTR) bei. Darüber hinaus unterstützen die Systeme die normenkonforme Dokumentation hinsichtlich Vollständigkeit, Konsistenz und Nachvollziehbarkeit, insbesondere im Kontext regulatorischer Anforderungen (z. B. BDEW-Richtlinien, EU AI Act).

Außerdem ergibt sich ein hohes Potenzial für kontinuierlichen Wissensaufbau. Durch Nutzungsanalysen können bestehende Dokumentationslücken identifiziert und implizites Erfahrungswissen sichtbar gemacht werden, das

bislang nicht systematisch erfasst wurde. Die tägliche Nutzung schafft einen Feedbackkreislauf, der die Qualität und Aktualität der Dokumentation fortlaufend verbessert. Hinzu kommt die hohe Skalierbarkeit: Neue Wissensdomänen, etwa Kundenservice, regulatorische Berichterstattung oder Netzplanung, lassen sich mit vergleichsweise geringem Aufwand integrieren. Die bestehende Wissensbasis bildet zudem eine Grundlage für weitere KI-Anwendungsfälle wie Assistenzsysteme in der Systemführung, automatisierte Berichterstattung oder die Beantwortung von Kundenanfragen (VDE Studie, 2025).

Einmalige Investitionskosten

Im Vordergrund der einmaligen Investitionskosten (CAPEX) steht der Aufbau einer Daten- und Dokumenteninfrastruktur, insbesondere die Aufbereitung, Strukturierung und Vektorisierung unternehmensinterner Dokumente für den späteren Zugriff, wie aus Abbildung 2 hervorgeht.

Ein weiterer relevanter Block ist die Integration in bestehende Dokumentenmanagementsysteme, um den Zugriff auf relevante Wissensquellen zu ermöglichen. Ergänzend fallen Aufwände für Sicherheit und KI-Compliance an, insbesondere im Hinblick auf Datenschutzanforderungen (z. B. DSGVO, EU AI Act), sowie für die Ausgestaltung von Governance-Strukturen, etwa Rollenverteilungen, Zugriffs- und Berechtigungskonzepte. Darüber hinaus entstehen Aufwände für die initiale Konfiguration und Anpassung der Systeme, insbesondere im Rahmen des Prompt Engineerings, sowie für Evaluierung, Tests und Maßnahmen zur Qualitätssicherung, etwa zur Reduktion von Halluzinationen, und zur Sicherstellung konsistenter Ergebnisse.

Zwar entfallen die hohen Kosten für Modelltraining, jedoch können je nach Anforderungen zusätzliche Aufwände entstehen, beispielsweise durch domänenspezifische Anpassungen oder durch den Betrieb von Modellen in einer On-Premise- oder privaten Cloud-Umgebung, etwa zur Einhaltung erhöhter Datenschutzanforderungen. Insgesamt zeichnet sich der Anwendungsfall durch einen sehr kurzen Time-to-Value aus.

EINMALIGE INVESTITIONSKOSTEN

- Dateninfrastruktur & Vektorisierung
- Schnittstellenintegration (DMS, ERP)
- Prompt Engineering & Konfiguration
- Sicherheit, DSGVO & AI-Compliance
- Schulung und Change Management

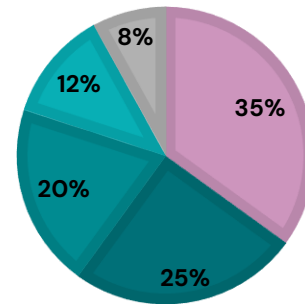


Abbildung 2: Einmalige Investitionskosten. Anteile sind indikativ.

Jährliche Kosten

Die jährlichen Betriebskosten (OPEX) werden vor allem durch die Nutzung der Sprachmodelle bestimmt. Zentral ist hierbei der LLM-API-Betrieb, dessen Kosten meist nutzungsabhängig (z. B. pro Anfrage oder Token) anfallen. Daneben entstehen Aufwände für die laufende Pflege der Wissensbasis (Aktualisierung, Qualitätssicherung, Strukturierung) sowie Kosten für Speicher, Backup und revisionssichere Dokumentation. Monitoring- und Betriebsaufwände beschränken sich in der Regel auf Systemverfügbarkeit und Nutzungsüberwachung.

Fazit

KI-basierte Modelle für Wissensmanagement und Dokumentation bieten einen guten praktischen Nutzen, insbesondere durch die strukturierte und bedarfsgerechte Bereitstellung bislang unzureichend genutzter Informations- und Wissensbestände. Sprachmodelle in Kombination mit RAG-Systemen können Betriebsführer bei der Informationssuche und Dokumentation unterstützen und dadurch Arbeitsabläufe effizienter gestalten. Der direkte Nutzen für den Netzbetrieb ist dabei jedoch begrenzt, da die Anwendung primär unterstützenden Charakter hat.

Der mit der Umsetzung verbundene Aufwand ist sehr überschaubar. Wesentliche Aufwände entstehen durch die Aufbereitung und Integration der Wissensbestände, die Anbin-

dung bestehender Dokumentenmanagementsysteme sowie die Ausgestaltung von Sicherheits-, Compliance- und Governance-Anforderungen. Hinzu kommen laufende Aufwände für die Nutzung der Sprachmodelle, die Pflege der Wissensbasis und das Monitoring. Da kein aufwändiges Modelltraining erforderlich ist und bestehende Sprachmodelle genutzt werden können, ist die technische Umsetzung einfach und ein kurzer Time-to-Value erreichbar.

Insgesamt ist Wissensmanagement und Dokumentation aufgrund der sehr guten Umsetzbarkeit und des geringen Aufwands als ideales Einstiegsprojekt für die Nutzung von KI im Netzbetrieb einzuordnen. Das Nutzenpotenzial für den direkten Netzbetrieb ist zwar begrenzt, die unterstützende Einbindung von KI kann jedoch insbesondere bei der Informationssuche, Aufbereitung und Dokumentation zu Effizienzgewinnen im Arbeitsalltag führen. Gleichzeitig ermöglicht die Anwendung einen einfachen Einstieg in KI-gestützte Prozesse und schafft erste Erfahrungen mit Sprachmodellen, RAG-Systemen und den damit verbundenen Anforderungen an Daten, Governance und Compliance.

Referenzen

- Dell'Acqua, F. (2023). *Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of Artificial Intelligence on Knowledge Worker Productivity and Quality*. Harvard Business School Technology & Operations Mgt.
- Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung ISI. (2019). *Künstliche Intelligenz für die integrierte Energiewende des technologischen Status quo sowie Strukturierung von Anwendungsfeldern in der Energiewirtschaft*.
- <https://www.langchain.com/>. (n.d.). (LangChain) Retrieved Mai 15, 2026, from <https://www.langchain.com/>
- Microsoft Learn. (n.d.). *RAG (Retrieval-Augmented Generation) auf Azure Databricks*. (Microsoft) Retrieved 05.07.2026, from <https://learn.microsoft.com/de-de/azure/databricks/generative-ai/retrieval-augmented-generation>
- Prostejovsky, A. M. (2019). *The future role of human operators in highly automated electric power systems*. Electric Power Systems Research.
- VDE Studie. (2025). *Künstliche Intelligenz in der Netzleittechnik*. Offenbach am Main: VDE Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e.V.



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

Die Veröffentlichung dieser Publikation erfolgt im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie. Die Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena) unterstützt die Bundesregierung in verschiedenen Projekten zur Umsetzung der energie- und klimapolitischen Ziele im Rahmen der Energiewende.

KONTAKT
Dr. Jakob Schieder-Hestermann
Themengebietsleiter Stromnetze

Tel.: +49 30 66 777-159
E-Mail:
Jakob.Schieder-Hestermann@dena.de

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena)
Chausseestraße 128 a
10115 Berlin

<https://www.dena.de/> | Stand: 10/2026

Alle Rechte sind vorbehalten. Die Nutzung steht unter dem Zustimmungsvorbehalt der dena.