

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Business Continuity Management: Potenziale und Herausforderungen am Beispiel der Wiederherstellungsphase

**Bachelorarbeit
zur Erlangung des akademischen Grades
Bachelor of Science in Engineering**

**Bachelorstudiengang IT Infrastruktur-Management
Department Informationstechnologie**

Eingereicht von: Pamela Marku
Personenkennzeichen: 2210640037
Datum: 09.06.2025
Betreut von: Prof. (FH) DI Dr. Christian Büll

Vorwort

Ohne die vielen Gespräche, Impulse und die wertvolle Unterstützung wäre diese Arbeit in dieser Form nicht möglich gewesen.

Mein besonderer Dank gilt meinen Interviewpartnerinnen, die bereit waren, ihre Erfahrungen und Perspektiven mit mir zu teilen. Durch ihre Beiträge konnte die Praxisnähe und Verständlichkeit der Arbeit vertieft werden.

Ebenso danke ich Prof. (FH) DI Dr. Büll für die fachlich kompetente und zugleich motivierende Betreuung. Sein konstruktives Feedback sowie das Vertrauen in meine Arbeit haben mich durch alle Phasen der Arbeit begleitet.

Ein ganz herzliches Dankeschön gilt meinen Freund*innen und meiner Familie für ihre Unterstützung und Motivation während dieser Arbeit.

Pamela Marku

Eisenstadt, 09.Juni 2025

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	v
Abstract	vii
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung.....	1
1.2 Zielsetzung und wissenschaftliche Fragestellung.....	2
2 Grundlagen	4
2.1 Allgemeine Definitionen	4
2.1.1 Grundlagen des Business Continuity Managements	4
2.1.2 Notfall- und Krisenbewältigung	7
2.1.3 Definitionen und Überblick der KI-Technologien.....	8
2.1.4 LLM KI-gestützte Chatbots.....	10
2.2 Stand des Wissens	11
2.2.1 Herausforderungen der IT Disaster Recovery Planung	11
2.2.2 Potenzielle KI-Einsätze im BCM	12
2.2.3 Die Rolle der KI im Risikomanagement.....	13
2.2.4 KI in der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements	17
2.2.5 Vorteile der KI-Implementierung im BCM.....	20
2.2.6 Herausforderung der KI-Implementierung im BCM.....	21
3 Vorgangsweise und Methoden.....	23
3.1 Vorgangsweise.....	23
3.2 Methoden.....	23
3.2.1 Wahl der Forschungsmethoden	23
3.2.2 Experteninterviews	24
3.2.3 Qualitative Inhaltsanalyse.....	27
4 Auswertung der Interviews	29
4.1 Durchführung der strukturierten Inhaltsanalyse	29
4.1.1 Kategorie 1: KI im Notfallmanagement	29
4.1.2 Kategorie 2: Technologische Grundlagen von KI-Chatbots.....	33
4.1.3 Kategorie 3: Implementierung von KI-Chatbots für Notfallmanagement.....	36
4.1.4 Kategorie 4: Herausforderungen & Risiken bei KI-gestützten Chatbots	39
4.1.5 Kategorie 5: Zukunftsperspektiven & Optimierung von KI-Chatbots für BCM.....	41
4.1.6 Zusammenfassung nach Hauptkategorien.....	43
5 Ergebnisse und Schlussfolgerungen	46

6	Zusammenfassung	50
7	Literatur	52
	Abbildungsverzeichnis.....	55
	Abkürzungen	56
	Anhang.....	57
	Eidesstattliche Erklärung	66

Kurzfassung

Die zunehmende Digitalisierung und Abhängigkeit von IT-Infrastrukturen stellt Unternehmen vor neue Herausforderungen im Krisen- und Notfallmanagement. Diese Bachelorarbeit untersucht, inwieweit der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) insbesondere durch den Einsatz von Large Language Model-basierten Chatbots zur Optimierung von Prozessen im Business Continuity Management (BCM) beitragen kann, mit Fokus auf die Wiederherstellungsphase.

Im Mittelpunkt steht die Frage, wie Künstliche Intelligenz konkret dazu beitragen kann, die Wiederherstellungsphase nach IT-Notfällen zu verbessern. Die Arbeit zeigt, dass KI-Technologien insbesondere KI gestützte Chatbots, BCM-Prozesse und Abläufe wie etwa die interne Kommunikation, die Informationsweitergabe und die Dokumentation deutlich effizienter gestalten können. Dadurch können betroffene Mitarbeiter*innen schneller informiert, Aufgaben zielgerichtet koordiniert und Entscheidungsprozesse gezielt unterstützt werden. Wichtig ist dabei, mit kleinen, klar abgegrenzten Use Cases zu starten und die Integration von KI schrittweise auszubauen.

Neben den Potenzialen wurden auch zentrale Herausforderungen erkennbar. Dazu zählen mangelnde Datenqualität, fehlende Nachvollziehbarkeit von KI-Entscheidungen („Black Box“-Problematik), hohe Anforderungen an technologische Infrastruktur sowie organisatorische und ethische Fragestellungen bei der Integration in bestehenden BCM-Prozessen.

Die Erkenntnisse der Arbeit unterstreichen, dass KI das BCM, primär in der Wiederherstellungsphase, signifikant unterstützen kann, vorausgesetzt, technologische und organisatorische Rahmenbedingungen werden frühzeitig berücksichtigt. Die Ergebnisse liefern wertvolle Impulse für Unternehmen, die BCM-Prozesse mit innovativen Technologien zukunftssicher gestalten möchten.

Erklärung: KI-Tools zur Rechtschreibüberprüfung

In dieser wissenschaftlichen Arbeit wurden KI-gestützte Tools (Grammarly, DeepL Write, Microsoft Copilot sowie MAXQDA zur Auswertung der Interviews) zur Unterstützung bei der Rechtschreibprüfung und zur Verbesserung der Textflüssigkeit verwendet. Die Nutzung beschränkte sich auf die Korrektur von Rechtschreibung, Grammatik und Stil, ohne inhaltliche Veränderungen oder eigenständige Textgenerierung.

Abstract

The ongoing digitalization and growing dependence on IT infrastructures are presenting companies with new challenges in crisis and emergency management. This bachelor's thesis explores the potential of Artificial Intelligence (AI) particularly through the implementation and integration of Large Language Model-based chatbots, to contribute to the optimization of processes in Business Continuity Management (BCM), with a focus on the recovery phase.

The main research question is how AI can specifically contribute to improving the recovery phase following IT emergencies. The study shows that AI technologies, particularly AI-powered chatbots, can significantly improve the efficiency of BCM processes and workflows, such as internal communication, information sharing, and documentation. These capabilities result in faster communication with affected employees, more effective coordination of tasks, and improved support for decision-making processes. It is important to start with small, well-defined use cases and to gradually expand the integration of AI.

At the same time, the analysis revealed several key challenges associated with integrating AI technologies into BCM. These include poor data quality, the lack of transparency in AI decision-making (the „black box“ issue), high demands on technological infrastructure, organizational and ethical questions surrounding the integration of AI into existing BCM processes.

The thesis concludes that AI can significantly support BCM, primarily in the recovery phase. This requires the early alignment of technological infrastructure and organizational structures. The findings give useful input to companies that want to improve and future-proof their BCM processes using new technologies like AI.

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

„A frog if put in cold water will not bestir itself if that water is heated up slowly and gradually and will in the end let itself be boiled alive, too comfortable with continuity to realize that continuous change at some point may become intolerable and demand a change in behavior“ (Handy, 1990: 9)“.

„The boiled frog“ Syndrom ist eine Warnung von diejenigen, die scheitern, die Umweltveränderungen zu erkennen und Maßnahmen zu ergreifen. Seit Jahren durch Naturereignisse ausgelöste menschliche Katastrophen, terroristische Anschläge in der ganzen Welt, verschiedene Cyberangriffe haben enorme Auswirkungen, sowohl physisch als auch emotional (Swartz et al., 2010, S. 1). Im Oktober 2008 führte der Ausfall eines Umspannwerks in Hannover dazu, dass bundesweit rund 150 Sparkassen-Geldautomaten, Kontoauszugsdrucker und das Online-Banking nicht mehr genutzt werden konnten. Im Januar 2009 verursachten fehlerhafte Wartungsarbeiten in einem Rechenzentrum, dass in ganz Deutschland über Stunden hinweg keine Bahnfahrkarten verkauft werden konnten. Dies führte zu Zugverspätungen und teilweise sogar Zugausfällen. (BSI-Standard 100-4, 2010, S. 5).

Solche Ereignisse führen zu Geschäftsunterbrechungen für kleine und große Unternehmen und bringen sie in schwierige Situationen und Krisen. Daher hat das Business Continuity Management (BCM) das Ziel, Organisationen dabei zu unterstützen, Resilienz aufzubauen, präventive Maßnahmen zu entwickeln und, wenn nötig, die wesentlichen Geschäftsprozesse so schnell wie möglich wiederherzustellen, um die Auswirkungen auf die Organisation zu minimieren und die Interessen der Stakeholder zu schützen (Swartz et al., 2010, S. 2).

Die Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) in das BCM bietet vielversprechende Möglichkeiten zur Optimierung von Prozessen, insbesondere in der Wiederherstellungsphase nach Notfällen. Trotz des Potenzials von KI basieren viele BCM-Prozesse derzeit noch auf manuellen Eingriffen und Verfahren (Wenjuan et al., 2020, S. 2). Laut (Addo et al., 2020, S. 7-8) kann KI durch ihre Fähigkeit, große Datenmengen schnell zu analysieren und zu verarbeiten, wesentlich dazu beitragen, Entscheidungen in Krisensituationen zu beschleunigen und Risiken zu minimieren.

Die Wiederherstellungsphase, die eine zentrale Rolle im Notfallmanagement hat, wird zunehmend komplexer, da moderne Unternehmen stark auf Informationstechnologie (IT)-Systeme angewiesen sind (BSI-Standard 100-4, 2008). Hier bieten KI-gestützte Ansätze wie Machine Learning (ML) und Natural Language Processing (NLP) Potenziale, um die Wiederherstellung von Systemen effizienter zu gestalten (Kalogiannidis et al., 2024, S. 3-4).

Ein spezifischer Anwendungsbereich, der großes Potenzial enthält, ist der Einsatz von KI-Chatbots in der Kommunikation und Steuerung von Prozessen

während der Wiederherstellungsphase. Studien zeigen, dass Chatbots dazu beitragen können, die Kommunikation zu verbessern und Informationsflüsse zu beschleunigen, was die Effektivität der Notfallreaktion erhöht (Urbanelli et al., 2024, S. 3-4).

Die wissenschaftliche Relevanz ergibt sich aus der Notwendigkeit, das Potenzial und die Herausforderungen von KI im BCM differenziert zu analysieren. Aktuelle Studien, wie die „Benchmarkstudie Business Continuity Management“ von Deloitte Deutschland (2024), unterstreichen die Bedeutung eines effektiven Business Continuity Managements zur Sicherstellung des Geschäftsbetriebs und zur Minimierung langfristiger Schäden nach Notfällen.

Trotz dieser Potenziale bleibt der praktische Einsatz von KI in der Wiederherstellungsphase jedoch weitgehend unerforscht, wie (Jayasundera, 2023) betont. Es bestehen weiterhin Herausforderungen, etwa in Bezug auf die Genauigkeit von Prognosen, mögliche Verzerrungen in den Daten sowie den Bedarf an qualifiziertem Fachpersonal zur Interpretation und Umsetzung der Ergebnisse (Jayasundera, 2023).

Die Integration von Künstlicher Intelligenz und Automatisierung in die Wiederherstellungsphase und BCM ist ein vielversprechendes Forschungsgebiet. Die Untersuchung der Anwendung von KI-gesteuerten Analysen, Machine Learning Algorithmen und Automatisierungstools in der Risikobewertung, Entscheidungsfindung und Koordinierung der Reaktion kann die Effizienz und Effektivität der IT-Wiederherstellungsprozesse erheblich verbessern (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 981).

1.2 Zielsetzung und wissenschaftliche Fragestellung

Die Integration von Künstlicher Intelligenz in die Prozesse des Business Continuity Managements ist ein noch wenig erforschtes und neues Konzept. Ziel dieser Arbeit ist es, zu untersuchen, wie KI die Abläufe im BCM optimieren kann. Dazu wird zunächst ein Überblick über die grundlegenden Phasen und Strukturen des BCM gegeben, um dessen Anwendungsmöglichkeiten im Kontext von KI zu verdeutlichen. Im Fokus steht dabei eine umfassende Analyse, wie KI in den verschiedenen Phasen des BCM zur Steigerung von Effizienz und Resilienz beitragen kann.

Ein besonderer Schwerpunkt der Arbeit liegt auf der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements, die eine entscheidende Rolle für die schnelle Rückkehr zum Normalbetrieb spielt. Im Fokus steht dabei insbesondere die Wiederherstellung von IT-Systemen, da diese in modernen Unternehmen eine zentrale Grundlage für nahezu alle Geschäftsprozesse darstellen. Es wird untersucht, wie KI in dieser Phase gezielt eingesetzt werden kann, etwa durch automatisierte Schadensbewertungen, effizientes Ressourcenmanagement oder die Nutzung von Prognosen zur Vermeidung weiterer Risiken.

Darüber hinaus ist das Ziel dieser Arbeit, das Potenzial von KI-gestützten Chatbots in der Wiederherstellungsphase durch leitfadengestützte Interviews zu untersuchen. Die Analyse umfasst sowohl die möglichen Vorteile solcher Systeme wie die Verbesserung der Kommunikation und Prozesssteuerung als auch die damit verbundenen Herausforderungen, insbesondere in Bezug auf Datenschutz und technische Zuverlässigkeit.

Zielgruppe dieser Arbeit sind Unternehmen, die bereits BCM-Prozesse im Einsatz haben oder diese einführen möchten, BCM-Expert*innen, IT Infrastruktur Expert*innen sowie Fachleute aus dem Bereich Künstliche Intelligenz.

Die zentralen Fragestellungen lauten:

Hauptforschungsfrage: Welche potenziellen Einsatzmöglichkeiten bietet KI in Business Continuity Management Prozessen?

Teilforschungsfrage 1: Wie kann Künstliche Intelligenz die Prozesse in der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements unterstützen und optimieren?

Teilforschungsfrage 2: Welche Potenziale und Herausforderungen ergeben sich durch den Einsatz von KI Chatbots im Notfallmanagement?

2 Grundlagen

2.1 Allgemeine Definitionen

2.1.1 Grundlagen des Business Continuity Managements

Business Continuity Management ist ein Managementprozess, der potenzielle Bedrohungen für eine Organisation identifiziert und ein Framework bietet, um Resilienz aufzubauen sowie die Fähigkeit zu einer effektiven Reaktion zu entwickeln. Dadurch werden die Interessen der wichtigsten Stakeholder, die Reputation der Firma, die Brand und die wichtigen Geschäftsprozesse geschützt (Swartz et al., 2010, S. 4). Dabei wird BCM durch verschiedene Konzepte ergänzt, die dazu beitragen, Risiken systematisch zu steuern und gezielt auf Notfällen zu reagieren. In diesem Zusammenhang spielen auch die Identifizierung kritischer Geschäftsprozesse und die Entwicklung von Wiederherstellungsstrategien, insbesondere für IT-Systeme, eine zentrale Rolle (Hiles & Noakes-Fry, 2014, S. 41).

BCM umfasst mehrere Prozesse von der Analyse zur Implementierung, die darauf abzielen, die Kontinuität von Geschäftsabläufen während und nach einem unerwarteten Notfall sicherzustellen. Abbildung 1 zeigt die wichtigsten Prozesse des BCM zusammenzufassen, um im Notfall klare Maßnahmen und Verantwortlichkeiten festzulegen.



Abbildung 1: BC/DR Phasen (Snedaker, 2013, S. 21)

Der Prozess beginnt mit dem **Risk Assessment**, bei dem potenzielle Bedrohungen und Schwachstellen systematisch identifiziert werden. Daran anschließend erfolgt die **Business Impact Analysis (BIA)**, die die Auswirkungen dieser Risiken auf kritische Geschäftsprozesse untersucht, um eine valide Entscheidungsbasis für die Entwicklung geeigneter Kontinuitätsstrategien und tolerierbarer Ausfallzeiten zu schaffen (Snedaker, 2013, S. 22).

Basierend auf diesen Erkenntnissen erfolgt die **Entwicklung von Kontinuitätsstrategien**, die sicherstellen, dass kritische Funktionen auch im Krisenfall aufrechterhalten werden können (Hiles & Noakes-Fry, 2014, S. 182). Danach wird der **Business Continuity Plan (BCP)** erstellt und implementiert, um klare Maßnahmen und Verantwortlichkeiten für den Notfall festzulegen (Hiles & Noakes-Fry, 2014, S. 244–246). Die Effektivität des BCP wird durch **Audits, Training und Testing** überprüft, um Schwachstellen zu erkennen und zu optimieren (Snedaker, 2013, S. 272,276). Abschließend folgt die **Business Continuity/Disaster Recovery (BC/DR) Maintenance**, die eine kontinuierliche

Anpassung des Plans an sich ändernde Rahmenbedingungen sicherstellt (Snedaker, 2013, S. 506).

Enterprise Risk Management (ERM) ist ein Prozess, der von der Unternehmensleitung, dem Vorstand und anderen Mitarbeiter*innen durchgeführt wird. Er wird bei der Festlegung von Strategien und im gesamten Unternehmen angewendet, um Ereignisse zu identifizieren, die das Unternehmen beeinflussen könnten. Außerdem dient er zur Steuerung der Risiken, sodass diese im Rahmen der Risikobereitschaft bleiben. Ziel ist es, eine angemessene Sicherheit in Bezug auf das Erreichen der Unternehmensziele zu gewährleisten (Hiles, 2010, S. 4).

Unter **Risikomanagement** versteht man die Identifizierung, Bewertung und Priorisierung von Risiken, die den Geschäftsbetrieb beeinträchtigen können, und die Entwicklung von Maßnahmen zur Risikominderung. Es gibt verschiedene Risikokategorien, die für Unternehmen relevant sind: Umweltrisiken, vom Menschen verursachte Gefahren, finanzielle Risiken, operative Risiken (z.B. Produktionsausfälle, Lieferkettenprobleme, Qualitätsmängel), strategische Risiken (z.B. technologische Entwicklungen, wirtschaftliche Zyklen), Informationsrisiken (z.B. falsche Informationen, unautorisierte Zugriff, Cyberkriminalität) und Compliance-Risiken (z.B. Geldstrafen, Klagen, Reputationsverlust, Patentverlust) (Hiles, 2010, S. 9).

Die **Business Impact Analysis** ist ein wichtiger Prozess, der Geschäftsprozesse untersucht, um kritische Abläufe zu identifizieren, die für den Fortbestand des Unternehmens sehr wichtig sind. Dazu gehört das Verständnis des Geschäftsumfelds, das Sammeln von Daten, die Identifizierung notwendiger Prozesse und die Erstellung eines BIA-Berichts. Dabei müssen sowohl interne als auch externe Risiken, die die finanzielle Lage und den Ruf der Organisation beeinflussen, berücksichtigt werden (Swartz et al., 2010, S. 141–142). Im IT-Bereich gibt es eigene Risiken, die in anderen Unternehmensabteilungen nicht auftreten. Dazu gehört die Entwicklung technischer, physischer, administrativer und organisatorischer Standards und Prozesse, um die Vertraulichkeit, Integrität und Verfügbarkeit (auf Englisch: Confidentiality, Integrity und Availability, CIA) von Informationen im gesamten Unternehmen zu schützen (Snedaker, 2013, S. 191).

Die Geschäftsprozesse, deren Ausfall oder Unterbrechung den Betrieb einer Organisation erheblich stören könnten, nennt man **kritische Geschäftsprozesse**.

IT-Disaster Recovery (DR): Spezifische Strategien und Maßnahmen zur Wiederherstellung von IT-Systemen und Daten nach einem Notfall oder einem Ausfall. (Gregory & Rothstein, 2007, S. 18).

Recovery Time Objective (RTO): Die maximal akzeptable Dauer, in der ein System oder Prozess nach einer Unterbrechung wiederhergestellt sein muss, um schwerwiegende Auswirkungen zu vermeiden. (Gregory & Rothstein, 2007, S. 19–20).

Recovery Point Objective (RPO): Der maximale Zeitraum, für den Datenverluste tolerierbar sind. RPO definiert, wie aktuell die wiederhergestellten Daten sein müssen. Angenommen, man setzt sich das RPO für einen Prozess auf zwei Stunden. Wenn man den Geschäftsprozess neu startet, verlieren die Benutzer*innen nicht mehr als zwei Stunden Arbeit (Gregory & Rothstein, 2007, S. 19–20).

Maximum Tolerable Downtime (MTD): Für jeden kritischen Prozess muss eine wichtige Kennzahl festgelegt werden, die längste Zeitspanne, in der der Prozess nicht verfügbar sein kann, bevor diese Unverfügbarkeit die Existenz des Unternehmens bedroht. Diese Zahl wird als Maximum Tolerable Downtime bezeichnet. Die MTD kann in Stunden oder Tagen gemessen werden (Gregory & Rothstein, 2007, S. 19).

Recovery Time Capability (RTC): Wie lange es tatsächlich dauert, bis der Betrieb wieder aufgenommen wird. Theoretisch sollte dies weniger als oder gleich der RTO sein, aber in der Praxis muss das nicht unbedingt der Fall sein. Häufig sind gut geplante Alternativen mit ähnlicher oder leicht eingeschränkter Leistungsfähigkeit ausreichend (Hotchkiss, 2010, S. 10).

Threats (auf Deutsch: Bedrohungen): Sind potenzielle Ereignisse, die der Organisation schaden oder sie beeinträchtigen können, wie zum Beispiel Feuer oder Betrug. Jede Organisation ist ständig verschiedenen Bedrohungen ausgesetzt. Diese können sowohl Menschen, Prozesse, physische Assests als auch andere Komponenten betreffen. Wenn eine Bedrohung nicht rechtzeitig entschärft wird, kann sie zu Betriebsunterbrechungen führen (Hotchkiss, 2010, S. 11).

Risks (auf Deutsch: Risiken): Ein Risiko beschreibt die Kombination aus der Wahrscheinlichkeit, dass eine Bedrohung tatsächlich eintritt, und den möglichen Auswirkungen dieses Ereignisses. Es berücksichtigt sowohl die Eintrittswahrscheinlichkeit als auch das Ausmaß der potenziellen Schäden. Im Grunde ist ein Risiko eine bewertete oder messbare Bedrohung (Hotchkiss, 2010, S. 11).

Vulnerabilities (auf Deutsch: Schwachstellen): Diese Faktoren erhöhen die Anfälligkeit einer Organisation für Angriffe durch Bedrohungen oder steigern die Wahrscheinlichkeit, dass ein Angriff erfolgreich verläuft und spürbare Auswirkungen hat (Hotchkiss, 2010, S. 11).

Service Level Agreement (SLA): Vereinbarungen zwischen dem Dienstleister und dem Unternehmen, die bestimmte Leistungskennzahlen festlegen, wie Verfügbarkeit, Zuverlässigkeit, Reaktionsfähigkeit und andere wesentliche Merkmale der Dienstleistung. Diese spielen im BCM eine wichtige Rolle und sollen gemessen und überwacht werden (Hiles & Noakes-Fry, 2014, S. 155).

Ressourcen: Dazu zählen alle Elemente, die ein Unternehmen benötigt, um funktionsfähig zu bleiben (z.B. Applikationen, Mitarbeiter*innen, externe Geschäftspartner, unterstützende Funktionen) (Hotchkiss, 2010, S. 11).

Unterbrechungen von Geschäftsprozessen haben verschiedene Ursachen und Folgen. Es wird zwischen „Störung“, „Notfall“, „Krise“ und „Katastrophe“ unterschieden (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 4).

Eine **Störung** (auf Englisch: Incident) bezeichnet eine kleine Beeinträchtigung von Prozessen oder Ressourcen einer Organisation, die im Rahmen des Tagesgeschäfts behoben werden kann. Der Schaden ist gering und beeinflusst die Aufgabenerfüllung nur unwesentlich. Störungen werden im Rahmen des alltäglichen Störungsmanagements behoben, nicht durch das Notfallmanagement (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 4–5).

Ein **Notfall** ist ein Schadensereignis, bei dem Prozesse oder Ressourcen nicht wie vorgesehen funktionieren und innerhalb einer geforderten Zeit nicht wiederhergestellt werden können. Es führt zu erheblichen Beeinträchtigungen des Geschäftsbetriebs und spezielle Notfallbewältigung ist erforderlich (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 5).

Eine **Krise** ist eine außergewöhnliche Situation, die mit den normalen Strukturen nicht mehr gelöst werden kann. Es gibt keine festen Abläufe zur Bewältigung, nur allgemeine Vorgaben. Eine Krise kann aus einem eskalierten Notfall entstehen und gefährdet die Organisation oder Menschen (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 5).

Eine **Katastrophe** ist ein sehr großes Schadensereignis mit vielen Auswirkungen auf Menschen, Werte und Sachen. Die Organisation kann das Problem nicht allein lösen, und staatliche Hilfe ist notwendig. D. h. es wird mit externen Organisationen zusammengearbeitet, um die Situation zu bewältigen (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 5).

2.1.2 Notfall- und Krisenbewältigung

Notfallbewältigung umfasst mehrere Phasen (Abbildung 2). Dabei wird zwischen drei Hauptphasen unterschieden: Normalbetrieb, Notfallbewältigung und Notfallnachsorge.

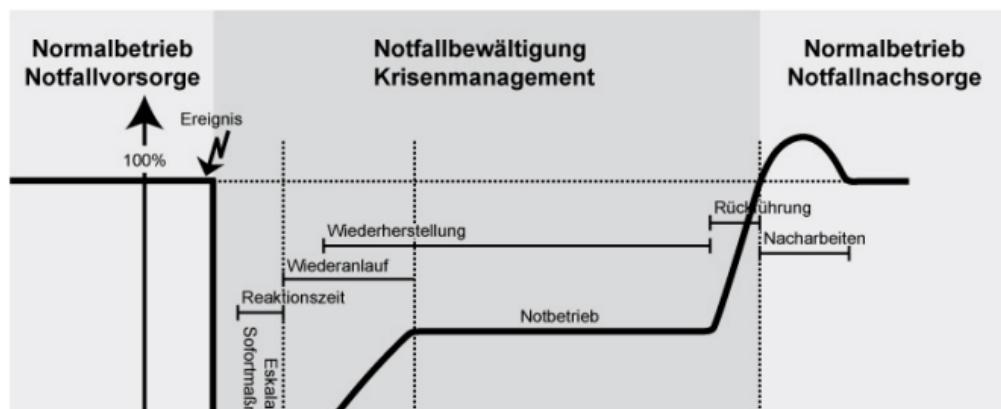


Abbildung 2: Phasen der Notfall- und Krisenbewältigung (BSI-Standard 100-4)

Im **Normalbetrieb (Notfallvorsorge)** befindet sich das Unternehmen im regulären Betriebsmodus. Es werden präventive Maßnahmen zur Notfallvorsorge getroffen, um potenzielle Risiken zu minimieren. Dennoch kann plötzlich ein Ereignis eintreten und den Normalbetrieb unterbrechen (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 62).

Die **Notfallbewältigung** beginnt, nachdem ein kritisches Ereignis eintritt, das den Betrieb beeinträchtigt oder vollständig stoppt. Es folgt eine unmittelbare Reaktion, um den Schaden zu begrenzen. Das bedeutet, dass erste Sofortmaßnahmen eingeleitet werden, um die Auswirkungen des Ereignisses zu kontrollieren (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 64–65).

Es muss eine Schadensanalyse gemacht werden, die zeigt, welche Folgen der Ausfall eines Geschäftsprozesses für die Institution hat. Dadurch wird ersichtlich, wie schnell der Prozess nach einer Unterbrechung wieder funktionieren sollte. Die Dringlichkeit kann mit zusätzlichen Wiederanlaufparametern präziser definiert werden (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 30).

Die RTO soll kürzer als die MTD (auf Deutsch: maximal tolerierbare Ausfallzeit) sein. Der Wiederanlauf kann erfolgen durch: Notbetrieb mit reduzierter Kapazität am ursprünglichen Standort, Ausweichressourcen, z. B. an einem Ersatzstandort, oder Alternativprozesse mit anderen Abläufen und Ressourcen. Neben dem Zeitpunkt ist auch das Wiederanlauf-Niveau festzulegen, also die benötigte Kapazität für einen stabilen Notbetrieb (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 41).

Da der Wiederanlauf meist nicht direkt zum Normalbetrieb führt, sollte die maximal tolerierbare Notbetriebszeit (MTN) oder die maximal tolerierbare Wiederherstellungszeit (MTW) festgelegt werden. Die MTW ergibt sich aus der Wiederanlaufzeit plus der MTN. Die Wiederherstellungszeit kann länger als die maximal tolerierbare Ausfallzeit (MTD) sein, da der Notbetrieb eine Existenzgefährdende Situation zeitlich hinauszögern kann. Auch die Zeit für die Rückkehr zum Normalbetrieb ist Teil der Notbetriebszeit und sollte eingeplant werden (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 41–42).

Sobald der Normalbetrieb erreicht ist, können im Rahmen der **Notfallnachsorge** notwendige Nacharbeiten anfallen, die zusätzliche Zeit erfordern und zum Normalbetrieb zählen. Bei der Festlegung der MTN sollte diese Nacharbeitszeit mit berücksichtigt werden (BSI-Standard 100-4, 2008, S. 42).

2.1.3 Definitionen und Überblick der KI-Technologien

Künstliche Intelligenz trebt danach, menschenähnliche Intelligenz in Maschinen nachzubilden, sodass Computer Aufgaben lösen können, die normalerweise menschliches Denken erfordern. In den 1950er Jahren legte John McCarthy (McCarthy, 1959) entscheidende Grundlagen und definierte wichtige

Merkmale für KI, wie Selbstverbesserung, Sprachgebrauch und Problemlösungsfähigkeiten. Mit der Zeit wurde der Begriff umfassender und schließt heute Anwendungen wie Machine Learning, Robotik und die Verarbeitung natürlicher Sprache (auf Englisch: Natural Language Processing, NLP) ein (Addo et al., 2020, S. 8).

Machine Learning ist ein Teilgebiet der KI, bei dem Systeme aus Daten lernen und ihre Leistung im Laufe der Zeit verbessern, ohne explizit programmiert zu werden. Im Disaster Recovery Management (DRM) werden ML-Methoden eingesetzt, um Risiken vorherzusagen und zu bewerten, Muster in historischen Daten zu erkennen und Entscheidungsträger mit präzisen Informationen zu unterstützen (Ghaffarian et al., 2023, S. 3).

Die Verarbeitung natürlicher Sprache ist ein wichtiger Forschungsbereich in der Informatik. Sie nutzt statistische Sprachmodellierung, um IT-Systeme zu optimieren. NLP ist grundlegend für verschiedene Aufgaben wie Spracherkennung, maschinelle Übersetzung und Informationsbeschaffung, und verbessert die Art und Weise, wie IT-Systeme menschliche Sprache verstehen und erzeugen (Minaee et al., 2024, S. 1).

Large Language Models (LLMs) sind groß angelegte, vortrainierte, statistische Sprachmodelle, die auf neuronalen Netzwerken basieren. Neueste Entwicklungen bei transformerbasierten LLMs, die mit großen Mengen an webbasiertem Text vortrainiert wurden, haben die Fähigkeiten von Sprachmodellen im Bereich der IT sehr viel erweitert. Die Fähigkeit, Sprache zu verstehen und zu generieren, Anweisungen präzise zu befolgen und logische Schlüsse zu ziehen, macht LLMs zu einer zukunftsweisenden Technologie für die Entwicklung vielseitiger KI-Agenten und Künstlicher Allgemeiner Intelligenz (auf English: Artificial General Intelligence, AGI) in IT-Systemen (Minaee et al., 2024, S. 1).

LLMs können direkt durch einfaches Prompting genutzt werden, also durch das Formulieren von Texteingaben oder Fragen, mit denen das Modell angesteuert wird, um eine bestimmte Antwort zu erzeugen. Die Erweiterung der Modelle kann Schwächen ausgleichen und das volle Potenzial ausschöpfen. Eine zentrale Einschränkung vortrainierter LLMs ist der fehlende Zugriff auf aktuelle Informationen oder spezifisches Wissen. Retrieval-Augmented Generation (RAG) löst dieses Problem, indem eine Abfrage aus dem Prompt extrahiert wird. Diese Abfrage dient dazu, relevante Informationen aus externen Quellen wie Suchmaschinen oder Wissensgraphen abzurufen. Die gewonnenen Informationen werden dem ursprünglichen Prompt hinzugefügt und dem LLM zur Generierung einer Antwort bereitgestellt. Ein RAG-System besteht aus drei Komponenten: Retrieval, Generation und Augmentation (Minaee et al., 2024, S. 24).

2.1.4 LLM KI-gestützte Chatbots

LLM basierte Chatbots sind konversationelle Agenten, die von großen Sprachmodellen betrieben werden und neue Inhalte basierend auf Benutzeranfragen generieren. Diese Chatbots haben die Fähigkeit, menschliche Sprache mit relevantem Kontext und hoher Genauigkeit zu verstehen und darauf zu reagieren. Zudem können sie große Datenströme effizient verarbeiten. Die Entwicklung dieser Technologie hat sich von frühen Chatbots mit begrenztem Kontextverständnis hin zu fortschrittlicheren, KI-gesteuerten Interaktionen weiterentwickelt (Dam et al., 2024, S. 1).

LLMs, die oft als Transformer-Sprachmodelle bezeichnet werden, werden auf großen Mengen von Textdaten trainiert und enthalten Milliarden von Parametern. LLMs werden unter Verwendung von drei primären Transformer-Architekturen erstellt: der Encoder-Decoder-Architektur, der kausalen Decoder-Architektur und der Präfix-Decoder-Architektur (Dam et al., 2024, S. 6).

Die Encoder-Decoder-Architektur umfasst einen Encoder, der abstrakte Repräsentationen der Eingabedaten erzeugt und mithilfe von Multi-Head-Aufmerksamkeitsverfahren verschiedene Teile der Eingabesequenz fokussiert. Außerdem beinhaltet sie einen Decoder, der die Ausgabesequenz autoregressiv generiert und dabei „cross reference“, also übergreifend auf diese Repräsentationen Bezug nimmt. Die folgenbasierte Decoder-Architektur wird von Modellen wie der Chatbot Generative Pre-trained Transformer (GPT)-Serie genutzt und verwendet eine unidirektionale Fokusmaske, sodass jedes Eingabetoken nur die vorhergehenden Elemente berücksichtigen kann. Dadurch wird die Informationsverarbeitung so gesteuert, dass es den natürlichen Gesprächsfluss widerspiegelt. Die Präfix-Decoder-Architektur nutzt einen bidirektionalen Aufmerksamkeitsmechanismus für Präfix-Token und bezieht sowohl vorhergehende als auch nachfolgende Token ein. Während der autoregressiven Vorhersage von Ausgabetoken verwendet sie jedoch dieselben Parameter wie beim Encoding und wendet unidirektionale Aufmerksamkeit an (Dam et al., 2024, S. 6).

Die Funktionalität von LLMs umfasst mehrere zentrale Schritte. „Word embedding“ stellt Wörter als Vektoren in einem hochdimensionalen Raum dar und gruppiert ähnliche Wörter, sodass das Modell deren Bedeutung besser erfassen kann. LLMs werden mit umfangreichem Textkorpus trainiert und lernen, die Wahrscheinlichkeit vorherzusagen, mit der ein Wort in einem bestimmten Kontext erscheint. Die Positions kodierung fügt ein Verständnis für die Wortreihenfolge innerhalb von Sequenzen hinzu, was für Aufgaben wie Übersetzung, Zusammenfassung und Beantwortung von Fragen entscheidend ist (Dam et al., 2024, S. 6).

Im Kern dieser Modelle hilft der Selbstaufmerksamkeitsmechanismus dabei, textuelle Abhängigkeiten zu verstehen, indem er einzelnen Wörtern unterschiedliche Gewichtungen zuweist. Mit der Einführung von GPT-3

ermöglicht das In-Context Learning (ICL) LLMs, neue Informationen im Gesprächskontext zu verstehen und darauf zu reagieren, ohne zusätzliches Training zu benötigen (Dam et al., 2024, S. 6). Im Vergleich zu kleineren Sprachmodelle nutzen LLMs das Chain-of-Thought (CoT) Prompting, um komplexe Aufgaben zu lösen, indem sie diese in einzelne Zwischenschritte unterteilen (Dam et al., 2024, S. 7).

2.2 Stand des Wissens

2.2.1 Herausforderungen der IT Disaster Recovery Planung

Unternehmen stehen oft vor Schwierigkeiten bei der Erstellung effektiver IT-Disaster Recovery Pläne aufgrund der Komplexität ihrer Infrastrukturen. Diese Infrastrukturen umfassen verschiedene miteinander verbundene Systeme, Anwendungen, Netzwerke und Rechenzentren, was es schwierig macht, Abhängigkeiten und Verbindungen zu identifizieren. Die schnelle Entwicklung der Technologien erfordert kontinuierliche Aktualisierungen der Wiederherstellungspläne, um mit neuen Systemen, Plattformen und Software auf dem neuesten Stand zu bleiben (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 978).

Die große Menge und Komplexität der von Unternehmen erzeugten Daten stellt eine zusätzliche Herausforderung dar. Es ist kompliziert und zeitaufwendig, verschiedene Datenquellen und Speichersysteme rechtzeitig zu sichern, zu replizieren und wiederherzustellen. Die Festlegung geeigneter RTOs und Wiederherstellungspunkte RPOs ist entscheidend, aber besonders für Unternehmen mit begrenzten Ressourcen schwierig (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 979).

Ressourcenbeschränkungen stellen auch eine Herausforderung für die Planung der Wiederherstellung dar. Effektive Pläne zu entwickeln und umzusetzen erfordert finanzielle, technologische und personelle Ressourcen, die oft begrenzt sind. Unternehmen sind auch auf Drittanbieter für wichtige IT-Dienste wie Cloud-Hosting oder Software angewiesen. Es ist eine Herausforderung, die Risiken dieser Abhängigkeiten zu managen und sicherzustellen, dass die auch auf Notfälle vorbereitet sind (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 979).

Regelmäßige Tests und Übungen der Wiederherstellungspläne sind entscheidend, um Verfahren zu validieren, Schwachstellen zu erkennen und die Reaktionsfähigkeit zu verbessern. Allerdings behindern operative Einschränkungen, begrenzte Ressourcen und die Sorge, laufende Prozesse zu stören, oft umfassende Tests. Das Bewusstsein und die Schulung der Mitarbeiter*innen sind für eine effektive Planung und Umsetzung der Notfallwiederherstellung sehr wichtig. Es kann schwierig sein, sicherzustellen, dass das IT-Personal den Plan gut kennt, in ihren Rollen geschult ist und über die erforderlichen technischen Fähigkeiten verfügt, insbesondere in

Unternehmen mit begrenzten Schulungsressourcen (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 979).

Schließlich müssen Unternehmen verschiedene regulatorische und Compliance-Anforderungen in Bezug auf Datenschutz, Privatsphäre und branchenspezifische Vorschriften erfüllen. Diese Anforderungen in die Notfallwiederherstellungspläne zu integrieren und die Einhaltung während des Wiederherstellungsprozesses sicherzustellen, kann besonders in Branchen mit strengen Compliance-Verpflichtungen herausfordernd sein (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 979).

Human Error kann den Erfolg der IT-Business-Continuity-Planung und -Reaktion beeinträchtigen. Um dieses Risiko zu minimieren, ist es wichtig, umfassende Schulungen für das IT-Personal anzubieten, damit sie ihre Rollen und Verantwortlichkeiten während Notfällen verstehen (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 980).

Eine effektive Kommunikation und Koordination zwischen IT-Teams, Geschäftseinheiten und Stakeholdern ist während Notfällen entscheidend. Klare Kommunikationskanäle zu etablieren, Rollen und Verantwortlichkeiten zu definieren und eine reibungslose Koordination zwischen verschiedenen Teams und Abteilungen sicherzustellen, kann besonders in großen Unternehmen herausfordernd sein (Derick Musundi Kesa, 2023, S. 980).

2.2.2 Potenzielle KI-Einsätze im BCM

KI kann Unternehmen durch Analyse großer Datenmengen unterstützen, Risiken zu erkennen und Unterbrechungen basierend auf früheren Ereignissen vorherzusagen. Zudem kann KI die Business Impact Analysis vereinfachen, indem sie wichtige Geschäftsbereiche identifiziert, die Auswirkungen von Notfällen bewertet und sicherstellt, dass Wiederherstellungspläne den geschäftlichen Anforderungen und Prioritäten entsprechen (CEDTyClea, 2024).

Die Integration von KI in Legacy Systemen (auf Deutsch: Altsysteme), also Lösungen, die nicht mehr den Stand der Technik entsprechen, stellt für viele Unternehmen eine Herausforderung dar. Legacy-Systeme wurden ursprünglich nicht für die Zusammenarbeit mit KI-gestützten Tools entwickelt. Deswegen erfordert die Implementierung von KI oft viele Änderungen an bestehenden Prozessen und Infrastruktur (CEDTyClea, 2024).

KI kann auf unterschiedliche Weise strategisch in das Business Continuity Management integriert werden. Eine zentrale Anwendungsbereich ist Machine Learning: ML-Algorithmen können Daten analysieren, um Muster und Anomalien zu erkennen. Durch die Verarbeitung historischer Daten können potenzielle Notfallszenarien und deren wahrscheinliche Auswirkungen vorhergesagt werden (Wenjuan et al., 2020, S. 2633). Ein weiterer bedeutender Bereich ist das Natural Language Processing: NLP ermöglicht es KI-

Systemen, menschliche Sprache zu interpretieren und zu generieren. Dadurch wird die Kommunikation in Krisensituationen verbessert und der Zugang zu BCDR-Plänen erleichtert (Wenjuan et al., 2020, S. 2633, 2654).

Andere KI-Technologien wie Chatbots und Sprachassistenten können die Zusammenarbeit und Kommunikation zwischen Disaster Response Team und betroffenen Einzelpersonen oder Unternehmen erheblich verbessern. Darüber hinaus kann KI die Fähigkeiten menschlicher Einsatzkräfte in Disaster Szenarien erweitern, indem sie Echtzeitinformationen bereitstellt, kritische Aufgaben automatisiert und die Reaktionszeiten verkürzt. Diese doppelte Rolle der KI verbessert nicht nur die Effizienz der Disaster Response, sondern stellt auch sicher, dass wichtige Informationen schnell und genau verbreitet werden (Velev & Zlateva, 2023, S. 391).

Diese Automatisierung reduziert nicht nur das Potenzial für menschliche Fehler, sondern schafft mehr Zeit für personelle Ressourcen, sodass diese sich während einer Krise auf strategische Entscheidungen und die Lösung komplexer Probleme konzentrieren können (Wenjuan et al., 2020, S. 2632–2634).

2.2.3 Die Rolle der KI im Risikomanagement

2.2.3.1 Analyse der Rolle von NLP bei der Automatisierung der Risikobewertung

Meistens bestehen rund 80 % der von Unternehmen generierten Daten aus sogenanntem unstrukturiertem Text. Bleibt diese Datenmenge unanalysiert, könnten wichtige Chancen und Risiken übersehen werden, ein besonders relevanter Aspekt für Unternehmen, deren Erfolg stark von ihrer Reputation abhängt (Kalogiannidis et al., 2024, S. 4). NLP-Algorithmen können Unternehmen dabei unterstützen, wiederkehrende Muster oder die Ursachen von Notfällen durch die Analyse von Incident reports zu erkennen. Dadurch können sie proaktive Maßnahmen ergreifen, um ähnliche Notfallszenarien in Zukunft zu verhindern. (Kalogiannidis et al., 2024, S. 5).

NLP steigert auch die Effizienz im Risikoreporting und in der Einhaltung von Vorschriften, indem es relevante Informationen automatisch aus Dokumenten extrahiert. Das verringert den manuellen Aufwand und minimiert Fehlerquellen. So wird nicht nur Genauigkeit geschafft und Zeit gespart, sondern Unternehmen können regulatorische Vorgaben auch deutlich effizienter erfüllen. In Krisen ermöglicht NLP die kontinuierliche Überwachung von Nachrichten und Social Media, sodass kritische Informationen sofort erfasst und bewertet werden können (Kalogiannidis et al., 2024, S. 5).

2.2.3.2 Die Auswirkungen von KI-gestützter Datenanalyse auf die Identifizierung aufkommender Risiken

Die KI-gestützte Datenanalyse kann die prädiktive Risikobewertung für die Business Continuity erheblich verbessern. Durch den Einsatz von Machine-Learning-Algorithmen und optimierter Datenverarbeitung kann KI wertvolle Erkenntnisse aus großen Datensätzen gewinnen. Ein entscheidender Vorteil von KI liegt in ihrer Fähigkeit, neue und aufkommende Bedrohungen zu identifizieren, während traditionelle Risikobewertungsmethoden oft auf festen Risikofaktoren und historischen Daten basieren (Kalogiannidis et al., 2024, S. 5).

In dynamischen Geschäftsumfeldern ist KI besonders gut darin, komplexe Muster und Anomalien in Daten zu erkennen, die auf zuvor nicht identifizierte Risiken hinweisen könnten. Echtzeitüberwachung ist ein weiterer wesentlicher Aspekt der KI-gestützten Datenanalyse, der wertvolle Einblicke für das Risikomanagement und die Geschäftskontinuität bietet (Kalogiannidis et al., 2024, S. 5).

2.2.3.3 Die Rolle der KI-Integration in der Notfallplanung zur Minimierung von Betriebsstörungen

In der heutigen digitalen Landschaft stehen sich Unternehmen wachsenden Cyber-Bedrohungen gegenüber, die die Geschäftskontinuität gefährden können. KI-Technologien helfen dabei, diese Bedrohungen schnell zu erkennen und effektiv zu bekämpfen. Ein häufiger Folgeeffekt von Cyberangriffen sind Data breaches. Die können zu Datenverlust, finanziellen Schäden und betrieblichen Unterbrechungen führen. KI-gestützte Systeme zur Incident Response wurden entwickelt, um diese Herausforderungen effizienter anzugehen (Kalogiannidis et al., 2024, S. 7).

KI verkürzt die durchschnittliche Zeit zur Erkennung (auf Englisch: mean time to detect, MTTD) und die durchschnittliche Zeit zur Reaktion (auf Englisch: mean time to respond, MTTR) auf Sicherheitsincidents, zwei entscheidende Kennzahlen zur Bewertung der Effektivität von Reaktionsstrategien. Durch die Analyse vergangener Notfälle verbessert KI kontinuierlich die Reaktionsstrategien, identifiziert Angriffsmuster und optimiert die Defense Mechanismen (Kalogiannidis et al., 2024, S. 8).

2.2.3.4 Strukturiertes Framework zur Integration von KI in das Risikomanagement

Die Studie „Disaster risk and artificial intelligence: A framework to characterize conceptual synergies and future opportunities“ (Thekdi et al., 2023) stellt ein strukturiertes Framework vor, das darauf abzielt, KI mit den Prinzipien des DR-Risikomanagement zu harmonisieren. Dieses Framework soll Analysten, Entscheidungsträgern und Risikomanagern dabei helfen, KI-basierte Risikomanagementsysteme systematisch zu bewerten und sicherzustellen, dass

sie den anerkannten Risikoprinzipien entsprechen. Die Autoren betonen, dass KI die Bewertung und Reaktion auf Katastrophenrisiken stark verbessern kann.

Allerdings muss ihre Nutzung genau überwacht werden, um neue Schwachstellen, Vorurteile oder ethische Probleme zu vermeiden. KI-Modelle, insbesondere die, die für prädiktive Analysen und automatisierte Entscheidungsfindung verwendet werden, sind auf Effizienz optimiert, berücksichtigen jedoch oft nicht die Bewältigung von Unsicherheiten, die ethische Aufsicht und die Anpassungsfähigkeit an sich verändernde Bedrohungen. Das Framework dient als Leitfaden, um KI-Methoden verantwortungsvoll und effektiv in das traditionelle Risikomanagement zu integrieren (Thekdi et al., 2023, S. 1649).

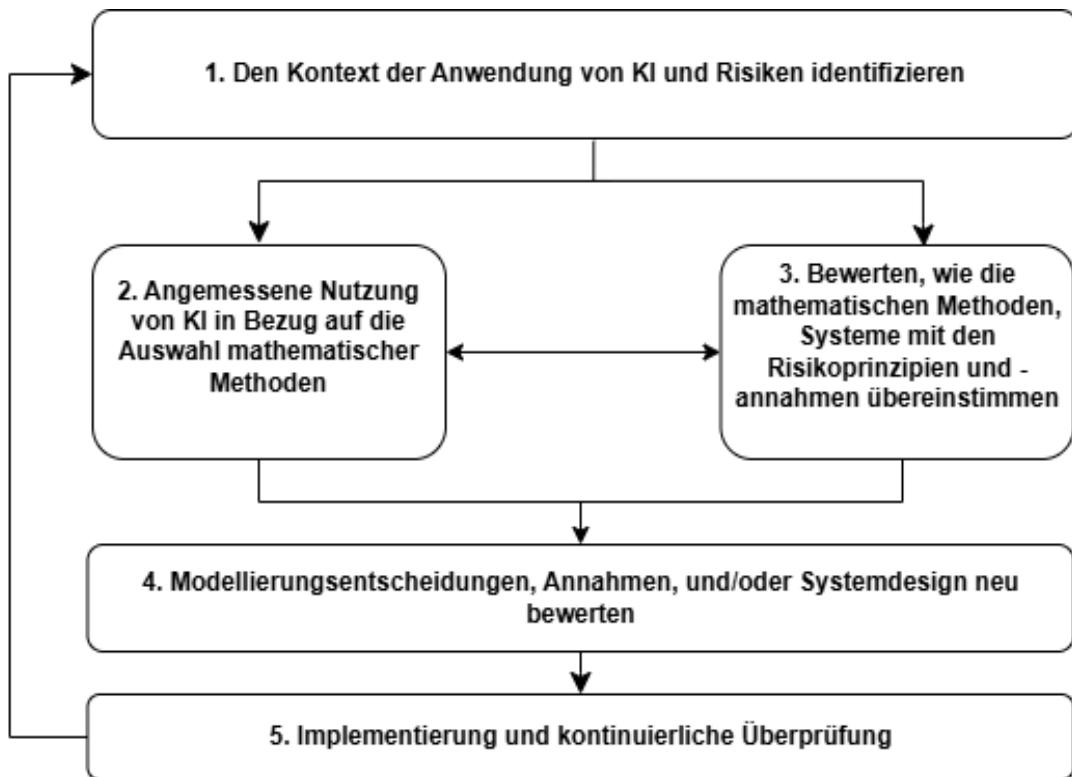


Abbildung 3: Strukturiertes Framework zur Integration von KI in das Katastrophenrisikomanagement (Thekdi et al., 2023, Figure 5)

Das Framework (Abbildung 3) besteht aus fünf iterativen Schritten, die sicherstellen, dass KI effektiv im Risikomanagement angewendet wird. Der erste Schritt besteht darin, den Kontext zu verstehen, in dem die KI eingesetzt wird. Entscheidungsträger müssen die spezifischen Disaster-Risikofaktoren bewerten und dabei Umwelt-, technologische und sozioökonomische Faktoren berücksichtigen, die das Risiko beeinflussen. Ohne ein klares Verständnis dieser Faktoren könnten KI-Anwendungen Daten falsch interpretieren, was zu fehlerhaften Risikobewertungen führen kann. Sobald der Kontext festgelegt ist, erfordert der nächste Schritt die Auswahl einer geeigneten Analysemethode. Dies beinhaltet die Wahl eines KI-Modells oder einer Risikobewertungstechnik,

die am besten für das jeweilige Szenario geeignet ist. Verschiedene KI-Techniken, einschließlich Machine Learning und Deep Learning, müssen auf ihre Zuverlässigkeit, Transparenz und Fähigkeit zur Bewältigung von Unsicherheiten bewertet werden (Thekdi et al., 2023, S. 1649–1650).

Ein kritischer Bestandteil des Rahmenwerks ist die Bewertung der Übereinstimmung mit Risikoprinzipien. Dieser Schritt stellt sicher, dass KI-Anwendungen wesentliche Elemente des Risikomanagements berücksichtigen, wie die Quantifizierung von Unsicherheiten, die Minimierung von Vorurteilen und die Widerstandsfähigkeit gegenüber unerwarteten Notfällen. KI-Systeme, obwohl sie in strukturierten Umgebungen sehr effektiv sind, haben oft Schwierigkeiten, sich an neue oder extreme Ereignisse anzupassen. Daher sind Test- und Validierungsprozesse sehr wichtig, um zu bestätigen, dass KI-Modelle unter realen Disaster Bedingungen zuverlässig funktionieren können (Thekdi et al., 2023, S. 1649–1650).

Die Implementierung und kontinuierliche Überwachung bilden die nächste Phase des Frameworks. KI-gesteuerte Risikomanagementsysteme müssen ständig beobachtet werden, um potenzielle Fehler, Vorurteile oder unerwartete Ausfälle zu erkennen. Durch ständige Überwachung können Entscheidungsträger erforderliche Anpassungen vornehmen und sicherstellen, dass KI in Hochrisikoszenarien eine Unterstützung ist (Thekdi et al., 2023, S. 1649–1650).

2.2.3.5 Auswirkungen auf die Erhöhung der Akzeptanz von KI-Methoden in Risikobewertungen.

Es ist wichtig, das richtige Gleichgewicht zwischen Aufgaben, die von Menschen erledigt werden, und solchen, die von KI übernommen werden, zu finden, um **Automatisierung mit menschlicher Aufsicht auszubalancieren**. Obwohl Fortschritte gemacht wurden, um KI-Algorithmen zu entwickeln, die menschliches Urteilsvermögen und Entscheidungsfindung nachahmen und sogar verbessern können, ist unklar, ob diese Algorithmen in neuen oder überraschenden Situationen effektiv arbeiten (Thekdi et al., 2023, S. 1647).

Um Risiken effektiv mit KI zu managen, ist ein **stakeholderbasierter Ansatz zur Erklärbarkeit** entscheidend. Viele Entscheidungsträger (z.B. Management) verstehen die technischen Details der KI-Methoden nicht vollständig. Dies stellt eine einzigartige Herausforderung dar. Risiken können nur dann erfolgreich mit mathematischen Methoden verwaltet werden, wenn die Stakeholder die quantitativen Details verstehen. Die Lösung liegt in der Erklärbarkeit, die anerkennt, dass verschiedene Stakeholder unterschiedliche Ebenen des Verständnisses für diese komplexen KI-Modelle benötigen (Thekdi et al., 2023, S. 1648).

Ein weiterer wichtiger Aspekt ist die **Relevanz der Faktoren in den Daten**. Um festzustellen, ob wichtige Faktoren in den Daten enthalten sind, ist es entscheidend, eine knowledge-based Bewertung durchzuführen. KI kann nur

Faktoren berücksichtigen, die in den verfügbaren Daten vorhanden sind. Nicht digitalisierte Informationen können als „unknown knowns“ betrachtet werden, Wissen, das anderen Systemen und Menschen bekannt ist, aber von der KI nicht verstanden wird. Dies kann passieren, wenn die Designer der Algorithmen nicht vorhergesehen haben, dass bestimmte Daten benötigt werden, oder weil nicht alle Faktoren digitalisiert werden können. Solche Daten können auch Risiken wie manipulierte Daten oder andere Integritätsprobleme einführen (Thekdi et al., 2023, S. 1648).

Um die **Systemsicherheit** zu gewährleisten, ist es wichtig zu beachten, dass es nicht genügend Beweise dafür gibt, ob KI-Modelle manipuliert oder verwendet werden können, um andere Systeme zu beeinflussen, insbesondere im Risikomanagement, etwa bei der Erkennung von Cyberkriminalität. KI-gesteuerte Systeme könnten Schaden anrichten, wenn sie ohne menschliche Aufsicht arbeiten, was potenzielle Auswirkungen auf cyber-physische Systeme mit realen Konsequenzen haben könnte (Thekdi et al., 2023, S. 1649).

2.2.4 KI in der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements

Während traditionelle Disaster Recovery Systeme auf traditionellen Ansätzen basieren, können KI gesteuerte Systeme potenzielle Ausfälle vorhersehen, bevor sie eintreten, und automatisch Daten-Backups und Wiederherstellungsprozesse mit minimalem menschlichem Eingriff einleiten (Rao, 2024, S. 1).

Mit der Erweiterung von Servern, Daten und Fortschritten in der KI sind Echtzeitanalysen und zeitkritische Anwendungen möglich. In der Notfallwiederherstellung kann KI-Prozesse automatisieren, Recovery-Pläne während unerwarteter Ausfallzeiten schnell einleiten und kritische Einblicke liefern (Nandedkar, 2024, S. 1).

2.2.4.1 KI in der Workflow-Automatisierung

Die Integration von KI in Standardanwendungen, Datenbanken und Datenprozesse kann automatisierte Disaster Recovery Verfahren in Unternehmen optimieren. KI-gestützte Workflows können aus Datenmustern und früheren Entscheidungen lernen, um DR-Entscheidungsprozesse zu automatisieren, Datenflüsse zu verwalten und Echtzeitanalysen bereitzustellen. KI in der Workflow-Automatisierung kann manuelle oder sich wiederholende Aufgaben reduzieren, wie das Hinzufügen oder Entfernen von Servern sowie das Verwalten von Ordnern, Datenbanken und Dateien. Durch die Verbesserung der Effizienz und Produktivität kann KI Fehler in automatisierten DR-Setups für Kunden reduzieren (Nandedkar, 2024, S. 2-3).

2.2.4.2 KI gestützte Prädiktive Fehlererkennung

Die prädiktive Fehlererkennung hilft Unternehmen, Ausfallzeiten und Datenverluste zu minimieren, da sie auf Basis vorausschauender Erkenntnisse proaktive Maßnahmen zur Risikominderung ergreifen können (Rao, 2024, S. 2).

Machine-Learning-Algorithmen können durch die Analyse von Protokollen helfen, zukünftige Ausfälle von Servern vorherzusagen, die Anwendungen, Websites oder Datenbanken hosten (Nandedkar, 2024, S. 3). Sie spielen eine entscheidende Rolle bei der Anomalie Erkennung, da sie aus historischen Daten lernen und Anomalien oder Hinweise auf potenzielle Ausfälle frühzeitig identifizieren können. Ergänzend dazu ermöglicht eine KI-gesteuerte Echtzeitüberwachung und -analyse von System Metriken wie Central Processing Unit (CPU)-Auslastung, Speicherzuweisung, Netzwerkverkehr und Speicherplatz eine effiziente Erkennung potenzieller Schwachstellen. Diese Kombination aus vorausschauender Analyse und Echtzeitdaten schafft eine resiliente Grundlage für die proaktive Systemüberwachung und -optimierung (Rao, 2024, S. 2).

2.2.4.3 Automatisierte Daten-Backup-Mechanismen

KI-gesteuerte Disaster Recovery Systeme ermöglichen eine automatische Initiierung von Backup-Prozessen, wenn ein erhöhtes Risiko für Ausfälle oder Datenverlust festgestellt wird. Durch den Einsatz intelligenter Algorithmen können Daten für Backups priorisiert und kategorisiert werden, um sicherzustellen, dass die wichtigsten Informationen vorrangig gesichert werden. Darüber hinaus optimieren KI-basierte Systeme die Backup-Planung und die Ressourcenverteilung, indem sie dynamisch Anpassungen vornehmen, die auf der aktuellen Systemlast, Netzwerkbedingungen und prognostizierten Ausfallrisiken basieren. Durch die Analyse historischer Backup Leistungen und aktueller Systemzustände können diese Systeme optimale Backup Fenster identifizieren, die die Auswirkungen auf Produktionssysteme minimieren und gleichzeitig eine umfassende Datensicherung gewährleisten (Rao, 2024, S. 2-3).

2.2.4.4 Beschleunigte Wiederherstellungszeiten

Obwohl es zahlreiche Fortschritte bei der Überwachung von IT-Systemen, Netzwerken und Bandbreite in aktuellen Anwendungen gibt, besteht weiterhin Verbesserungspotenzial bei der Überwachung von RPO und RTO in DRM-Tools. KI-Algorithmen können dabei helfen, Datenänderungen zu überwachen, um sicherzustellen, dass geschäftskritische Daten im Falle einer tatsächlichen Katastrophe am DR-Standort verfügbar sind, wodurch RPO und RTO reduziert werden. Darüber hinaus kann die Verarbeitung natürlicher Sprache zur Überwachung und Automatisierung von RPO, RTO und Datenverzögerungen eingesetzt werden, wodurch die gewünschten Ergebnisse aus den Überwachungsanwendungen erzielt werden können (Nandedkar, 2024, S. 3).

KI-gesteuerte Disaster Recovery Systeme haben im Vergleich zu traditionellen Methoden signifikante Verbesserungen bei den Wiederherstellungszeiten erzielt. Studien zeigen, dass Unternehmen, die auf KI-basierte Lösungen setzen, eine durchschnittliche Reduzierung der RTOs um 40-60 % erfahren. Diese Beschleunigung wird durch mehrere Faktoren unterstützt: KI-gestützte prädiktive Analysen ermöglichen proaktive Maßnahmen, wodurch die Zeit zur Identifizierung von Problemen verkürzt wird (Rao, 2024, S. 3).

Die automatisierte Entscheidungsfindung vermeidet Verzögerungen, die durch menschlichen Eingriff entstehen könnten, und intelligente Daten Priorisierung stellt sicher, dass kritische Systeme zuerst wiederhergestellt werden. Ergänzend dazu optimieren Machine-Learning-Algorithmen kontinuierlich die Wiederherstellungsprozesse und lernen aus jedem Notfall, um die zukünftige Leistung zu verbessern (Rao, 2024, S. 4).

2.2.4.5 Erhöhte Datenverfügbarkeit

KI-basierte Datenreplikationsstrategien setzen Machine-Learning-Algorithmen ein, die Datenzugriffsmuster, Systemleistung und Netzwerkbedingungen analysieren, um die Replikationsprozesse zu optimieren. Diese Systeme passen die Replikationsfrequenzen und -ziele basierend auf der Kritikalität der Daten und prognostizierten Ausfallrisiken dynamisch an. Dadurch wird sichergestellt, dass wichtige Informationen immer verfügbar und an mehreren Standorten geschützt sind (Rao, 2024, S. 3).

Zusätzlich kommen intelligente Failover- und Fallback-Mechanismen zum Einsatz, die die Datenverfügbarkeit während und nach einem Notfall sichern. KI-basierte Systemen analysieren in Echtzeit die aktuelle Systemlast, Netzwerkverzögerungen und Datenkonsistenz, um die optimale Failover-Ziele präzise zu bestimmen. Während des Fallbacks sorgt KI für einen störungsfreien Wechsel zu den primären Systemen, minimiert den Datenverlust und sichert die Betriebsfähigkeit (Rao, 2024, S. 4-5).

2.2.4.6 KI gestützte Kapazitätsplanung

In der heutigen digitalisierten Welt müssen E-Commerce-Unternehmen auch ständig wechselnde Workloads bewältigen, um den Kundenanforderungen zu erfüllen. Eine effektive Kapazitätsplanung ist dabei entscheidend, sowohl für die Produktionsumgebung als auch für die Notfallwiederherstellungsseite. Alle Änderungen am Primärstandort müssen auf die DR-Seite übertragen werden, um Notfälle zu vermeiden. KI-gestützte prädiktive Analysen, wie Regressionsmodelle, können zur Kapazitätsplanung genutzt werden, indem historische Daten analysiert werden, um zukünftige Kapazitätsanforderungen vorherzusagen (Nandedkar, 2024, S. 3).

2.2.5 Vorteile der KI-Implementierung im BCM

Echtzeitüberwachung und prädiktive Fähigkeiten: KI kann große Datenmengen in Echtzeit aus verschiedenen Quellen analysieren, um frühzeitig Anzeichen auf einen bevorstehenden Notfall zu identifizieren. So können KI-gestützte Systeme Störungen/Unregelmäßigkeiten in Lieferketten, Infrastruktur oder bei potenziellen Cyberangriffen erfassen, bevor daraus große Probleme entstehen. Das verbessert die Krisenbereitschaft und ermöglicht es Unternehmen, schneller und gezielter zu reagieren (Jayasundera, 2023).

Prädiktive Analyse: Durch Auswertung historischer Daten kann KI-Trends und Muster erkennen, die Unternehmen helfen, zukünftige Notfallszenarien vorherzusehen. So kann beispielsweise die Analyse früherer Naturkatastrophen dazu beitragen, Notfallpläne zu optimieren (Jayasundera, 2023).

Prozessautomatisierung: KI kann wichtige Tasks wie Incident Response und Wiederherstellung nach Notfällen automatisieren. Chatbots können in Krisensituationen Echtzeit-Unterstützung bieten, während KI Systeme Ressourcen effizient umverteilen, um die Auswirkungen von Notfällen so gering wie möglich zu halten (Jayasundera, 2023).

Automatisierung von Notfallwiederherstellung Routineaufgaben: KI-gesteuerte DR-Systeme können Routineaufgaben, die normalerweise manuelle Eingriffe erfordern, wie regelmäßige Überprüfung der Systemsicherheit, Überprüfung von Daten-Backups und Vorbereitung der Wiederherstellungsumgebung effizienter und konsistenter überwachen. Zum Beispiel fehlgeschlagene Backups oder inkonsistente Datenreplikationen werden automatisch erkannt und beheben, was den Bedarf an manueller Fehlerbehebung reduziert (Rao, 2024, S. 5).

Verbesserte Entscheidungsfindung und Risikobewertung: In Krisensituationen analysiert KI große Datenmengen in Echtzeit. Darunter Systemprotokolle, KPIs und historische Wiederherstellungsdaten. Basierend auf diesen Analysen kann KI optimale Strategien für die Wiederherstellung empfehlen. Dadurch sinkt das Risiko menschlicher Fehler. Gleichzeitig werden Entscheidungsprozesse beschleunigt, sodass Unternehmen einen Notfall schneller bewältigen können (Rao, 2024, S. 5).

Reduzierung von menschlichen Fehlern und Ressourcenbedarf: Die Automatisierung und KI-gestützte Entscheidungsfindung verringern das Risiko menschlicher Fehler in DR-Prozessen. Manuelle Eingriffe, insbesondere in Stresssituationen, sind anfällig für Fehler, die die Auswirkungen eines Notfalls verstärken können. Durch die Reduzierung dieser manuellen Eingriffspunkte erhöhen KI-gesteuerte Systeme die Zuverlässigkeit und Konsistenz der Wiederherstellungsabläufe (Rao, 2024, S. 5).

Verbesserung der BCM-Pläne durch KI-gestützte Simulationen: KI unterstützt die kontinuierliche Verbesserung von BCM-Plänen, indem es Unternehmen ermöglicht, verschiedene Notfallszenarien zu simulieren und die Wirksamkeit

der Notfallpläne zu testen. Das hilft, Schwachstellen frühzeitig zu identifizieren und Pläne gezielt zu optimieren. So sind Unternehmen besser auf zukünftige Notfallszenarien vorbereitet (Lokiny, 2021, S. 2).

2.2.6 Herausforderung der KI-Implementierung im BCM

Die Integration bzw. die Nutzung von KI in BCM bringt einige Herausforderungen mit sich.

Ressourcenbedarf und Fachkräftemangel: Die Implementierung von KI-Systemen in BCM erfordert Investitionen in Technologie und qualifiziertes Personal. Fortgeschrittene Rechnerkapazitäten und spezialisierte Software für KI-Infrastrukturen kosten meistens sehr viel. Außerdem werden Fachkräfte benötigt, um diese Systeme zu entwickeln, zu betreuen und die Ergebnisse entsprechend zu interpretieren. Da es aktuell einen Mangel an KI-Expert*innen gibt, haben Unternehmen Schwierigkeiten, das volle Potential von KI in BCM zu nutzen (Jayasundera, 2023). Außerdem sind hochkomplexe Machine-Learning-Algorithmen erforderlich, um DRM-Lösungen oder die Workflow-Automatisierung für die Notfallwiederherstellung KI-fähig zu machen. Diese Algorithmen benötigen qualifizierte Ressourcen und eine kontinuierliche Weiterentwicklung der Fähigkeiten für ihre Entwicklung (Nandedkar, 2024, S. 4).

Datenzuverlässigkeit und -qualität: KI-Systeme sind auf große Mengen hochwertiger Daten angewiesen, um präzise Vorhersage und Entscheidungen treffen zu können. Fehlerhafte oder unvollständige Datensätze können jedoch zu fehlerhaften Ergebnissen führen, was in Krisensituationen falsche Entscheidungen zur Folge haben könnte. Die Sicherstellung einer hohen Datenqualität und die Schulung von KI-Systemen mit verlässlichen Informationen stellen daher eine große Herausforderung dar (Jayasundera, 2023), (Hanwacker, 2025, S. 172).

Transparenz in der Entscheidungsfindung: KI-Systeme sind oft komplex und funktionieren als „Black boxes“. Das heißt, dass deren Entscheidungsprozesse schwer nachvollziehbar sind. Diese fehlende Transparenz kann zu Vertrauensproblemen führen, da Unternehmen zögern könnten, sich in kritischen Geschäftssituationen vollständig auf KI-gestützte Empfehlungen zu verlassen (Jayasundera, 2023). Das bedeutet, dass IT-Administratoren, DR-Manager und Projektmanager zunehmend auf das KI-Modell angewiesen sein werden, um Vorhersagen über die Infrastruktur zu treffen. Langfristig kann dies für IT-Anwendungen sehr riskant sein. In einigen Fällen, wenn die KI ein Failover oder Failback initiiert, tragen IT-Administratoren keine Verantwortung dafür, was zu Vertrauensproblemen zwischen Menschen und den KI- und ML-Algorithmen führen kann (Nandedkar, 2024, S. 4).

Integration in bestehende Systeme: Die Integration von KI in bestehende Infrastrukturen ist aufgrund von Kompatibilitätsproblemen mit Altsystemen herausfordernd. Diese Systeme verfügen oft nicht über die notwendigen

Schnittstellen oder Datenstrukturen für KI-Algorithmen, was zu Bottlenecks im Informationsfluss und bei der Entscheidungsfindung führt. Eine erfolgreiche Integration kann jedoch die Betriebseffizienz verbessern und die Prozesse der Notfallwiederherstellung optimieren (Hanwacker, 2025, S. 172). Organisationen benötigen strategische Planung und technologische Weitsicht, um diese Herausforderungen zu bewältigen. Dies kann System-Upgrades oder die Erstellung von Übergangslösungen umfassen. Die Zusammenarbeit zwischen IT-Expert*innen und Notfallwiederherstellungsspezialisten ist entscheidend, um sicherzustellen, dass das integrierte System den Anforderungen der Krisenreaktion erfüllt. Die Überwindung dieser Hürden kann das volle Potenzial der KI in der Notfallwiederherstellung freisetzen und schnelle und effektive Reaktionen während Krisen ermöglichen (Hanwacker, 2025, S. 172).

Kosten der Implementierung: Die Implementierung von KI erfordert erhebliche Anfangskosten, aber die langfristigen Vorteile können diese Ausgaben ausgleichen. Eine Studie der Boston Consulting Group zeigt, dass Unternehmen durch die Implementierung von KI eine Reduzierung der Technologiekosten um 10 % erreichen könnten. Das Management der anfänglichen Investition und die Durchführung einer langfristigen Kosten-Nutzen-Analyse sind entscheidend. Nachhaltige Strategien müssen sicherstellen, dass die Vorteile der KI die damit verbundenen Kosten im Laufe der Zeit weiterhin überwiegen, wobei Wartung, Updates und sich entwickelnde Technologiesysteme berücksichtigt werden (Hanwacker, 2025, S. 173).

3 Vorgangsweise und Methoden

3.1 Vorgangsweise

Da die Forschungsfragen nicht ausschließlich auf Basis der vorhandenen Literatur zum Themenbereich beantwortet werden konnten, wurde eine kombinierte Forschungsmethode angewendet. Dies liegt daran, dass es zu diesem relativ neuen Thema, insbesondere hinsichtlich praktischer Implementierungen in IT-Systemen, nur wenig Literatur gibt. Die begrenzte Anzahl an Studien und praktischen Anwendungen in diesem Bereich erforderte den Einsatz zusätzlicher empirischer Methoden, um fundierte Erkenntnisse zu gewinnen.

Da die Hauptziele dieser Arbeit sind, zu untersuchen, wie KI die Prozesse im Business Continuity Management optimieren kann, insbesondere in der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements, sowie die Rolle von KI-Chatbots im Notfallmanagement zu analysieren und dabei sowohl die Potenziale als auch die Herausforderungen zu betrachten, wurden als empirische Forschungsmethodik leitfadengestützte Interviews durchgeführt, gefolgt von einer qualitativen Inhaltsanalyse.

Es handelt sich dabei um Interviews mit KI-Expert*innen, die im Bereich der Künstlichen Intelligenz tätig sind und bereits Erfahrungen sowie praktischen Bezug zu verschiedenen KI-Projekten haben. Darüber hinaus besitzen sie teilweise grundlegende Kenntnisse im BCM. Die Erkenntnisse aus den geführten Experteninterviews werden anschließend in Form einer Inhaltsanalyse nach Kuckartz ausgewertet.

Die qualitative Inhaltsanalyse ermöglicht eine systematische Analyse von Texten, auch von großen Mengen (Kuckartz, 2018, S. 14). Kuckartz legt mehr Wert auf die Analyse nach der Codierphase und konzentriert sich dabei hauptsächlich auf die Bildung von Kategorien und das Zählen ihrer Häufigkeiten. Diese Methode bietet Flexibilität in der Analyse und ermöglicht eine fortschreitende Kategorienentwicklung (Kuckartz, 2018, S. 6).

3.2 Methoden

In den folgenden Unterkapiteln werden sowohl die Durchführung von leitfadengestützten Interviews als auch die Auswertungsmethode der qualitativen Inhaltsanalyse ausführlich beschrieben.

3.2.1 Wahl der Forschungsmethoden

Empirische Sozialforschung zielt darauf ab, Erkenntnisse über die Struktur und Beschaffenheit der sozialen Realität, die uns umgibt, zu gewinnen. Es gibt definierte Datenerhebungstechniken, die in zwei große Gruppen geteilt sind, qualitative und quantitative Sozialforschung (Misoch, 2014, S. 1).

Quantitative Ansätze zielen darauf ab, mithilfe von repräsentativen Daten messbare und verallgemeinerbare Aussagen zu treffen, die statistisch ausgewertet werden können. Im Gegensatz dazu analysiert die qualitative Forschung soziale Phänomene tiefgehend und detailliert. Dabei wird meist induktiv vorgegangen, um Hypothesen oder Theorien zu entwickeln (Misoch, 2014, S. 1–2).

Eine qualitative Forschung wurde gewählt, um die potenziellen Einsatzmöglichkeiten von KI in Business Continuity Management Prozessen zu untersuchen, da dieses Feld bisher weitgehend unerforscht ist und die Untersuchung eines bisher unbekannten Feldes auch eines der Kriterien für qualitative Forschung darstellt (Misoch, 2014, S. 3). Die Datenerhebung erfolgt durch mündliche Kommunikation, was auch einen Zugang zu subjektiven Sichtweisen und Erfahrungen der Befragten ermöglicht. Qualitative Interviews unterscheiden sich von alltäglichen Gesprächen, da sie eine asymmetrische Kommunikations situation darstellen, in der der Forschende fragt und zuhört, während der Befragte die Rolle der Erzählenden und Antwortenden nimmt (Misoch, 2014, S. 13).

Je nach Strukturierungsgrad unterscheidet man zwischen standardisierten Interviews mit festen Fragen und Antwortmöglichkeiten, semi-strukturierte Interviews mit thematischem Leitfaden, und offenen bzw. narrativen Interviews ohne vorgegebene Fragen (Misoch, 2014, S. 13–14).

3.2.2 Experteninterviews

Bei der durchgeführten Experteninterviews handelt es sich um semi-strukturierte Interviews. Sie ermöglichen eine flexible, offene Datenerhebung, das Interview orientiert sich an dem Leitfaden, wobei alle relevanten Themen angesprochen werden, um die Vergleichbarkeit der Daten zu ermöglichen (Misoch, 2014, S. 13–14).

Um gezielte Informationen von KI-Expert*innen zu sammeln, wurden leitfadengestützte Interviews mit Expert*innen von der Siemens AG durchgeführt. Siemens als international agierender Konzern vereint verschiedene Industriezweige, Technologien und Prozesse. Die Auswahl von Expert*innen aus unterschiedlichen Projekten innerhalb eines Großunternehmens wie Siemens AG gewährleistet eine Vielfalt an Blickwinkeln. Diese Expert*innen besitzen kein tiefgehendes Wissen im Bereich BCM, sondern haben nur teilweise Berührungspunkte mit BCM und Notfallmanagement. Ziel ist es, die KI-Expertise zu erfassen und so die Einsatzmöglichkeiten von KI im BCM zu untersuchen. Es ist herausfordernd, Expert*innen zu finden, die sowohl über tiefgehendes Wissen im BCM als auch in KI verfügen, da dieses Themengebiet noch relativ unerforscht ist.

3.2.2.1 Vorbereitungen zu den Experteninterviews

Als erstes wurden die Expert*innen ausgewählt. Als Entscheidungsgrundlage für die Auswahl dienten deren Wissen und Erfahrungen im Bereich Künstlicher Intelligenz. Die befragten Expert*innen konnten aufgrund ihrer Erfahrung in KI-Projekten und der Entwicklung sowie dem Einsatz von KI-Chatbots bereits an entsprechenden Projekten teilnehmen oder diese selbst entwickeln.

Im ersten Schritt wurden die Interviewpartner*innen per E-Mail kontaktiert. Dabei wurden sowohl der Themenbereich des Interviews als auch die Forschungsfrage und das Ziel der Arbeit erläutert, um zu fragen, ob sie bereit wären, an einem Interview teilzunehmen. Nachdem alle Expert*innen definiert worden waren, wurde im nächsten Schritt ein Leitfaden erarbeitet, der auf Informationen aus dem aktuellen Stand des Wissens basiert. Dieser Leitfaden soll dabei unterstützen, die Themenbereiche abzufragen, die für die Beantwortung der Forschungsfragen relevant sind. Der Leitfaden wurde sowohl auf Deutsch als auch auf Englisch erstellt, da nicht alle Interviewpartner*innen deutschsprachig waren.

Der Leitfaden (siehe Anhang 1) behandelt den Einsatz von KI im BCM mit einem besonderen Fokus auf die Wiederherstellungsphase. Dabei werden die Erfahrungen und Einschätzungen der Expert*innen, die Potenziale und Herausforderungen von KI in Krisensituationen, insbesondere beim Einsatz von Chatbots, thematisiert. Zudem werden technologische Voraussetzungen, Implementierungshürden, Sicherheitsrisiken sowie Zukunftsperspektiven und Empfehlungen für die Praxis behandelt.

Der Leitfaden umfasst in der Regel alle relevanten Themen, die im Interview angesprochen werden sollen. Dabei ist es dem Interviewenden freigestellt, die Reihenfolge der Fragen selbst zu bestimmen. Die Fragen sollten möglichst offen formuliert sein, um dem Interviewten ausreichend Raum zu geben, frei zu antworten und offen über seine eigenen Erfahrungen zu berichten. Ziel des Leitfadens ist es, den Erhebungsprozess inhaltlich zu steuern und somit eine Vergleichbarkeit der Daten zu gewährleisten. Trotz der thematischen Steuerung soll der Leitfaden jedoch genügend Raum für neue Erkenntnisse bieten (Misoch, 2014, S. 66).

Im nächsten Schritt wurden die Interviewpartner*innen erneut kontaktiert, um die Interviews durchzuführen. Dabei wurden sowohl die Art und die voraussichtliche Dauer der Interviews als auch der geplante Zeitraum für die Durchführung der Experteninterviews erläutert. Abschließend wurden die Expert*innen über die Anonymisierung personenbezogener Daten in der Bachelorarbeit und die Aufzeichnung der Interviews informiert. Im Zuge dessen wurde eine Einverständniserklärung zur Aufzeichnung der Interviews erstellt und an die befragten Expert*innen zum Unterschreiben versendet. Der Leitfaden wurde ebenfalls im Voraus verschickt.

3.2.2.2 Durchführung der Experteninterviews

Die leitfadengestützten Interviews wurden online über Microsoft Teams durchgeführt und dauerten durchschnittlich 30-45 Minuten. Sechs Expert*innen wurden zum Thema „Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Business Continuity Management: Potenziale und Herausforderungen am Beispiel der Wiederherstellungsphase“ befragt. Die Expert*innen werden wie folgt aufgelistet:

- **Expert*in A:** Service Lead für Digital Innovation, zuständig für die Skalierung innovativer Lösungen mit Schwerpunkt auf Künstlicher Intelligenz und Zusammenarbeit mit Data Analytics zur Entwicklung und Implementierung von Use Cases. (*Interview 1 am 27.03.2025; Dauer 45 Minuten*)
- **Expert*in B:** Cybersecurity-Spezialist*in mit Erfahrung in KI-Anwendungen bei Siemens. Arbeitet in den Bereichen Business Intelligence, Architektur und KI-Chatbot-Projekte, und unterstützt dabei die Sammlung von Geschäftsanforderungen, Schulungen und Zugangsmanagement. (*Interview 2 am 10.04.2025, Dauer: 30 Minuten*)
- **Expert*in C:** Forschungs- und Entwicklungsprojektleiter bei Siemens. Arbeitet in der Forschungsabteilung mit Fokus auf KI-Integration in Industrieprojekte, insbesondere in der Vorfeldentwicklung und im Bereich verteilter KI-Systeme. (*Interview 3 am 11.04.2025, Dauer 30 Minuten*)
- **Expert*in D:** Portfoliomanager im Bereich Engineering bei Siemens. Verantwortlich für Innovationsthemen, unter anderem mit Erfahrung im praktischen Einsatz von KI-Systemen und Co-Piloten im industriellen Umfeld. (*Interview 4 am 14.04.2025, Dauer 30 Minuten*)
- **Expert*in E:** Softwareentwickler bei Siemens, spezialisiert auf die Entwicklung und Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) in industrielle Anwendungen. (*Interview 5 am 15.04.2025, Dauer 45 Minuten*)
- **Expert*in F:** KI-Forschungsleiter bei Siemens verantwortlich für die Entwicklung, Bewertung und Einführung von KI-Lösungen im industriellen Umfeld. (*Interview 6 am 24.04.2025, Dauer 35 Minuten*)

Die Interviews wurden mit Fokus auf Expertenwissen anhand des Leitfadens durchgeführt. Zwei von den Interviews wurden auf Englisch durchgeführt, der Rest auf Deutsch. Die Interviews wurden mit Erlaubnis der befragten Expert*innen aufgezeichnet.

Es gibt Grundregeln, die im Umgang mit dem Einfluss des Interviewers zu beachten sind. Erstens sollte der Einfluss des Interviewers nicht bewusst erfolgen, um die Meinungen der Befragten nicht zu beeinflussen. Zweitens muss die Grundhaltung des Interviewenden offen und neutral sein. Drittens muss Offenheit bei den Befragten gefördert werden, um auch Aussagen zu eventuell

abweichenden Handlungspraktiken zu ermöglichen. Viertens wird empfohlen, verschiedene Interviewer mit unterschiedlichen sichtbaren Merkmalen (z. B. Alter, Geschlecht) einzusetzen, um den Einfluss der Merkmale der Interviewten zu minimieren und die Ergebnisse der Erhebung nicht zu beeinflussen (Misoch, 2014, S. 211).

3.2.2.3 Transkription der Experteninterviews

Während jedes Interviews wurde die Transkription automatisch mit MS Teams erstellt. Das bedeutet, dass nach jedem Interview die automatisch erstellte Datei als „.docx“ heruntergeladen wurde. Die gesamten Daten wurden nach der Transkription nochmals abgehört, um eventuelle Abweichungen zu korrigieren.

Folgende Merkmale wurden für den Transkriptionskopf definiert: Interviewnummer, Code des Interviewenden inklusive kurzer Beschreibung, Gesprächsmodus, Zeit und Ort des Interviews. Die Transkriptionsregeln für die Formatierung wurden teilweise gemäß (Misoch, 2014, S. 261) befolgt. Alle Interviews wurden jedoch einheitlich transkribiert.

Jeder Sprachbeitrag wurde als eigener Absatz transkribiert. Es wurde grundsätzlich wörtlich transkribiert, Dialekte wurden in Hochdeutsch übersetzt. Nur Teile oder Satzformulierungen, deren Inhalt nicht relevant für die Inhaltsanalyse sind, wurden weggelassen und falsche automatische Transkriptionen wurden verbessert. Eventuell wurden auch kleinere Satzumformulierungen vorgenommen, ohne den Inhalt zu verändern. Zustimmende bzw. bestätigende Lautäußerungen der Interviewenden (mhmm, aha, ja etc.) wurden nicht mit transkribiert, sofern sie den Redefluss der*des befragten Expert*in nicht unterbrechen. Schließlich wurden alle Angaben, die einen Rückschluss auf eine*n befragte*n Expert*in erlauben, anonymisier z.B. die Nennung von Abteilungen oder internen Projekten.

Die Transkriptionen 1 und 2 wurden aus der englischen Sprache ins Deutsche übersetzt, um die Daten für die inhaltliche Analyse vergleichbar zu machen.

3.2.3 Qualitative Inhaltsanalyse

Der Prozess der Formulierung einer Forschungsfrage, der Datenerhebung und der Datenanalyse ist ein zentraler Bestandteil aller Formen der empirischen Forschung und findet sowohl in der klassischen quantitativen als auch in der qualitativen Inhaltsanalyse Anwendung. In der qualitativen Inhaltsanalyse werden jedoch Iterations- und Feedbackphasen in unterschiedlichem Maße eingesetzt. Diese Phasen verdeutlichen, dass der Analyseprozess weniger linear verläuft als im klassischen Modell und dass die verschiedenen Phasen der Analyse nicht strikt voneinander getrennt sind (Kuckartz, 2018, S. 45–46).

So unterscheidet sich die qualitative Inhaltsanalyse in mehreren wesentlichen Punkten von der traditionellen Inhaltsanalyse. Erstens ist es nicht zwingend

erforderlich, zu Beginn Hypothesen aufzustellen; vielmehr ist ein offenes Vorgehen ohne vorgefertigte Hypothesen üblich. Zweitens wird das Datenmaterial eher interpretativ und hermeneutisch kodiert. So bleibt das Ausgangsmaterial auch nach der Kodierung von großem Interesse. Drittens haben die Kategorien bei einigen Verfahren der qualitativen Inhaltsanalyse eine strukturierende und systematisierende Funktion, anstatt Daten in numerische Relationen zu übersetzen (Kuckartz, 2018, S. 47).

Der Prozess der Entwicklung und Anpassung von Kategorien ist in der qualitativen Inhaltsanalyse von zentraler Bedeutung. Auch wenn eine qualitative Inhaltsanalyse auf Theorien und Hypothesen basiert, werden die Kategorien im Verlauf des Analyseprozesses weiter verfeinert und differenziert. Neue Kategorien können entstehen, wenn die intensive Beschäftigung mit dem Material dies erfordert. Nach der Auswertung der thematischen Kategorien können zudem neue evaluative Kategorien gebildet oder Typenzuordnungen vorgenommen werden (Kuckartz, 2018, S. 47). Dies ermöglicht, dass unerwartete Themen oder Muster, die während der Analyse sichtbar werden, berücksichtigt werden können.

Es gibt zwei grundlegende Ansätze zur Kategorienbildung: die deduktive Kategorienbildung, bei der die Kategorien unabhängig vom erhobenen Datenmaterial gebildet werden, und die induktive Kategorienbildung, bei der die Kategorien direkt aus den empirischen Daten entwickelt werden (Kuckartz, 2018, S. 64). Mischformen der Kategorienbildung sind häufig zu finden und werden als deduktiv-induktive Kategorienbildung bezeichnet. Dabei wird zunächst deduktiv begonnen, und im zweiten Schritt erfolgt die Bildung von Kategorien bzw. Subkategorien anhand des Materials (Kuckartz, 2018, S. 95).

In dieser Arbeit wurde die Kategorienbildung vor der Auswertung deduktiv aus den Leitfäden zu den Interviews abgeleitet. Die Kategorien lauten:

- KI im Notfallmanagement
- Technologische Grundlagen von KI-Chatbots
- Implementierung von KI-Chatbots für Notfallmanagement
- Herausforderungen & Risiken bei KI-gestützten Chatbots
- Zukunftsperspektiven und Optimierung von KI-Chatbots für BCM

Die Kategorien dienen als Orientierungshilfe, indem das Material auf das Vorkommen des entsprechenden Inhalts durchsucht und grob eingeordnet wird. Im zweiten Schritt erfolgt dann induktiv die Bildung von Unterkategorien, wobei nur das Material berücksichtigt wird, das der jeweiligen Hauptkategorie zugeordnet ist (Kuckartz, 2018, S. 96). Das heißt in der ersten Phase erfolgt eine grobe Codierung anhand von Hauptkategorien und in der nächsten Phase werden die Kategorien anhand des Materials weiterentwickelt und verfeinert (Kuckartz, 2018, S. 97).

4 Auswertung der Interviews

Die Auswertung der Interviews erfolgte mittels strukturierter qualitativer Inhaltsanalyse nach Kuckartz. Nach der Kategorisierung der aus den Transkripten extrahierten Textstellen wurden diese den jeweiligen Kategorien zugeordnet und zusammengefasst. Dies wird im folgenden Teil der Bachelorarbeit dargestellt.

4.1 Durchführung der strukturierten Inhaltsanalyse

Die Codierung der Interviews wurde mit MAXQDA durchgeführt. Dabei wurden alle Interviews segmentiert und den jeweiligen Codes zugeordnet. Grundlage der Codierung war ein deduktiver Codierleitfaden, der auf dem Interviewleitfaden basierte. Der vollständige Leitfaden ist im Anhang 2 zu finden. Dieser enthält sechs Hauptkategorien, die bereits im Kapitel 3.2.3 zur deduktiven Kategoriebildung beschrieben wurden. Während der Analyse wurden ergänzend induktive Subkategorien zu jeder Hauptkategorie gebildet, um neue bzw. spezifische Themen aus den Interviews systematisch zu erfassen.

In diesem Kapitel werden sowohl die deduktiv gebildeten Kategorien als auch die induktiven Subkategorien inklusive Beispiele aus den einzelnen Interviews zusammengefasst.

4.1.1 Kategorie 1: KI im Notfallmanagement

Der Einsatz von KI in Bereichen wie Cybersecurity, Risikomanagement und Disaster Recovery wird von den Expert*innen als vielversprechend, jedoch begrenzt eingeschätzt.

Insbesondere im Bereich der Cybersecurity kann KI dabei helfen, große Datenmengen wie Netzwerk-Traffic oder Aktionen von Operator*innen zu analysieren und potenzielle Bedrohungen zu erkennen (Interview 3, S. 1, Zeile 27–30). Auch im Risikomanagement stellt KI ein wichtiges Anwendungsfeld dar, insbesondere zur Stillstandprävention und Qualitätssicherung, um Reputationsschäden zu vermeiden (Interview 3, S. 1, Zeile 32–35).

Im Bereich der Wiederherstellung könnte KI als eine Art „Copilot“ agieren, um bessere Einblicke und Handlungsempfehlungen zu liefern und so schneller sowie effizienter auf Krisen zu reagieren (Interview 6, S. 1, Zeile 28–32). In Recovery Brainstorming und Frage-Antwort sind LLMs relativ gut, aber darüber hinaus ist der Einsatz schwierig (Interview 5, S. 2, Zeile 64–65).

4.1.1.1 Einsatzmöglichkeiten in der Wiederherstellungsphase

In der Wiederherstellungsphase nach einem Notfall bieten Chatbots laut den Expert*innen verschiedene Anwendungsfelder von automatisierten Rückfragen zum Status betroffener Systeme bis zur Koordination von Wiederanlaufprozessen.

KI kann außerdem bei der Ressourcenallokation unterstützen, indem sie analysiert, wohin Hilfe geschickt werden sollte, und bei der Schadenbewertung durch spezifische Analysen eingesetzt werden (Interview 2, S. 1, Zeile 32-35).

KI kann auch als „Recovery Agent“ eingesetzt werden, um Mitarbeiter*innen bei der Umsetzung von Wiederherstellungsmaßnahmen zu unterstützen. Basierend auf vorhandener Dokumentation und bestehenden Prozessen kann sie geeignete Maßnahmen vorschlagen und Mitarbeiter*innen bei der Fehlerbehebung beraten (Interview 3, S. 2, Zeile 38-51).

„In der Wiederherstellungsphase folgt man meist bestehenden Manuals oder Guidelines, für die bestimmte Personen verantwortlich sind [...] Der Mensch ist in solchen Fällen jedoch eine mögliche Fehlerquelle - etwa wenn nicht rechtzeitig oder falsch reagiert wird“ (Interview 3, S. 2, Zeile 38-44)

KI-basierte Chatbots können Mitarbeiter*innen in Krisensituationen schnell Zugriff auf relevante Informationen und Anleitungen aus vorhandener Dokumentation ermöglichen. Idealerweise erfolgt das in interaktiver Form, um gezielt Fragen zu beantworten (Interview 6, S. 2, Zeile 41-51).

„Der Copilot kann zum einen Daten heranziehen, also Echtzeitdaten, und zum anderen historisches Wissen – das ist ganz wichtig, weil man gewisse Dinge vielleicht schon als Best Practices definiert hat oder gewisse Prozessketten hat, die er dem Operator vorschlägt. So lassen sich Fehler bei der Wiederherstellung vermeiden, denn oft handelt es sich um außergewöhnliche Situationen; diese Dinge passieren nicht oft, und genau da liegt das Problem. Alles, was Routine wäre, würde keinen Copiloten brauchen; doch bei Themen, die nicht zur täglichen Routine gehören und nur sporadisch auftreten, ist ein Guide – ein Copilot – extrem wertvoll.“ (Interview 6, S. 2, Zeile 51-60)

4.1.1.2 Unterstützung bei der Entscheidungsfindung

Die Automatisierte Entscheidungsunterstützung sehen die Expert*innen etwas kritisch, was die Zuverlässigkeit und Transparenz von KI-Systemen angeht. Die Expert*innen betonen, dass KI-Chatbots nicht als autonome Entscheidungsinstanzen benutzt werden, sondern als unterstützende Werkzeug.

„Ob es selbst Entscheidungen treffen kann, bezweifle ich, denn letztlich sollte die Verantwortung beim Menschen bleiben.“ (Interview 3, S. 2, Zeile 55-57)

„Automatisierte Entscheidungsunterstützung ist meiner Ansicht nach weitaus komplexer. Ich betrachte immer die potenziellen Halluzinationen von großen Sprachmodellen (LLMs). Es ist schwierig, sich rein auf KI zu verlassen, besonders wenn man ihre Vorschläge nicht verifizieren kann.“ (Interview 1, S. 2, Zeile 61-64)

KI könnte durch die Kombination von Informationen aus verschiedenen Quellen und die Ableitung von Lösungsvorschlägen die Entscheidungsfindung unterstützen (Interview 1, S. 2, Zeile 67-71). Allerdings besteht die Sorge, dass KI-Chatbots aufgrund sogenannter Halluzinationen oder unvollständiger Trainingsdaten fehlerhafte Empfehlungen geben können. Daher sind die

Qualität der Daten und die Stabilität der Wissensdatenbank entscheidende Faktoren (Interview 2, S. 2, Zeile 45–47).

Daten sind häufig nicht schriftlich festgehalten, sondern nur im Kopf der Mitarbeiter*innen vorhanden. Ein Firmen-Wiki könnte dabei helfen, dieses Wissen zu dokumentieren und zugänglich zu machen (Interview 3, S. 2, Zeile 67–70). Ein Chatbot kann auf Basis einer vollständigen Knowledge Base allgemeine Empfehlungen zur Wiederherstellung geben (Interview 5, S. 2, Zeile 70–72). KI-Modelle sind jedoch grundsätzlich nur zuverlässig, wenn die Trainingsdaten ähnliche Problemstellungen enthalten (Interview 6, S. 3, Zeile 77–78).

„Wenn es komplett neue Phänomene sind, nennt sich das „Out of Context“. Wenn quasi diese nicht in den Trainingsdaten der KI waren, kann es zu Problemen kommen.“ (Interview 6, S. 3, Zeile 78–80)

Die Herausforderung, dass sich Systeme ständig ändern, bleibt. Komplexe Systeme sind nicht statisch, daher müssen stets aktuelle Informationen über den Systemkontext bereitgestellt werden, um veraltete Daten als Entscheidungsgrundlage zu vermeiden (Interview 6, S. 3, Zeile 90–94).

Die Geschwindigkeit der Antwort bzw. Performance kann in bestimmten Use Cases ebenfalls ein wichtiges Thema sein.

„Heute kennt man es, dass die Antwort normalerweise nach einer Sekunde kommt. Wir haben jedoch festgestellt, dass es auch mal 3-4 Minuten dauern kann, bis die Antwort kommt. Das ist natürlich problematisch, denn die Performance muss stimmen. Das ist ein ganz wichtiges Thema aus meiner Sicht..., Niemand möchte 4 Minuten warten, wenn ein Stillstand vorliegt.“ (Interview 4, S. 2, Zeile 69–75)

Laut Expert*innen ist die Verfügbarkeit in mehreren Sprachen sehr wichtig und wird als großer Vorteil angesehen.

„Es ist nicht kryptisch oder nur auf Englisch, sondern die Antwort ist in deiner Sprache verfügbar. Das ist nicht zu unterschätzen. Am Anfang dachte ich, jeder spricht Englisch, aber viele freuen sich, wenn die Antwort in Spanisch, Südkoreanisch oder Chinesisch verfügbar ist. Das ist vielleicht ein kleiner Nebeneffekt, aber den sollte man nicht unterschätzen.“ (Interview 4, S. 2, Zeile 58–62)

„Und mehrsprachige Unterstützung ist wichtig...“ (Interview 2, S. 2, Zeile 63–65)

Es ist entscheidend, dass eine Wiederherstellung zeitnah durchgeführt wird. Zeit ist ein wichtiger Faktor, sodass man schnell reagieren kann. Gewisse Best Practices können definiert werden, die dann quasi automatisch oder semi-automatisch ausgeführt werden können (Interview 4, S. 2, Zeile 64–72).

KI kann die Entscheidungsfindung gut unterstützen, aber die Sicherheitsaspekte müssen berücksichtigt werden.

„Sicherheitsbedenken bestehen natürlich – welche Daten verfügbar gemacht werden und wie – aber dies ist ein Bereich, der es wert ist, erforscht zu werden. Eingebettete

Funktionalitäten innerhalb von Anwendungen könnten auch granulare Entscheidungen mithilfe von KI oder machine Learning unterstützen.“ (Interview 1, S. 2, Zeile 71-75)

4.1.1.3 Nutzung zur Informationsbereitstellung und Krisenkommunikation

Die zeitnahe und zielgerichtete Informationsbereitstellung wird von allen Befragten als zentrale Stärke KI-gestützter Chatbots angesehen. Kommunikation in Notfallszenarien kann durch einen Chatbot unterstützt werden, um Nachrichten für die Benutzer*innen klar und verständlich zu formulieren (Interview 1, S. 3, Zeile 80-82).

„Wenn du jetzt meinst Krisenkommunikation, also wenn es Produktprobleme gibt, die nach außen kommuniziert werden müssen, ist KI für mich eine sehr gute Wahl. Man kann Formulierungen von der KI erstellen lassen, die versuchen, das Problem so gut wie möglich und so kundenfreundlich wie möglich zu beschreiben. Da hat KI schon sehr große Stärken. Ich bin der Meinung, dass man in der Kommunikation durchaus besser werden kann.“ (Interview 4, S. 2, Zeile 38-43)

Ein Chatbot kann gezielt auf die relevanten Teile der Dokumentation hinweisen, was äußerst wertvoll ist und mit der heutigen Technologie problemlos umgesetzt werden kann. Wenn die Dokumentation zentral auf einer SharePoint-Seite gespeichert wird, könnte ein Chatbot entwickelt werden, der Informationen extrahiert und spezifische Fragen beantwortet. Im Falle eines Notfalls würde dies sofortige Unterstützung bieten, vorausgesetzt, der Chatbot ist den betroffenen Personen bekannt und zugänglich (Interview 1, S. 2, Zeile 43-49).

Expert*innen haben unterschiedliche Erfahrungen damit, wo KI zur Optimierung der Kommunikation oder des Informationsmanagements eingesetzt wurde:

„Wir hatten kleinere Fälle, bei denen die Kommunikation kritisch war, und wir haben ein einfaches Tool verwendet, ich glaube, es war SiemensGPT. Dennoch ist es in stressigen Katastrophenszenarien sehr unterstützend und gibt die Sicherheit, dass Nachrichten gut formuliert und für die Benutzer verständlich sind.“ (Interview 1, S. 3, Zeile 79-83)

Expert*in B erklärte, dass ein KI-gestützter Chatbot entwickelt wurde, um das E-Mail-Aufkommen durch automatisierte Antwortgenerierung zu reduzieren. Ziel war es, wiederkehrende Anfragen zu Richtlinien und Rollen automatisiert zu beantworten. Die Lösung ermöglichte es Mitarbeiter*innen, KI-generierte Antwortvorschläge nur noch zu prüfen und freizugeben, anstatt sie vollständig selbst zu formulieren. Dadurch konnte die Kommunikation deutlich effizienter gestaltet werden (Interview 1, S. 2, Zeile 52-56).

Expert*in D nutzt KI intensiv und aktiv, vor allem im Marketing- und Kommunikationsbereich.

„In meiner alten Abteilung hatte ich mehr damit zu tun, dass wir Kundenprobleme hatten oder Probleme mit unseren Produkten, und wir mussten Kundenbriefe erstellen.“

Diese habe ich noch klassisch von Hand geschrieben. Heute mache ich das nicht mehr. Sobald ich mit Kunden kommuniziere, nutze ich immer nur noch Siemens GPT. Ich schreibe meinen technischen Grund, was ich rüberbringen möchte, und sage dann, dass es freundlich formuliert werden soll. Wenn es zu schleimig wird, kann man tatsächlich auch schreiben, dass es nicht so schleimig sein soll. Das finde ich ziemlich genial, es erleichtert mir die Aufgabe und die Arbeit enorm.“ (Interview 4, S. 3, Zeile 92-99)

Expert*in E berichtete auch von einem selbst durchgeführten Projekt im Bereich Informationsmanagement. Ziel war es, betriebliche Dokumente in kleinere Textfragmente zu zerlegen und daraus Betriebserklärungen zu generieren. Ausgangspunkt war eine umfangreiche Datenbank mit fachspezifischen Begriffen, deren Bedeutung zunächst unklar war. Die relevanten Begriffe wurden in den Dokumenten identifiziert und mithilfe eines Large Language Models (LLM) analysiert, um kontextbezogene Erklärungen zu erzeugen. Auf dieser Basis entstand eine erste strukturierte Wissensbasis. Langfristig war vorgesehen, daraus ein domänenspezifisches Wiki zu entwickeln (Interview 5, S. 3, Zeile 91-105).

4.1.2 Kategorie 2: Technologische Grundlagen von KI-Chatbots

Die technologische Basis von KI-Chatbots im Notfallmanagement umfasst mehr als nur die Fähigkeit zur automatisierten Kommunikation. Anhand der interviewbasierten Aussagen sind für den erfolgreichen und vertrauenswürdigen Einsatz solcher Systeme insbesondere drei Aspekte entscheidend: die Qualitätssicherung durch systematische Daten- und Systemkontrolle, die technologische Skalierbarkeit und Systemverfügbarkeit sowie die kontextbezogene Reaktionsfähigkeit der Systeme.

4.1.2.1 Qualitätssicherung durch Daten- und Systemkontrolle

Ein zentrales technisches Fundament für den erfolgreichen Einsatz von KI-Chatbots im Notfallmanagement ist die Sicherstellung der Datenqualität. Die Interviewten betonen, dass die Zuverlässigkeit der vom Chatbot gelieferten Informationen von der Qualität der Datenbasis abhängt.

„Das System muss zuverlässig und auf dem neuesten Stand sein. Die Integration von Echtzeitdaten ist entscheidend - es darf keine veralteten Antworten erhalten.“ (Interview 2, S. 2, Zeile 62-63)

Es ist sehr wichtig, dass das Wissensrepository keine veralteten Informationen enthält. „Wenn Sie ein Repository mit vielen Informationen haben, die nicht auf dem neuesten Stand sind, und alles in das Wissensrepository des Chatbots eingefügt wird, wird die Qualität der Antworten so gut sein wie die Qualität der Eingaben. Daher sind hier einige fortschrittliche, sinnvolle Überprüfungsmechanismen für die aufgenommenen Informationen notwendig, um sicherzustellen, dass sie auf dem neuesten Stand sind usw.“ (Interview 1, S. 3, Zeile 99-104)

Die Benutzeroberfläche sollte benutzerfreundlich gestaltet sein. Benutzer*innen sollen Referenzen erhalten, die nachvollziehbar machen, warum eine bestimmte Antwort gegeben wurde (Interview 2, S. 2, Zeile 65-67).

„Wenn die Anweisungen in Form von Dokumenten klar und eindeutig niedergeschrieben sind, gibt es wenig Raum für Interpretationen. Dies ist sehr hilfreich. Zusätzlich kann eine kontrollierende Instanz, wie ein Agent oder ein Co-Pilot, die Zuverlässigkeit und Qualität der Antworten weiter verbessern. Letztlich muss diese kontrollierende Instanz jedoch ein Mensch sein. Ein Agent-Framework kann dabei unterstützen, die Zuverlässigkeit und Qualität der Antworten zu erhöhen.“ (Interview 3, S. 2, Zeile 80-85)

4.1.2.2 Technologische Skalierbarkeit und Systemverfügbarkeit

Ein weiterer zentraler Aspekt betrifft die Fähigkeit der Systeme, auch unter hoher Belastung zuverlässig zu funktionieren. Neben der Skalierbarkeit wird auch die Verfügbarkeit als entscheidender Faktor genannt.

Um einen stabilen Co-Pilot-Service anzubieten, sind geeignete Hardware, eine leistungsfähige Recheninfrastruktur und skalierbare Ressourcen erforderlich (Interview 3, S. 3, Zeile 90-92).

Es gibt Ansätze, um sicherzustellen, dass sich Anfragen nicht in die Quere kommen, etwa durch spezielle Runtime Environments für große Sprachmodelle, die Multi-User-Access gewährleisten. Bei On-Premise-Infrastrukturen besteht die Schwierigkeit, dass statische Ressourcen nicht dynamisch auf viele Benutzer*innen reagieren können, was in Notfallsituationen problematisch sein kann. Ein Modell muss auf einem Service-System gehostet werden, um zuverlässigen Smart User Access zu ermöglichen. Runtime Environments und Load-Balancing-Strategien sind notwendig, wobei mehrere Knoten im Netzwerk für Redundanz sorgen und Anfragen an verfügbare Knoten weitergeleitet werden. Konzepte aus dem Bereich Distributed Systems können angewendet werden, um die Resilienz eines Systems sicherzustellen z.B. ähnlich wie bei Webserver-Anfragen (Interview 6, S. 4, Zeile 136-152).

LLM-Gateways oder Router verteilen Anfragen an eine Application Programming Interface (API) auf verschiedene Anbieter von Sprachmodellen, wie Google, ChatGPT oder lokale Modelle. Ein Beispiel ist LightLLM, das mehrere Anbieter abstrahiert und Abfragen standardisiert. Diese Gateways ermöglichen auch Load Balancing, indem sie Anfragen an verfügbare Anbieter weiterleiten, z.B. Google, ChatGPT oder lokale Modelle und bei Ausfällen umleiten. Dadurch entsteht eine heterogene Umgebung (Interview 5, S. 4, Zeile 111-121).

Ein weiterer wichtiger Aspekt ist die Unabhängigkeit von einzelnen API-Providern. Wenn beispielsweise OpenAI den Dienst einstellt, könnten alle daran angebundenen Produkte betroffen sein. Durch die Nutzung eines Gateways wie LightLLM kann der Provider oder das Modell jedoch jederzeit ausgetauscht

werden. Dezentrales Hosting ist ebenfalls eine gute Alternative, da es ermöglicht, Systeme auf verschiedene Rechenzentren oder lokale Umgebungen zu verteilen. Dies bietet Redundanz und Ausweichmöglichkeiten bei Ausfällen (Interview 5, S. 9, Zeile 304–310). Außerdem erklärt Expert*in 5, dass lokale Inferenz-Engines die parallele Verarbeitung von Anfragen ermöglichen.

„Wir haben beispielsweise ein 7-Milliarden-Parameter-Modell auf einer Grafikkarte laufen lassen und konnten etwa 150 Anfragen gleichzeitig bearbeiten. Nicht alle Anfragen wurden mit voller Geschwindigkeit bearbeitet, aber etwa 50 Anfragen konnten mit hoher Geschwindigkeit verarbeitet werden. Dies hat geführt zu einer zehnfachen Steigerung der Geschwindigkeit, also mehr Tokens pro Sekunde. Durch die optimale Nutzung der GPUs oder anderer Hardware kann man mit relativ wenig Hardware eine hohe Performance und viele Benutzeranfragen bewältigen.“ (Interview 5, S. 4, Zeile 122-129)

Andererseits betonen Expert*innen, dass leistungsfähige Cloud-Infrastrukturen eine einfachere Skalierbarkeit ermöglichen (Interview 6, S. 4, Zeile 134–137). So können Chatbots problemlos tausende Anfragen bearbeiten (Interview 1, S. 6, Zeile 114–116).

„Wenn das Modell in der Cloud betrieben wird, hat man die Möglichkeit, nahezu unbegrenzte Ressourcen zu nutzen.“ (Interview 3, S. 3, Zeile 94-96)

Es ist jedoch wichtig, Tests mit verschiedenen LLMs durchzuführen, um das Systemverhalten besser zu verstehen (Interview 4, S. 4, Zeile 137–138).

4.1.2.3 Kontextbezogenen Reaktionsfähigkeit

Neben der reinen Informationsverarbeitung wird in den Interviews auch eine effektive, kontextbezogene Reaktionsfähigkeit als essenziell beschrieben.

In Notfällen, wie etwa bei einem Ausfall von Maschinen oder IT-Systemen, ist es entscheidend, dass die KI proaktiv agiert, automatisch auf Probleme hinweist und Lösungsvorschläge anbietet. Gleichzeitig wird betont, dass die Informationsausgabe kompakt und präzise sein muss, da zu umfangreiche Antworten ineffizient sind. Deshalb werden Prompts eingesetzt, um die Antwortlänge zu begrenzen. Ein weiterer wichtiger Punkt ist die Fähigkeit der KI, sich den Gesprächskontext über längere Interaktionen hinweg zu merken, um in iterativen Schritten zur Problemlösung beitragen zu können (Interview 4, S. 4, Zeile 112–125).

Zusätzlich ist eine zielgruppenspezifische Kommunikation wichtig. Die KI muss nicht nur über das nötige Hintergrundwissen verfügen, sondern auch in der Lage sein, nur die relevanten Stakeholder über passende Kanäle zu informieren. „Zuverlässigkeit bedeutet hier, dass die bereitgestellte Information wirklich für Decision Making genutzt werden kann und dass die Personen zuverlässig über den richtigen Kommunikationskanal erreicht werden.“ (Interview 6, S. 4, Zeile 126-128) Die Kombination aus präziser, kontextsensitiver Kommunikation und der Berücksichtigung des richtigen Kommunikationswegs wird somit als

Schlüsselfaktor für eine effektive Reaktionsfähigkeit bewertet (Interview 6, S. 4, Zeile 120-128).

4.1.3 Kategorie 3: Implementierung von KI-Chatbots für Notfallmanagement

Für die erfolgreiche Einführung von KI-gestützten Chatbots im Notfallmanagement sind verschiedene technische, organisatorische und strukturelle Voraussetzungen zu erfüllen. Dabei geht es nicht nur um die technische Umsetzung des Chatbots, sondern auch darum, wie er sinnvoll in bestehende Infrastrukturen integriert werden kann. Basierend auf den Interviews lassen sich drei zentrale Themen identifizieren: technische Integration, organisatorische Voraussetzungen und Nutzerakzeptanz sowie Datenmanagement und Wissensstruktur.

4.1.3.1 Technische Integration und Systemanbindung

Die Implementierung von KI-Chatbots in bestehende Systeme bringt verschiedene Herausforderungen mit sich. Viele Unternehmen nutzen Legacy-Software, und der Umgang damit kann komplex sein (Interview 5, S. 4, Zeile 138-141). Diese Legacy-Systeme erfordern die Integration komplexer Schnittstellen. Eine der größten Herausforderungen besteht darin, solche Schnittstellen bereitzustellen (Interview 6, S. 4, Zeile 159-163). Viele Entwickler*innen arbeiten mit modernen Programmiersprachen wie Python oder C#, während Legacy-Systeme häufig in C++ programmiert sind (Interview 5, S. 4, Zeile 144-148).

Ein aktueller Trend zur Lösung dieses Problems ist das Model Context Protocol (MCP) von Anthropic. MCP ermöglicht die Entwicklung von Adapters, die Tools für LLMs bereitstellen und ein standardisiertes Interface bieten, das die Integration erleichtert (Interview 5, S. 4-5, Zeile 142-146).

Ein weiterer wichtiger Aspekt ist die Entwicklung einer API, die die Kommunikation abstrahiert. Die Adapter-Layer bilden dabei die Grundlage, und der nächste Schritt besteht darin, Agents wiederverwendbar zu machen. Verschiedene Teams verwenden unterschiedliche Technologien wie JavaScript oder C++. Die API ermöglicht es, dass die zugrunde liegende Technologie keine Rolle spielt, da jeder Agent und Adapter als Microservice über standardisierte Interfaces kommuniziert (Interview 5, S. 5, Zeil 161-171).

„Das erleichtert die Integration mit Legacy-Systemen. Sobald die Basis-Layer vorhanden ist, kann jeder Agent-Entwickler gegen diese Adapter entwickeln und die Agents in verschiedenen Projekten wiederverwenden.“ (Interview 5, S. 5, Zeile 171-173)

Ein weiterer zentraler Aspekt ist die Datenintegration und -aufbereitung. Es muss sichergestellt sein, dass die Daten sorgfältig aufbereitet werden. Um auf Daten einschließlich geschützter Daten zugreifen zu können, die beispielsweise auf einem SharePoint oder einem Laufwerk gespeichert sind, ist es wichtig,

geeignete APIs zu implementieren (Interview 1, S. 4–5, Zeile 139–144/167–170). Das kann eine Herausforderung darstellen, insbesondere wenn man sich nicht ausschließlich auf statische Modelle verlassen will (Interview 2, S. 3, Zeile 80–81). Technische Probleme müssen gelöst werden, bevor Lösungen umgesetzt werden können. Daten müssen verfügbar gemacht und durch das Team integriert werden (Interview 3, S. 3–4, Zeile 106–112).

Ebenso ist es wichtig, offene und bekannte Datenformate zu verwenden. Dazu gehören Formate wie PDF, Word, Excel, JSON, XML, Wikipedia oder Markdown. Diese Formate müssen hochgeladen oder importiert werden können (Interview 3, S. 4, Zeile 132–137).

Die Expert*innen verweisen in diesem Zusammenhang auf das Konzept der Retrieval-Augmented Generation. Dabei handelt es sich um ein Verfahren, bei dem ein bestehender Wissenskorpus beispielsweise interne Richtliniendokumente oder Notfallprotokolle extern verwaltet und bei Bedarf dynamisch in die Antwortgenerierung des Sprachmodells eingebunden wird. Durch diese Architektur wird gewährleistet, dass das System auf aktuelle Inhalte zugreifen kann und gleichzeitig nachvollziehbar bleibt, aus welchen Quellen eine Antwort generiert wurde. Dies ist besonders im Notfallkontext relevant, wo Verlässlichkeit und Transparenz der Informationen essenziell sind (Interview 4, S. 6, Zeile 186–196; Interview 6, S. 5, Zeile 178–184).

Expert*in 4 erläutert die Verwendung von Embedding-Datenbanken: Dokumente werden in kleinere Einheiten aufgeteilt, für die jeweils Einbettungen erstellt werden. Durch eine solche Struktur wird eine semantische Suche ermöglicht, bei der relevante Textsegmente auf eine Benutzeranfrage hin identifiziert werden können (Interview 5, S. 5, Zeile 180–183).

„Ich gebe zum Beispiel eine User Query ein bei uns im Kontext etwa: „Wie installiere ich den xxx xxx?“ und dann haben wir die Installationsdokumente in der Wissensbasis. Die Embedding-Suche gibt mir dann die verschiedenen Dokumentstücke zurück, die relevant sind. Und ich kann auch sagen: Diese Frage wurde basierend auf diesen Dokumenten beantwortet.“ (Interview 5, S. 5–6, Zeile 184–188) Deshalb sind RAG-Systeme wichtig, bei denen nachvollzogen werden kann, aus welcher Quelle die Information stammt (Interview 5, S. 6, Zeile 191–192).

Auch die Anpassungsfähigkeit und Personalisierung der Chatbots und Co-Piloten ist ein wichtiger Aspekt. Eigene Agenten-Bots können erstellt werden, die in Kombination mit bestehenden Bots agieren, um die Antwortqualität zu verbessern. Die Schnittstelle muss klar definiert und gut dokumentiert sein, damit der Co-Pilot personalisiert und an spezifische Anwendungen angepasst werden kann (Interview 4, S. 5, Zeile 175–179).

4.1.3.2 Organisatorische Voraussetzungen und Nutzerakzeptanz

Die Implementierung von KI-Chatbots für das Notfallmanagement bringt auch einige organisatorische Herausforderungen mit sich. In den Interviews wurde

insbesondere betont, dass der Zugang zu sensiblen Informationen streng geregelt und über klar definierte Berechtigungsstrukturen erfolgen muss. Nicht alle Unternehmen sind bereit, ihre vertraulichen Daten zur Verbesserung der Chatbot-Ergebnisse preiszugeben oder an Cloud-Anwendungen zu übermitteln (Interview 4, S. 4, Zeile 143–147).

Ein weiterer zentraler Aspekt betrifft die Akzeptanz und Kapazitäten innerhalb der Organisation. Oft fehlen Unternehmen die internen Kompetenzen und Ressourcen, sodass externe Unterstützung benötigt wird (Interview 3, S. 4, Zeile 113–117). Zudem besteht bei manchen Mitarbeiter*innen Skepsis gegenüber technologischem Fortschritt und die Befürchtung, ersetzt werden zu können. Eine gute Einbindung und Akzeptanz der Mitarbeiter*innen ist daher eine große Herausforderung. Es ist deshalb wichtig, dass die Mitarbeiter*innen frühzeitig abgeholt und aktiv einbezogen werden (Interview 3, S. 5, Zeile 119–124).

Eine wichtige Erkenntnis ist, dass das KI-Modell gezielt nur dort eingesetzt werden sollte, wo es tatsächlich zuverlässig funktioniert (Interview 5, S. 6, Zeile 201–203). Ebenso ist es entscheidend, die Quellen der Chatbot-Antworten für die Nutzer*innen transparent zu machen, um das Vertrauen zu stärken (Interview 6, S. 6, Zeile 201–204).

4.1.3.3 Datenmanagement und Wissensstruktur

Die Wirksamkeit eines KI-Chatbots im Krisenmanagement steht in direktem Zusammenhang mit der Qualität und Struktur der zugrunde liegenden Daten (Interview 1, S. 5, Zeile 173–180). Wie bereits erwähnt, besteht eine der Hauptherausforderungen im Zugang zu spezifischen, häufig geschützten Daten, die über APIs integriert werden müssen, damit Chatbots effektiv arbeiten können. Für leicht zugängliche Informationen wie Dokumentationen und Richtlinien stellt dies in der Regel kein Problem dar. Bei vielen anderen Informationsquellen hingegen bleibt der Zugang eine Herausforderung (Interview 1, S. 4–5, Zeile 145–153).

Expert*in 3 betont: „*Es mag zunächst einfach erscheinen, PDFs und Dokumente einem Co-Piloten zur Verfügung zu stellen. Aber es ist sicherlich schwieriger, eine dynamische Datenbasis zu integrieren, die für Entscheidungen benötigt wird...*“ (Interview 3, S. 3, Zeile 101–103)

Wichtig ist auch, implizites Wissen aus den Köpfen der Mitarbeiter*innen in eine strukturierte Wissensbasis zu überführen. Dafür eignen sich beispielsweise Wikis oder andere gemeinsame Wissensplattformen (Interview 3, S. 4–5, Zeile 145–154). Die Aufbereitung und regelmäßige Aktualisierung der Daten sollte möglichst automatisiert erfolgen, um die Antwortqualität der Chatbots sicherzustellen (Interview 4, S. 6, Zeile 197–200).

4.1.4 Kategorie 4: Herausforderungen & Risiken bei KI-gestützten Chatbots

Die Herausforderungen und Risiken von KI-gestützten Chatbots lassen sich in zwei wesentliche Bereiche unterteilen. Erstens werden die Zuverlässigkeit und Validität der zugrunde liegenden Daten häufig als zentrales Risiko hervorgehoben. Zweitens weisen Expert*innen auf das Risiko sogenannter „Halluzinationen“ hin.

4.1.4.1 Absicherung durch geprüfte Datenquellen und strukturierte Test Cases

Eine zentrale Herausforderung bei der Nutzung von Large Language Models ist es, deren Zuverlässigkeit und Korrektheit sicherzustellen. Expert*innen empfehlen dafür den Einsatz von Kontrollmechanismen und Validierungsschritten (Interview 1, S. 6, Zeile 200–206). Zum einen sollte eine menschlicher Expert*in die Ergebnisse überprüfen und bestätigen (Interview 5, S. 8, Zeile 275–278). Zum anderen können automatisierte Artifact Workflows eingesetzt werden, bei denen mehrere KI-Agenten zusammenarbeiten, um den Output zu generieren und gleichzeitig zu validieren (Interview 5, S. 8, Zeile 279–282). Durch diese Sicherheitsmaßnahmen kann das Vertrauen in die Korrektheit der Ergebnisse erhöht werden. Wichtig ist auch, die Wissensbasis, aus der die Antworten stammen, transparent darzulegen, damit Users die Informationen selbst verifizieren können (Interview 5, S. 5, Zeile 165–169).

„Es bleibt dabei: Je besser die Daten aufbereitet sind und je besser das Training, desto besser werden die Ergebnisse.“ (Interview 4, S. 7, Zeile 225–227)

Darüber hinaus kann die Qualität der Ergebnisse durch geeignetes Training und Finetuning des LLMs verbessert werden. Dafür müssen hochwertige, repräsentative Trainingsdaten verwendet werden, die sowohl Beispiele für gute als auch für schlechte Ergebnisse enthalten (Interview 4, S. 6–7, Zeile 221–226).

Auch die Entwicklung systematischer Tests anhand definierter Szenarien und erwarteter Outcomes kann hilfreich sein, um die Leistungsfähigkeit des Systems zu überprüfen (Interview 6, S. 6, Zeile 213–220).

Insgesamt zeigt sich, dass ein methodisch ausgewogener Ansatz aus menschlicher Kontrolle, automatisierter Validierung und kontinuierlicher Verbesserung erforderlich ist, um die Zuverlässigkeit von LLMs in kritischen Anwendungen sicherzustellen.

4.1.4.2 Kontrolle des Antwortverhaltens und Vermeidung von Halluzinationen

Die Expert*innen erörtern verschiedene Strategien, um Halluzinationen bei KI-Assistenten zu minimieren. Ein wichtiger Ansatz ist die sorgfältige Formulierung des Prompts, um dem Modell weniger Spielraum für Halluzinationen zu lassen (Interview 2, S. 3–4, Zeile 108–111).

„...Dies gibt dem Agent oder dem Co-Piloten, dem LLM, so wenig Spielraum wie möglich, um zu halluzinieren.“ (Interview 3, S. 5, Zeile 161-162)

Außerdem empfehlen sie, die zugrunde liegenden KI-Modelle kontinuierlich zu evaluieren und auf neuere Versionen zu aktualisieren, da sich die Technologie schnell weiterentwickelt (Interview 3, S. 5, Zeile 161-162).

Ein weiterer vielversprechender Ansatz besteht darin, komplexe Probleme in mehrere Teilschritte zu unterteilen. In jedem Schritt wird die Lösung durch eine menschliche Überprüfung validiert, bevor zum nächsten übergegangen wird (Interview 5, S. 8, Zeile 263-274). Zusätzlich können Einschränkungen im Prompt wie die Verwendung spezifischer Wissensquellen sowie Systeme, die die Ausgaben des KI-Modells überprüfen, dazu beitragen, Halluzinationen weiter zu reduzieren. Die Verwendung von RAG wird als besonders hilfreich hervorgehoben, da sie dynamisch auf vertrauenswürdige Quellen zurückgreifen kann (Interview 2, S. 3, Zeile 102-104). RAG-Systeme ermöglichen es, die Herkunft der Informationen zurückzuverfolgen, was besonders wichtig ist, da ein reines LLM-Finetuning ohne Quellenangabe problematisch sein kann (Interview 5, S. 6, Zeile 189-192).

Der Einsatz fortschrittlicher „Deep-Search“ Fähigkeiten kann auch Halluzinationen bis zu einem gewissen Grad eliminieren. Der Ansatz besteht darin, dass der Chatbot zunächst zusätzliche Klärungsfragen an den User stellt, um die Frage besser zu verstehen. Basierend darauf entwickelt der Chatbot dann eine Strategie, um die benötigten Informationen aus externen oder internen Quellen zu beschaffen (Interview 1, S.6, Zeile 192-196).

Schließlich ist es wichtig, Feedback zu Fehlern und Halluzinationen systematisch zu sammeln und das Modell durch Finetuning mit zusätzlichen Trainingsdaten kontinuierlich zu verbessern.

„Es geht nicht darum, dass das Modell 100 % exakt formuliert, sondern dass es eine gewisse Flexibilität der Interaktion hat, aber zumindest der Kontext der Frage eingegrenzt ist“

„Wenn das Wissen [...] in die Trainingsdaten wandert und das Modell durch Finetuning verbessert wird, reduziert das automatisch die Hallucinationsrate“ (Interview 6, S.6, Zeile 221-228)

Insgesamt zeigt sich, dass ein mehrstufiger Ansatz aus Kontrolle, Validierung und kontinuierlicher Verbesserung vielversprechend ist, um die Risiken von Halluzinationen zu minimieren. Allerdings können Halluzinationen derzeit noch nicht vollständig ausgeschlossen werden.

„Es ist schwierig, das vollständig auszuschließen, weil wir ja auch unseren Disclaimer unten hinschreiben, dass die Ergebnisse geprüft werden müssen.“ (Interview 4, S.6, Zeile 216-217)

4.1.5 Kategorie 5: Zukunftsperspektiven & Optimierung von KI-Chatbots für BCM

Die Expert*innen betonen, dass die Zukunft von KI-Chatbots im Business Continuity Management (BCM) großes Potenzial bietet. Dieses reicht von einfachen Aufgaben wie der Übersetzung in mehrere Sprachen, was in multinationalen Unternehmen besonders wertvoll sein kann bis hin zur automatisierten Zusammenfassung umfangreicher Notfall-Reports oder spezifischer Informationen aus bestimmten Datensätzen.

In einigen Fällen können auch automatische Tagging-Funktionen relevant sein, um Daten effizient zu kategorisieren. Darüber hinaus ermöglichen Validierungsfunktionen innerhalb von Anwendungen eine Einschätzung der Vertrauenswürdigkeit von Informationen. Ein weiteres vielversprechendes Einsatzgebiet von KI ist das Extrahieren von Daten aus unstrukturierten Quellen (Interview 1, S. 6, Zeile 213–221). Er hängt aber stark davon ab, wie effektiv technische Qualität, kontextuelle Anpassung und organisatorische Einbettung zusammenspielen. Für eine erfolgreiche Implementierung sind folgende Aspekte relevant:

4.1.5.1 Iterative Entwicklung und kontrollierte Implementierung

Die Expert*innen betonen, dass es wichtig ist, mit APIs zu arbeiten, die eine klare Abstraktion für Agenten und Adapter bieten. Dadurch können spezialisierte Teams für verschiedene Bereiche wie Frontend, Adapter und Agentenlogik zuständig sein, was die Sicherheit und Qualität erheblich verbessert (Interview 5, S. 8, Zeile 292–299).

Ein weiterer wichtiger Punkt ist die Auswahl des richtigen Use Cases idealerweise solche, bei denen Large Language Models (LLMs) bereits zuverlässig funktionieren und bei denen es unkritisch ist, falls in Einzelfällen fehlerhafte Inhalte generiert werden. Für kritische Anwendungen hingegen sollten LLMs vermieden werden (Interview 5, S. 8, Zeile 317–322).

Die Expert*innen empfehlen, Agenten zu entwickeln, die sich gegenseitig kontrollieren können. Außerdem seien Adapter und Tools wie das Model Context Protocol wichtig, um LLMs und Agenten kontinuierlich leistungsfähiger zu machen (Interview 3, S. 5–6, Zeile 183–192).

Generell sollte man iterativ und agil vorgehen, also mit einem Prototyp oder konkreten Use Case starten und anschließend schrittweise skalieren (Interview 2, S. 4, Zeile 122–126). Wie bereits erwähnt, ist es dabei wichtig, die Grenzen und Risiken von KI-Systemen zu kennen und sie nur für Anwendungsfälle einzusetzen, bei denen gute Ergebnisse erzielt werden. Expert*innen stehen einer vollständigen Automatisierung eher kritisch gegenüber. Statt systemrelevante Aktionen wie das Einschalten oder den Neustart eigenständig auszuführen, sollte das Modell so eingesetzt werden, dass es ausschließlich Vorschläge macht.

Die Entscheidung über die Ausführung sollte bewusst beim Menschen verbleiben (Interview 4, S. 7, Zeile 243–250).

„Wie bei jedem Werkzeug kann man sich damit verletzen oder sich damit helfen. Man sollte es klug einsetzen und für Zwecke nutzen, die gute Ergebnisse liefern, nicht für Zwecke, bei denen man mehr Risiken als Vorteile hat.“ (Interview 1, Seite 7, Zeile 255–257)

Vertrauensbildende Maßnahmen wie Echtzeitfähigkeiten, Datenschutz und Compliance-Überwachung sind ebenfalls entscheidend (Interview 2, S. 4, Zeile 115–117).

4.1.5.2 Nutzerorientierung und Akzeptanz im Unternehmen

Die Expert*innen betonen, dass der Einsatz von KI-Chatbots in sicherheitskritischen Anwendungen mit besonderer Vorsicht erfolgen muss (Interview 4, S. 7, Zeile 232–234).

„Mit der heutigen Entwicklung könnten wir in drei Jahren mehr Vertrauen haben, aber heute ist das noch ein Thema.“ (Interview 1, S. 4, Zeile 253–254)

Ein wichtiger Aspekt ist, Mitarbeiter*innen frühzeitig einzubinden und ihnen die Potenziale des KI-Assistenten aufzuzeigen. Nur so kann Vertrauen aufgebaut und Ängsten vor Arbeitsplatzverlusten entgegengewirkt werden (Interview 3, S. 6, Zeile 215–218).

„Das frühzeitige Einbeziehen des Managements ist wichtig. Man muss zeigen und ausprobieren, welche Möglichkeiten es gibt. Es ist auch wichtig, die Angst zu nehmen, die viele haben. [...] Erwartungsmanagement ist entscheidend, um diese Ängste zu reduzieren. Sonst stößt man schnell auf Widerstand.“

„Dieser Punkt wird oft unterschätzt, aber wir sehen immer mehr, dass Leute gewisse Ängste vor dem Tool haben. Besonders im Marketingbereich könnte es spannend werden, aber auch im Engineering oder Operationsbereich braucht man Fachwissen. Die Technologie ist noch nicht so weit, dass sie alles selbst erledigen kann.“ (Interview 4, S. 8, Zeile 262–272)

Vertrauen muss schrittweise erarbeitet werden, indem man klein anfängt, erste Ergebnisse präsentiert und dann Schritt für Schritt erweitert (Interview 2, S. 4, Zeile 133–135).

Generell betonen die Expert*innen, dass es kein „One-Size-Fits-All“ Modell gibt. Je nach Anwendungsfall müssen geeignete KI-Modelle ausgewählt werden: Kleinere, lokal betriebene Modelle haben andere Stärken und Schwächen als große Cloud-Modelle. Entscheidend ist, die Erwartungen an das System realistisch einzuschätzen und die Möglichkeiten sowie Grenzen klar zu kommunizieren (Interview 6, S. 8, Zeile 280–294).

4.1.5.3 Weiterentwicklung durch Lernen und sichere Anpassung

Die Expert*innen sehen großes Potenzial in der Weiterentwicklung von LLM-Anbindungen und Co-Pilot-Systemen. Wenn sich diese Adapter weiter verbessern und ein breiteres Ökosystem entsteht, können Co-Piloten zu deutlich leistungsfähigeren Werkzeugen werden. In Zukunft könnte der Mensch sogar nur noch als Co-Pilot agieren, während der Großteil der Arbeit vom LLM oder von Agenten übernommen wird (Interview 3, S. 6, Zeile 197–203).

Allerdings weisen die Expert*innen auch auf einige Herausforderungen hin. Die Qualität der Dokumentation ist ein entscheidender Faktor, fehlt sie oder ist sie unzureichend, kann das problematisch sein. Auch die Datenqualität spielt eine zentrale Rolle, da veraltete oder fehlerhafte Daten die Leistung der Systeme erheblich beeinträchtigen können (Interview 2, S. 4, Zeile 129–130).

Darüber hinaus betonen die Expert*innen, dass man sich auf gute und aktuelle Informationsquellen verlassen können muss. Zudem ist es wichtig, die Grenzen der Technologie zu verstehen, denn obwohl RAG-Systeme gute Antworten auf spezifische Fragen liefern können, kann es bei komplexeren Querverweisen zu Ungenauigkeiten kommen (Interview 1, S. 7, Zeile 242–246).

Für die Zukunft sehen die Expert*innen weitere Entwicklungen, wie den Einsatz multimodaler Fähigkeiten, um den Kontext besser zu erfassen. Textbasierte Systeme können durch die Einbeziehung von Bild-, Video- und Audioinformationen den Kontext erweitern und Situationen differenzierter verstehen (Interview 6, S. 7, Zeile 233–238).

Insgesamt zeigt sich, dass die Entwicklung tragfähiger Geschäftsmodelle für KI-Technologien eine komplexe Herausforderung darstellt, die neben technologischen Fortschritten auch Aspekte wie Risikomanagement, Erwartungsmanagement und Qualitätssicherung erfordert (Interview 4, S. 8, Zeile 277–281).

4.1.6 Zusammenfassung nach Hauptkategorien

Aus der Analyse aller Kategorien ergaben sich in Bezug auf die Forschungsfragen dieser Arbeit drei zentrale Hauptkategorien: KI im Notfallmanagement, technologische Grundlagen von KI-Chatbots sowie Herausforderungen und Risiken beim Einsatz KI-gestützter Chatbots in Krisensituationen. Diese Hauptkategorien wurden nach der ausführlichen Darstellung in Kapitel 4.1 erneut zusammengeführt und zusammenfassend betrachtet.

4.1.6.1 KI im Notfallmanagement

Aus Sicht der Expert*innen bietet der Einsatz von KI in Bereichen wie Cybersecurity, Risikomanagement und Disaster Recovery ein hohes Potenzial, befindet sich jedoch in einer früheren Entwicklungsphase und wird aktuell nur eingeschränkt genutzt.

Das größte Potenzial sehen die Expert*innen derzeit bei KI-gestützten Chatbots, insbesondere in der Wiederherstellungsphase. Dort könnten Chatbots als „Copilot“ agieren, um Einblicke zu liefern, Handlungsempfehlungen zu geben und Maßnahmen zur Systemwiederherstellung zu unterstützen. Sie sind zwar gut im „Recovery Brainstorming“ und in Frage-Antwort-Situationen, jedoch besteht außerhalb strukturierter Aufgaben noch deutlicher Entwicklungsbedarf.

In der Wiederherstellungsphase umfassen die Anwendungsbereiche von KI-Chatbots die automatisierte Abfrage des Systemstatus, die Unterstützung bei der Koordination von Wiederanlaufprozessen sowie die Analyse des Schadensausmaßes und die gezielte Allokation von Ressourcen. Darüber hinaus können Chatbots auch als sogenannte „Recovery Agents“ agieren, indem sie Fachkräfte auf Basis bestehender Guidelines und Dokumentationen bei der Analyse technischer Probleme und der Umsetzung geeigneter Maßnahmen unterstützen. Ein weiteres zentrales Einsatzgebiet von KI-Chatbots ist nach Aussage der Expert*innen die zielgerichtete und schnelle Bereitstellung von Informationen in Notfallsituationen. So können Chatbots etwa bei der Krisenkommunikation unterstützen, indem sie klar formulierte und leicht verständliche Mitteilungen und Informationen generieren. Die automatisierte Entscheidungsunterstützung wird von den meisten Expert*innen kritisch beurteilt. KI-Chatbots sollten nicht als autonome Entscheidungsträger, sondern ausschließlich als unterstützende Werkzeuge eingesetzt werden.

4.1.6.2 Technologische Grundlagen von KI-Chatbots

Die technologische Grundlage von KI-Chatbots im Notfallmanagement umfasst drei zentrale Aspekte:

Qualitätssicherung durch Daten- und Systemkontrolle: Eine zentrale Voraussetzung für den zuverlässigen Einsatz von KI-Chatbots ist die Qualität der zugrunde liegenden Daten. Insbesondere bei kritischen Geschäftsprozessen können bereits geringe Inkonsistenzen zu fehlerhaften Ausgaben führen. Die Expert*innen betonen, dass Chatbots nur so präzise antworten können, wie es die Aktualität und Konsistenz der Datenbasis zulassen. Um dies zu gewährleisten, sind regelmäßig durchgeführte Datenprüfungen, strukturierte Dokumentationen und der Einsatz geeigneter Schnittstellen zur Echtzeitdatenintegration erforderlich.

Technologische Skalierbarkeit und Systemverfügbarkeit: Die Fähigkeit, auch bei hoher Nutzerlast stabil und zuverlässig zu funktionieren, wurde von den Expert*innen als sehr wichtig eingestuft. Dazu zählen skalierbare Hardware-Ressourcen, stabile Co-Pilot-Services, Runtime-Umgebungen für parallelen Multi-User-Zugriff sowie Load-Balancing-Strategien. Expert*innen betonten, dass Engpässe in der Systemperformance die Antwortqualität und das Vertrauen der Nutzer*innen in KI-Anwendungen negativ beeinflussen können. LLM-Gateways wie „LightLLM“ ermöglichen die Verteilung von Anfragen auf verschiedene Sprachmodell-Anbieter und schaffen Ausfallsicherheit. Tests mit

verschiedenen LLMs wurden als notwendig beschrieben, um das Verhalten der Systeme in Notfallszenarien realistisch einschätzen zu können.

Kontextbezogene Reaktionsfähigkeit: Neben der technischen Stabilität ist es besonders wichtig, dass ein KI-gestützter Chatbot auch kontextsensitiv reagieren kann. In Notfallsituationen sollte er relevante Informationen klar, verständlich und auf den Punkt gebracht vermitteln. Dabei zählt nicht nur, was gesagt wird, sondern auch, wie es gesagt wird. Der Chatbot muss sich merken, was bereits besprochen wurde, um in mehreren Gesprächsschritten sinnvoll weiterhelfen zu können. Außerdem sollte er erkennen, an wen sich die Information richtet, denn nicht jede Person braucht die gleichen Details. Entscheidend ist, dass die richtigen Informationen die richtigen Personen schnell und über den passenden Kommunikationsweg erreichen.

4.1.6.3 Herausforderungen und Risiken beim Einsatz KI-gestützter Chatbots in Krisensituationen

Die Herausforderungen beim Einsatz KI-gestützter Chatbots im Notfallmanagement lassen sich in zwei Hauptbereiche unterteilen: die Sicherung der Datenqualität und die Kontrolle des Antwortverhaltens zur Vermeidung von Halluzinationen. Ein wesentliches Risiko beim Einsatz von KI-Chatbots im Notfallmanagement ist die Unsicherheit hinsichtlich der Validität und Verlässlichkeit der genutzten Daten. Die Qualität der KI-Ausgaben kann erheblich sinken, wenn das System auf veraltete, lückenhafte oder unstrukturierte Informationen zugreift. Um dieses Risiko zu minimieren, empfehlen die Expert*innen eine Kombination aus menschlicher Prüfung, automatisierten Validierungsprozessen und einer transparenten Quellenangabe zur Nachvollziehbarkeit. Zusätzlich sollten die Systeme regelmäßig durch definierte Testszenarien überprüft und durch gezieltes Finetuning auf reale Anwendungsfälle angepasst werden.

Ein weiteres zentrales Risiko besteht in sogenannten Halluzinationen, also falschen oder erfundenen Antworten durch das Sprachmodell. Um diese zu minimieren, schlagen die Expert*innen mehrere Maßnahmen vor: sorgfältige Prompt-Gestaltung, regelmäßige Updates und Evaluationen der Modelle, sowie das Aufteilen komplexer Fragestellungen in überprüfbare Teilschritte. Der gezielte Einsatz von Techniken wie RAG, die auf vertrauenswürdige Wissensquellen zugreifen, gilt als besonders vielversprechend. Zusätzlich wird auf die Bedeutung von Deep-Search-Funktionalitäten hingewiesen, bei denen der Chatbot Rückfragen stellt, bevor er eine Antwort generiert.

Die kontinuierliche Sammlung von Nutzungsfeedback sowie das fortlaufende Finetuning der Modelle auf dieser Basis gelten als zentrale Elemente zur Qualitätsverbesserung. Dennoch betonen die Befragten, dass Halluzinationen nicht vollständig ausgeschlossen werden können. Eine kritische Prüfung der KI-Ausgaben durch Menschen bleibt somit unverzichtbar.

5 Ergebnisse und Schlussfolgerungen

Ergänzend zur Literaturrecherche lässt sich auf Basis der durchgeführten Inhaltsanalyse der Experteninterviews festhalten, dass KI im Business Continuity Management, insbesondere in der Wiederherstellungsphase vielfältige Anwendungsmöglichkeiten bietet. Die befragten Expert*innen bezogen sich in ihren Ausführungen vor allem auf eigene berufliche Erfahrungen sowie konkrete Anwendungsbeispiele. Dabei wurden sowohl Potenziale als auch Herausforderungen erörtert, die sich beim praktischen Einsatz KI-basierter Systeme, hauptsächlich von Chatbots und Copilot-Funktionalitäten ergeben können.

In diesem Abschnitt werden die zentralen Erkenntnisse strukturiert den formulierten Forschungsfragen zugeordnet und im Hinblick auf ihre inhaltliche Bedeutung interpretiert.

HFF: Welche potenziellen Einsatzmöglichkeiten bietet KI in Business Continuity Management Prozessen?

Die Analyse der Experteninterviews zeigt, dass KI im Business Continuity Management vor allem während der Wiederherstellungsphase als vielseitiges Unterstützungssystem wahrgenommen wird. Die zentralen Potenziale liegen in der Verarbeitung großer, heterogener Datenmengen (z. B. Logfiles, Systemmeldungen), in der Ableitung kontextbezogener Handlungsempfehlungen auf Basis historischer und aktueller Daten, in der Kommunikation mit Stakeholdern sowie in der Koordination operativer Prozesse durch KI-gestützte Agentenmodelle.

Diese Einschätzung entspricht dem aktuellen Stand der Forschung, der unter anderem hervorhebt, dass KI in der Lage ist, Daten in Echtzeit zu analysieren, Entscheidungen und Notfallprozesse zu unterstützen.

Gleichzeitig wurden mehrere Herausforderungen benannt, darunter die technische Integration in bestehende IT-Infrastrukturen, einschließlich älterer Legacy-Systeme, die Zuverlässigkeit der Datenquellen, die Transparenz und Nachvollziehbarkeit KI-generierter Empfehlungen sowie ein mangelndes Vertrauen in autonome Systeme bei sicherheitskritischen Entscheidungen.

Die Befragten sehen daher weniger Potenzial in einer vollständigen Automatisierung, sondern vielmehr in einer begleitenden, kontextsensitiven Unterstützung beispielsweise im Sinne eines CoPilot oder Recovery-Agent-Modells. Außerdem wurde deutlich, dass Fehler in der Wiederherstellungsphase oft durch Stress oder unklare Anweisungen entstehen. Das zeigt, wie hilfreich eine unterstützende, interaktive KI sein kann. Diese Sichtweise ergänzt die Ergebnisse der Literaturrecherche um praxisnahe Nutzungsszenarien, die verstärkt auf stärker auf menschlich-technische Zusammenarbeit ausgerichtet sind.

TFF 1: Wie kann Künstliche Intelligenz die Prozesse in der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements unterstützen und optimieren?

Die Wiederherstellungsphase erfordert besonders schnelle, präzise und gut koordinierte Abläufe. Die Interviews verdeutlichen, dass KI in diesem Bereich auf mehreren Ebenen gezielte Unterstützung bieten kann:

Operative Unterstützung durch KI- gestützte Chatbots: KI-basierte Systeme können Mitarbeiter*innen gezielt bei der Umsetzung von Maßnahmen unterstützen. Chatbots stellen Anleitungen bereit, ermöglichen den Zugriff auf relevante Notfalldokumente und beantworten konkrete Rückfragen. Recovery Agents liefern auf Basis bestehender Richtlinien und der Analyse der aktuellen Situation passende Handlungsempfehlungen, um die Ausführung technischer oder organisatorischer Schritte zu erleichtern.

Reduktion menschlicher Fehler: Die Expert*innen wiesen darauf hin, dass in der Wiederherstellungsphase häufig nach standardisierten Prozessen gearbeitet wird, etwa anhand von vorhandenen Manuals oder Guidelines. Dabei kann es durch menschliche Faktoren wie Stress, Informationsüberflutung oder Unsicherheit zu Verzögerungen oder Fehlentscheidungen kommen. KI-gestützte Chatbots können in diesen Situationen gezielt unterstützen, indem sie kontextbezogene Informationen aus vorhandener Dokumentation bereitstellen und Handlungsvorschläge geben. Dadurch wird die Fehleranfälligkeit reduziert, insbesondere bei seltenen oder komplexen Vorfällen, die nicht zur alltäglichen Routine gehören. Diese Praxisbeobachtungen entsprechen den theoretischen Ansätzen, wo KI-Systeme zur Standardisierung und Qualitätssicherung in kritischen Phasen beitragen können, vor allem wenn sie auf bestehendem Wissen basieren und interaktiv mit dem Menschen zusammenarbeiten.

Optimierung der Ressourcenallokation: KI kann mithilfe von Echtzeitdaten erkennen, an welchen Stellen Ressourcen am dringendsten benötigt werden, und entsprechende Prioritäten für den Wiederanlauf setzen. Diese Fähigkeit unterstützt eine gezielte Steuerung des Wiederherstellungsprozesses und entspricht den theoretischen Ansätzen zur dynamischen Optimierung von Recovery-Zeiten.

Im Vergleich zur Theorie zeigt sich in der Praxis ein deutlicher Schwerpunkt auf der operativen Begleitung statt auf strategischer Steuerung. Während die Literatur vor allem die Prozessautomatisierung, die Automatisierung von Notfallwiederherstellungs- und Backup-Prozessen sowie die Verbesserung von BCM-Plänen durch KI-gestützte Simulationen betont, legen die Interviews nahe, dass das derzeit größte Potenzial im Einsatz von KI-gestützten Chatbots liegt. Diese werden vor allem in interaktiver und unterstützender Form genutzt, etwa zur Bereitstellung von Informationen, zur Orientierung bei Maßnahmen und zur Reduktion von Fehlern in der Umsetzung.

TFF 2: Welche Potenziale und Herausforderungen ergeben sich durch den Einsatz von KI Chatbots im Notfallmanagement?

Die befragten Expert*innen sehen in KI-gestützten Chatbots eine praxisnahe Lösung zur Unterstützung in Notfallsituationen. Genannte Potenziale umfassen die schnelle und strukturierte Bereitstellung von Informationen, die mehrsprachige Krisenkommunikation, den direkten Zugriff auf zentrale Notfalldokumente sowie die prozessorientierte Unterstützung in Echtzeit durch KI-basierte Kommunikationsschnittstellen.

Diese Anwendungen sind besonders nützlich in der Wiederherstellungsphase, da Informationen in dieser Phase schnell, verständlich und an die jeweiligen Rollen angepasst bereitgestellt werden müssen. Auch hier wird deutlich, dass bevorzugt modulare, aufgabenspezifische Chatbots eingesetzt werden, die gezielt auf bestimmte Anwendungsbereiche und Entscheidungskontexte trainiert sind.

Gleichzeitig wurden jedoch klare Grenzen deutlich: Dazu zählen die Gefahr sogenannter Halluzinationen, also fehlerhafter oder erfundener Antworten, sowie die fehlende Nachvollziehbarkeit der Antwortlogik vor allem bei sicherheitskritischen Fragestellungen. Zudem bestehen Unsicherheiten hinsichtlich der rechtlichen Verantwortlichkeiten und des Datenschutzes. Auch mangelndes Vertrauen und eine gewisse Skepsis gegenüber dem Einsatz solcher Systeme wurden von mehreren Expert*innen betont.

Sowohl in der Theorie als auch in den Interviews wurden jedoch Ansätze wie Retrieval-Augmented Generation oder hybride KI-Systeme als zentrale Lösungsansätze genannt, um die Zuverlässigkeit und Nachvollziehbarkeit von Chatbot-Antworten zu verbessern. In diesem Zusammenhang wurde auch stark betont, dass Benutzer*innen leicht nachvollziehen können sollten, auf welcher Grundlage eine Antwort basiert durch transparente Verweise auf verwendete Quellen oder zugrunde liegende Richtlinien oder sonstige Dokumente.

Kritische Reflexion

Die Analyse der Experteninterviews im Vergleich mit den Erkenntnissen aus der Literatur zeigt, dass KI BCM-Prozesse effizienter gestalten kann, Entscheidungen unterstützen und Wissen zugänglich machen kann. KI kann das Notfallmanagement gezielt unterstützen, vor allem während der Wiederherstellungsphase. Der starke Fokus der Expert*innen ist auf unterstützende, interaktive Anwendungsszenarien anstelle von vollautomatisierten Prozessen. Voraussetzung dafür ist, dass KI-Anwendungen technisch integriert, von Menschen kontrolliert werden und auf konkrete, klar definierte Aufgaben beschränkt sind. In der Praxis bieten KI-Chatbots eine hilfreiche Unterstützung im Notfallmanagement. Sie können zur Informationsbereitstellung, zur Fehlervermeidung und zur strukturierten Umsetzung von Wiederherstellungsmaßnahmen beitragen. Damit diese Systeme

wirksam eingesetzt werden können, ist eine schrittweise Einführung unter Berücksichtigung technischer, organisatorischer, strategischer und rechtlicher Rahmenbedingungen erforderlich. Die Expert*innen betonten außerdem, dass eine schrittweise Umsetzung konkreter Use Cases zu effizienteren Ergebnissen führt.

Zugleich wurde deutlich, dass technologisches Potenzial allein nicht ausreicht. Für den erfolgreichen Einsatz von KI sind stabile Datenstrukturen, klar definierte Verantwortlichkeiten und ein realistisches Erwartungsmanagement entscheidend. Aus den Interviews ergibt sich, dass KI gegenwärtig primär als unterstützendes Werkzeug und nicht als eigenständige Entscheidungsinstanz gesehen wird.

Interessant ist in diesem Zusammenhang die teilweise Diskrepanz zwischen der Literatur und den Einschätzungen der Expert*innen: Während in der Theorie oft eine weitreichendere Automatisierung und Entscheidungsfähigkeit von KI-Systemen im BCM diskutiert wird, zeigten sich die Interviewten deutlich zurückhaltender. Die Einschätzungen reflektieren eher pragmatische, auf konkrete Anwendungsfälle bezogene Nutzungsmöglichkeiten was darauf hindeutet, dass viele der theoretischen Potenziale derzeit in der Praxis noch nicht vollständig umgesetzt werden können.

Ein zentraler Aspekt im Hinblick auf die Interpretation der Ergebnisse ist, dass sämtliche befragten Expert*innen in einem technologisch fortschrittlichen Großunternehmen tätig sind. Auch wenn die Fragen bewusst allgemein und unternehmensunabhängig formuliert waren, basieren die Einschätzungen dennoch auf den individuellen Erfahrungen und dem beruflichen Kontext innerhalb desselben Unternehmens. Dies ermöglichte eine konsistente und vergleichbare Auseinandersetzung mit den Fragestellungen, da alle Interviewten auf ähnliche organisatorische Strukturen und technologische Rahmenbedingungen Bezug nehmen konnten.

Dennoch ist diese einheitliche Perspektive auch als Limitation zu sehen: Die Ergebnisse spiegeln in erster Linie die Sichtweise eines großen, digital gut aufgestellten Unternehmens wider. In anderen Organisationsformen, etwa in kleinen oder weniger digitalisierten Unternehmen, könnten sich sowohl die Herausforderungen als auch die realisierbaren Potenziale beim Einsatz von KI deutlich unterscheiden. Darüber hinaus können Unterschiede in Unternehmenskultur, Ressourcenverfügbarkeit und strategischer Priorisierung die Umsetzung von KI-Lösungen erheblich beeinflussen.

6 Zusammenfassung

In der Einleitung wurde zunächst die Ausgangslage für das Thema dargestellt. Die zunehmende Relevanz von Business Continuity Management in Krisenzeiten sowie der Fortschritt im Bereich Künstlicher Intelligenz bildeten den Rahmen der Untersuchung. Ziel der Arbeit war es, herauszufinden, welche Potenziale und Herausforderungen sich beim Einsatz von KI im BCM ergeben, mit besonderem Fokus auf die Wiederherstellungsphase. Die Forschungsfragen konzentrieren sich auf die Rolle von KI, insbesondere von KI-gestützten Chatbots, deren Nutzen in Notfallsituationen sowie deren Grenzen im praktischen Einsatz.

Der theoretische Teil der Arbeit gliedert sich in drei Abschnitte. Zunächst wurden die Grundlagen des Business Continuity Managements erläutert. Dabei lag der Fokus auf der Definition, den Zielsetzungen sowie der Struktur des BCM-Prozesses, von der Business Impact Analysis über das Risk Assessment bis hin zur Erstellung und Pflege des Business Continuity Plans.

Im Anschluss wurden zentrale Technologien der Künstlichen Intelligenz vorgestellt. Dazu zählten insbesondere Machine Learning, Natural Language Processing und Large Language Models. Diese Technologien ermöglichen es, große Datenmengen zu analysieren, sprachbasierte Informationsstrukturen zu verarbeiten und kontextbezogene Antworten zu generieren. Chatbots auf LLM-Basis wurden als zentrale Anwendungsform in Krisensituationen betrachtet, etwa zur Unterstützung von Kommunikation und Entscheidungsfindung. Der dritte Teil setzt sich mit konkreten Einsatzmöglichkeiten von KI im Notfall- und Wiederherstellungsmanagement auseinander. Dabei wurden sowohl Chancen als auch Herausforderungen behandelt. Themen waren unter anderem die Rolle von KI im Risikomanagement, die potenziellen Funktionen in der Wiederherstellungsphase sowie kritische Aspekte wie Datenqualität, Transparenz und Systemintegration. Als zukunftsweisender Ansatz wurde Retrieval-Augmented Generation vorgestellt eine Methode, die KI-gestützte Antworten durch externe, referenzierbare Quellen stützt und so die Zuverlässigkeit und Nachvollziehbarkeit erhöht.

Im empirischen Teil wurde die methodische Vorgehensweise beschrieben. Es wurden sechs leitfadengestützte Interviews durchgeführt und mithilfe der qualitativen Inhaltsanalyse nach Kuckartz ausgewertet. Die Analyse ergab mehrere inhaltliche Kategorien: KI im Notfallmanagement, technologische Grundlagen von KI-Chatbots, Implementierung von KI-Chatbots für Notfallmanagement, Herausforderungen & Risiken bei KI-gestützten Chatbots in Krisensituationen, Zukunftsperspektiven und Optimierung von KI-Chatbots für BCM. Besonders betont wurde der Einsatz interaktiver KI-Lösungen, die nicht autonom, sondern unterstützend im Wiederherstellungsprozess eingesetzt werden, etwa in Form von Chatbots.

Im fünften Teil wurden die Ergebnisse diskutiert und die Forschungsfragen beantwortet. Es wurde aufgezeigt, dass KI-basierte Systeme das BCM in der Wiederherstellungsphase gezielt unterstützen können, vorausgesetzt, sie sind technisch richtig integriert, transparent gestaltet und mit menschlicher Überprüfung verbunden. Der größte Nutzen liegt aktuell in modularen, kontextbezogenen Anwendungen, die strukturiert Informationen bereitstellen und menschliche Fehler reduzieren. Zugleich bestehen technologische, organisatorische und rechtliche Herausforderungen, die bei der Einführung solcher Systeme berücksichtigt werden müssen.

Das Ergebnis der Arbeit ist eine umfassende Darstellung des aktuellen Stands des Einsatzes Künstlicher Intelligenz im Business Continuity Management. Die gewonnenen Erkenntnisse können als Basis für weiterführende wissenschaftliche Untersuchungen oder die praktische Implementierung in Organisationen dienen. Sie leisten zudem einen Beitrag zur gezielten Weiterentwicklung KI-gestützter Ansätze im BCM, wobei der Einsatz KI-basierte Chatbots zur Unterstützung der Wiederherstellung im Mittelpunkt steht.

7 Literatur

- Addo, A., Centhala, S., & Shanmugam, M. (2020). *Artificial Intelligence for Risk Management*. Business Expert Press. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=6134046>
- BSI-Standard 100-4. (2008). *Notfallmanagement*. https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Unternehmen-und-Organisationen/Standards-und-Zertifizierung/IT-Grundschutz/BSI-Standards/BSI-Standard-100-4-Notfallmanagement/bsi-standard-100-4-notfallmanagement_node.html
- BSI-Standard 100-4. (2010, Juli 26). *Webkurs Notfallmanagement*. https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/Grundschutz/Webkurs/Webkurs_Notfallmanagement.pdf?__blob=publicationFile&v=1
- CEDTyClea. (2024, August 4). How AI can sustain business continuity. *BusinessWorld Online*. <https://www.bworldonline.com/economy/2024/08/04/612099/how-ai-can-sustain-business-continuity/>
- Dam, S. K., Hong, C. S., Qiao, Y., & Zhang, C. (2024). A Complete Survey on LLM-based AI Chatbots (No. arXiv:2406.16937). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.16937>
- Deloitte Deutschland. (2024, Juni 13). *Benchmarkstudie Business Continuity Management 2025*. <https://www.deloitte.com/de/de/services/audit-assurance/research/benchmarkstudie-business-continuity-management.html>
- Derick Musundi Kesa. (2023). Ensuring resilience: Integrating IT disaster recovery planning and business continuity for sustainable information technology operations. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 18(3), 970–992. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2023.18.3.1166>
- Ghaffarian, S., Taghikhah, F. R., & Maier, H. R. (2023). Explainable artificial intelligence in disaster risk management: Achievements and prospective futures. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 98, 104123. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2023.104123>
- Gregory, P. H., & Rothstein, P. J. (2007). *IT Disaster Recovery Planning for Dummies*. John Wiley & Sons, Incorporated. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=331530>

- Hanwacker, L. S. (2025). The role of artificial intelligence in disaster recovery. *Journal of Business Continuity & Emergency Planning*, 18(2), 167. <https://doi.org/10.69554/CYWN4471>
- Hiles, A. (2010). *The Definitive Handbook of Business Continuity Management*. John Wiley & Sons, Incorporated. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=624759>
- Hiles, A., & Noakes-Fry, K. (2014). *Business Continuity Management: Global Best Practices*. Rothstein Associates, Incorporated. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=3400330>
- Hotchkiss, S. (2010). *Business Continuity Management: In Practice*. BCS Learning & Development Limited. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=634527>
- Jayasundera, S. (2023, Mai 24). *Business Continuity Management and Artificial Intelligence*. Disaster Recovery Journal. https://drj.com/journal_main/business-continuity-management-and-artificial-intelligence/
- Kalogiannidis, S., Kalfas, D., Papaevaggelou, O., Giannarakis, G., & Chatzitheodoridis, F. (2024). The Role of Artificial Intelligence Technology in Predictive Risk Assessment for Business Continuity: A Case Study of Greece. *Risks*, 12. <https://doi.org/10.3390/risks12020019>
- Kuckartz, U. (2018). *Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung* (4., überarbeitete Aufl.). Beltz.
- Lokiny, N. (2021). Disaster Recovery and Business Continuity Planning in DevOps Cloud with AI. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 10(3), 2024–2027. <https://doi.org/10.21275/SR24724151733>
- McCarthy, D. J. (1959). PROGRAMS WITH COMMON SENSE.
- Minaee, S., Mikolov, T., Nikzad, N., Chenaghlu, M., Socher, R., Amatriain, X., & Gao, J. (2024). *Large Language Models: A Survey* (No. arXiv:2402.06196). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.06196>
- Misoch, S. (2014). *Qualitative Interviews*. Walter de Gruyter GmbH. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=1897928>
- Nandedkar, R. (2024, Juli 7). *AI use in Automated Disaster Recovery for IT Applications in Multi Cloud – IJSREM*. <https://ijsrem.com/download/ai-use-in-automated-disaster-recovery-for-it-applications-in-multi-cloud/>

- Rao, V. K. (2024). Advancements in AI-Driven Disaster Recovery: Predictive Failure Detection and Automated Data Protection. *IJFMR - International Journal For Multidisciplinary Research*, 6(5). <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2024.v06i05.29320>
- Snedaker, S. (2013). *Business Continuity and Disaster Recovery Planning for IT Professionals*. Elsevier Science & Technology Books. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=1115178>
- Swartz, E., Elliott, D., Swartz, E., & Elliott, D. (2010). *Business Continuity Management: A Crisis Management Approach*. Taylor & Francis Group. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/fh-burgenland/detail.action?docID=481013>
- Thekdi, S., Tatar, U., Santos, J., & Chatterjee, S. (2023). Disaster risk and artificial intelligence: A framework to characterize conceptual synergies and future opportunities. *Risk Analysis*, 43(8), 1641–1656. <https://doi.org/10.1111/risa.14038>
- Urbanelli, A., Frisiello, A., Bruno, L., & Rossi, C. (2024). The ERMES chatbot: A conversational communication tool for improved emergency management and disaster risk reduction. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 112, 104792. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.104792>
- Velev, D., & Zlateva, P. (2023). CHALLENGES OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPLICATION FOR DISASTER RISK MANAGEMENT. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-M-1-2023, 387–394. 39th International Symposium on Remote Sensing of Environment (ISRSE-39) "From Human needs to SDGs" - 24–28 April 2023, Antalya, Türkiye. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-M-1-2023-387-2023>
- Wenjuan, S., Bocchini, P., & Davison, B. (2020, Juli 3). Applications of artificial intelligence for disaster management | Natural Hazards. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11069-020-04124-3>

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: BC/DR Phasen (Snedaker, 2013, S. 21).....	4
Abbildung 2: Phasen der Notfall- und Krisenbewältigung (BSI-Standard 100-4)	7
Abbildung 3: Strukturiertes Framework zur Integration von KI in das Katastrophenrisikomanagement (Thekdi et al., 2023, Figure 5).....	15
Abbildung 4: Kategorienübersicht aus der Auswertung in MAXQDA	65

Abkürzungen

AGI	Artificial General Intelligence
API	Application Programming Interface
BC	Business Continuity
BCM	Business Continuity Management
BCP	Business Continuity Plan
BIA	Business Impact Analysis
BSI	Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik
CIA	Confidentiality, Integrity, Availability
CoT	Chain-of-Thought
CPU	Central Processing Unit
DR	Disaster Recovery
ERM	Enterprise Risk Management
GPT	Chatbot Generative Pre-trained Transformer
ICL	In-Context Learning
IT	Informationstechnologie
KI	Künstliche Intelligenz
LLM	Large Language Model
MCP	Model Context Protocol
ML	Machine Learning
MTD	Maximum Tolerable Downtime
MTN	maximal tolerierbare Notbetriebszeit
MTTD	Mean Time to Detect
MTTR	Mean Time to Respond
MTW	maximal tolerierbare Wiederherstellungszeit
NLP	Natural Language Processing
RAG	Retrieval Augmented Generation
RPO	Recovery Point Objective
RTC	Recovery Time Capability
RTO	Recovery Time Objective
SLA	Service Level Agreement

Anhang

Anhang 1: Interviewleitfaden

Einleitung & Hintergrund

Ziel: Einblick in die berufliche Position der Befragten und ihre bisherigen Berührungspunkte mit KI und Notfallmanagement.

1. Berufsbezeichnung und Tätigkeitsbereich

- a) In welcher Branche und in welcher Position (Berufsbezeichnung) arbeiten Sie?

2. Erfahrungen mit KI und/oder BCM

- a) Welche Erfahrungen haben Sie im Zusammenhang mit Künstlicher Intelligenz und dessen Einsatz im Business Continuity Management? Welchen Bezug haben Sie zu diesen Themen?

Einführung: KI im Notfallmanagement

Ziel: Die allgemeine Einschätzung der Expert*innen zu KI in Krisensituationen und deren potentielle Einsatzmöglichkeiten ermitteln, ohne tiefes BCM-Wissen vorauszusetzen.

1. Allgemeine Einschätzung zu KI in Krisensituationen

- a) Künstliche Intelligenz wird zunehmend in sicherheitskritischen Bereichen eingesetzt, z. B. für Cybersicherheit, Risikomanagement oder Krisenkommunikation. Wo sehen Sie das größte Potenzial von KI in solchen Szenarien?
- b) Welche konkreten Einsatzmöglichkeiten für KI sehen Sie in der Wiederherstellungsphase des Notfallmanagements?
- c) Welche Vorteile könnte KI ihrer Meinung nach in der automatisierten Entscheidungsunterstützung während der Wiederherstellung bieten?
- d) Welche Herausforderungen bestehen Ihrer Meinung nach bei der Nutzung von KI für Entscheidungen in Echtzeit?

2. Einsatzmöglichkeiten von KI-Chatbots für Krisenkommunikation

- a) Haben Sie bereits an Projekten gearbeitet, bei denen KI zur Optimierung von Kommunikation oder Informationsmanagement genutzt wurde?
- b) In meinen Recherchen habe ich festgestellt, dass Chatbots in Krisensituationen vor allem zur schnellen Informationsverbreitung und Unterstützung von Entscheidungsprozessen genutzt werden können. Welche technologischen Aspekte sind aus Ihrer Sicht entscheidend, damit Chatbots in solchen Umgebungen zuverlässig funktionieren?

Technologische Grundlagen von KI-Chatbots

Ziel: Technische Anforderungen und Voraussetzungen für den erfolgreichen Einsatz von KI-Chatbots in Krisensituationen erörtern, ohne spezifisches BCM-Wissen vorauszusetzen.

1. Verlässlichkeit und Echtzeitfähigkeit von KI-Chatbots

- a) In der Literatur zeigt sich, dass eine der größten Herausforderungen für KI-Chatbots in Notfallsituationen die Echtzeit-Datenverarbeitung ist. Wie kann ihrer Meinung nach sichergestellt werden, dass ein Chatbot auch unter hoher Belastung (z. B. viele gleichzeitige Anfragen) stabil und zuverlässig bleibt?

Implementierung von KI-Chatbots für Notfallmanagement

Ziel: Verständnis für die technischen und praktischen Herausforderungen bei der Implementierung von KI-Chatbots sowie Best Practices für eine erfolgreiche Integration in bestehende Systeme gewinnen.

1. Best Practices für die Entwicklung und Implementierung von KI-Chatbots

- a) In meinen Recherchen wurde deutlich, dass viele Unternehmen Schwierigkeiten haben, KI-Chatbots in bestehende IT-Systeme zu integrieren. Welche technischen Herausforderungen treten Ihrer Erfahrung nach bei der Implementierung von KI-Chatbots auf?

2. Anpassung von Chatbots an spezifische Unternehmensanforderungen

- a) Ein zentrales Thema meiner Arbeit ist die Anpassung von KI-Chatbots an unternehmensspezifische Wissensquellen. Welche Strategien eignen sich ihrer Meinung nach, um einen KI-Chatbot gezielt mit unternehmensinternen Datenquellen, wie internen Richtlinien, Notfallplänen oder Dokumentationssystemen, zu verknüpfen und gleichzeitig die Konsistenz und Aktualität der bereitgestellten Informationen zu gewährleisten?
- b) Welche Herausforderungen sehen Sie bei der Kombination von allgemeinen LLM-Fähigkeiten mit unternehmensspezifischem Wissen, um sowohl Flexibilität als auch Genauigkeit sicherzustellen?

Herausforderungen & Risiken bei KI-gestützten Chatbots in Notfallsituationen

Ziel: Risiken und potenzielle Schwachstellen von KI-gestützten Chatbots in Notfallszenarien und mögliche Lösungsansätze identifizieren.

1. Sicherheitsrisiken und Fehleranfälligkeit von KI-Chatbots

- a) In der aktuellen Literatur wird betont, dass KI-Chatbots besonders anfällig für Halluzinationen sind, insbesondere wenn sie mit unvollständigen oder veralteten Daten arbeiten. Welche Strategien gibt es ihrer Meinung nach, um dieses Problem zu minimieren?
- b) Welche technischen Maßnahmen können ihrer Sicht nach helfen, um zu verhindern, dass KI-Chatbots in Krisensituationen falsche oder potenziell schädliche Informationen verbreiten?

Zukunftsperspektiven und Optimierung von KI-Chatbots für BCM

Ziel: Einschätzungen zu zukünftigen technologischen Entwicklungen im Bereich KI-gestützter Chatbots sowie deren Optimierungspotenzial für Notfallsituationen erhalten

1. Innovationspotenziale und zukünftige Entwicklungen

- a) Welche neuen Technologien oder Entwicklungen könnten ihrer Meinung nach die Leistungsfähigkeit von KI-Chatbots in sicherheitskritischen Anwendungen verbessern?

2. Empfehlungen für Unternehmen

- a) In der aktuellen Forschung zeigt sich, dass Unternehmen oft vor der Herausforderung stehen, KI-Chatbots erfolgreich in ihre Abläufe zu integrieren. Welche Best Practices würden Sie Unternehmen empfehlen, die KI-Chatbots für Krisenmanagement und Notfallkommunikation implementieren möchten?
- b) Gibt es aus Ihrer Erfahrung konkrete Erfolgsfaktoren oder Lessons Learned aus bisherigen KI-Implementierungen, die auf BCM übertragen werden könnten?

Anhang 2: Codierleitfaden

Kategorie 1: KI im Notfallmanagement	
Definition	Aussagen zum Einsatz von KI in Krisensituationen und spezifisch in der Wiederherstellungsphase.
Kodierregel	Erfasst werden alle Aussagen über Potenziale von KI in sicherheitskritischen Bereichen; Einsatzmöglichkeiten von KI in der Wiederherstellungsphase; Vorteile und Herausforderungen; Einsatzmöglichkeiten von KI-Chatbots in Krisenkommunikation.
Ankerbeispiele	<p>Expert*in A: „Ein dedizierter Chatbot, basierend auf der vorbereiteten Dokumentation, die beispielsweise in SharePoint gespeichert ist, würde es den Menschen ermöglichen, schnell präzise Antworten auf spezifische Fragen zu erhalten.“</p> <p>Expert*in E: „Zum Beispiel hat man ein Repository mit vielen Informationen, die bei der Wiederherstellung helfen können. Ein Chatbot könnte dann allgemeine Empfehlungen geben – basierend auf einer Knowledge Base. Das wäre für mich der größte Mehrwert.“</p> <p>Expert*in C: „Ein LLM-basiertes System, das geeignete Maßnahmen vorschlägt z. B. Reparatur- oder Instandhaltungsmaßnahmen. Ob es selbst Entscheidungen treffen kann, bezweifle ich, denn letztlich sollte die Verantwortung beim Menschen bleiben.“</p> <p>Expert*in B: „Ich denke, KI kann bei der Ressourcenallokation helfen, indem sie entscheidet, wohin Hilfe geschickt werden soll, und bei der Schadensbewertung, zum Beispiel durch die Analyse von Drohnenbildern. Das Management der Wiederherstellung ist ein weiterer möglicher Bereich.“</p> <p>Expert*in F: „Es geht dabei um Decision Support, also ein System, das den Operator bei der Entscheidungsfindung unterstützt. Ähnlich sehe ich das auch im Kontext der Wiederherstellung im Business Continuity Management (BCM). Dass man quasi jemandem, einem Operator oder einem User, die Empfehlung gibt, welche relevanten Schritte notwendig sind und wie die abzubilden sind – das kann sicher besser über ein interaktives Tool funktionieren, wie du es in der Arbeit „Chatbot“ nennst, oder?“</p> <p>Expert*in D: „Wenn es um Themen wie Security, Cybersecurity und Safety-Anwendungen geht, ist es für mich wichtig, dass 100% richtige Ergebnisse herauskommen. Das heißt, die Qualität müsste stimmen.“</p>

Kategorie 2: Technologische Grundlagen von KI-Chatbots	
Definition	Aussagen zu technischen Anforderungen für funktionierende Chatbots.
Kodierregel	Erfasst werden alle Aussagen über Performance, Architektur und Echtzeitfähigkeit.
Ankerbeispiele	<p>Expert*in C: „Um über längere Zeit stabil einen Service des Co-Piloten anbieten zu können, müssen klarerweise die Hardware und die Rechnungsinfrastruktur vorhanden sein, um entsprechende Anfragen bedienen zu können. Dies ist die Grundvoraussetzung.“</p> <p>Expert*in E: „Ähnlich wie bei den Mesh-Netzwerken, über die ich zuvor gesprochen habe, gibt es auch klassische Ansätze mit sogenannten LLM Gateways oder LLM Routers. Diese ermöglichen es, Anfragen an eine API zu senden, die diese dann auf verschiedene Anbieter von Sprachmodellen verteilt. Ein Beispiel dafür ist Light LLM, das mehrere LLM-Anbieter abstrahiert. Dies können Anbieter wie Google, ChatGPT oder lokale Modelle sein. Die API standardisiert die Abfragen, sodass sie einheitlich gestellt werden können. Diese Gateways können auch für Load Balancing verwendet werden. Das bedeutet, dass Anfragen an die API gesendet werden und diese dann an verfügbare Anbieter weitergeleitet werden.“</p> <p>Expert*in B: „Die Nutzung von Cloud-Infrastrukturen wie Snowflake kann mit Auto-Scaling helfen. Die Optimierung des Backend-Codes und die Priorisierung wichtiger Anfragen sind ebenfalls nützlich.“</p> <p>Expert*in D: „Außerdem sollte es nicht zu viel erzählen. Manchmal hat man das Gefühl, dass die KI zu viel Informationen gibt. Deshalb habe ich schon Prompts, bei denen ich sage: „Beantworte das bitte in 150 Wörtern,“ ... Es ist wichtig, dass die Antwort kompakt ist und nur das enthält, was ich wissen will. Das ist eines der wichtigen Dinge, glaube ich. Außerdem ist es entscheidend, wie gut sich die KI den Kontext merken kann. Wenn du über das Problem sprichst und die erste Prompt das Problem nicht direkt löst, ist es eine Iteration bis zur wirklichen Lösung. Der Kontext sollte dementsprechend lange verfügbar bleiben.“</p> <p>Expert*in F: „Zuverlässigkeit kann in diesem Kontext zwei Aspekte haben. Zum einen muss dem Chatbot der relevante Kontext bereitgestellt werden. Zum anderen müssen die relevanten Personen als Stakeholder einbezogen werden.“</p>

Kategorie 3: Implementierung von KI-Chatbots für Notfallmanagement	
Definition	Aussagen über Einführung und Integration von KI-Chatbots in Unternehmen.
Kodierregel	Erfasst werden alle Aussagen über Herausforderungen der Systemintegration und Anpassung von KI-Chatbots an interne Wissensquellen.
Ankerbeispiele	<p>Expert*in A: „Meiner Ansicht nach ist es der Zugang zu spezifischen Daten. Einige dieser Daten sind aufgrund ihrer Natur geschützt, und damit diese Chatbots effektiv sind, insbesondere wenn wir über verschiedene Informationsquellen sprechen, müssen sie über APIs kommunizieren. Das Einrichten dieser APIs ist wahrscheinlich eine technische Herausforderung an sich, aber ehrlich gesagt, ist es keine Raketenwissenschaft.“</p> <p>Expert*in B: „Eine große Herausforderung besteht darin, Live-Datenströme über APIs zu integrieren, anstatt sich nur auf statische Modelle zu verlassen.“</p> <p>Expert*in C: „Die Datenintegration ist definitiv ein wichtiges Thema. Es mag zunächst einfach erscheinen, PDFs und Dokumente einem Co-Piloten zur Verfügung zu stellen. Aber es ist sicherlich schwieriger, eine dynamische Datenbasis zu integrieren, die für Entscheidungen benötigt wird...“</p> <p>Expert*in D: „Das heißtt, es muss möglich sein, schnell und einfach einen Datenupload bereitzustellen. Für den konkreten Use Case sollte man sagen können: „Hier sind meine Dokumente, berücksichtige diese bitte“ und diese dann dem Chat zuweisen können. Es muss auch die Möglichkeit geben, bestimmte Dokumente manchen Chats nicht zur Verfügung zu stellen, damit nicht immer der komplette Datensatz verwendet wird.“</p> <p>Expert*in E: „Das ist eine Herausforderung, die wir in all unseren Projekten haben. Oft gibt es Legacy-Software, die vielleicht schon 25 Jahre alt ist, und wir müssen diese irgendwie integrieren...“</p> <p>Expert*in F: „Momentan gibt es in der Community eine Bewegung namens MCP (Model Context Protocol) ... es ist ein standardisiertes Protokoll, wie man mit Tools oder anderen Agents kommunizieren kann. Hier wird versucht, Schnittstellen zu standardisieren, sodass der Co-Pilot hinsichtlich eines Standard-Interfaces implementiert wird.“</p>

Kategorie 4: Herausforderungen & Risiken bei KI-gestützten Chatbots	
Definition	Aussagen über Risiken technischer, ethischer oder organisatorischer Art.
Kodierregel	Erfasst werden alle Aussagen zu Halluzinationen und Fehleranfälligkeit sowie Verantwortung und Kontrolle.
Ankerbeispiele	<p>Expert*in F: „Es geht nicht darum, dass das Modell 100% exakt formuliert, sondern dass es eine gewisse Flexibilität der Interaktion hat, aber zumindest der Kontext der Frage eingegrenzt ist. Dann müsste man das Modell abtesten und, wenn man diese Cases, Hallucinations, unerwünschten Content identifiziert, kann man Richtung Finetuning gehen. Das bedeutet, zusätzliche Trainingsdaten zu generieren und das Modell weiter zu finetunen, um auf diese Situationen besser zu reagieren.“</p> <p>Expert*in A: „Sicherstellen, dass die Daten, die man in eine Quelle einfügt, sei es SharePoint, eine Dateifreigabe oder ein Datensatz aus einer Anwendung, gültig, vollständig und aktuell sind. Wenn man diese drei Punkte erfüllt, wird es sicherlich helfen. Aber ja, es gibt immer Risiken, und es wird immer Risiken geben. Die Nutzung fortschrittlicher Deep-Search-Fähigkeiten kann bis zu einem gewissen Grad Halluzinationen eliminieren.“</p> <p>Expert*in D: „Die Temperaturparameter lassen sich einstellen, um Halluzinationen zu begrenzen. Das zweite ist, aus meiner Sicht, gewisse Systemprompts vorzuschalten. Zum Beispiel könnte man festlegen, dass der Chatbot nur themenbezogene Fragen beantwortet. Wenn dann eine Frage zum Wetter kommt, würde der Chatbot antworten, dass dies nicht zum Thema gehört. Ich halte das Thema Systemprompts für wichtig, um klarzustellen, worum es geht und Halluzinationen weiter zu verhindern. Wir können es nicht vollständig vermeiden, dass der Chatbot sich manchmal etwas ausdenkt. Das ist manchmal auch gewollt. Es ist also immer ein Abwägen.“</p> <p>Expert*in F: „Ja, man muss den Problemraum und die Fragen, die die User dem Chatbot stellen könnten, wahrscheinlich einschränken. Müsste wissen, welche potenzielle Fragen und Szenarien gibt, mit denen die User den Chatbot konfrontieren. Wenn man das einmal grundsätzlich definieren kann, kann man systematische Tests erarbeiten und prüfen, wie das System reagiert. Wenn man diese Cases identifiziert, muss man verifizieren, was man als Outcome erwartet.“</p>

Kategorie 5: Zukunftsperspektiven & Optimierung von KI-Chatbots für BCM

	Definition	Aussagen über langfristige Entwicklung, Potenziale und Weiterentwicklungen
	Kodierregel	Erfasst werden alle Aussagen zu Verbesserungsvorschlägen – Empfehlungen zur Optimierung der Chatbots sowie technologische Trends und neue Konzepte.
	Ankerbeispiele	<p>Expert*in E: „Ja, also was ich sehr empfehlen kann, ist, mit APIs zu arbeiten, die eine klare Abstraktion für Agents und Adapter bieten. Wenn du spezialisierte Teams hast, eins für das Frontend, eins für die Adapter, eins für die Agent-Logik, dann hast du automatisch mehr Sicherheit, weil jedes Team genau das macht, worin es gut ist.“</p> <p>Expert*in B: „Es ist gut, nicht blind zu vertrauen. Vertrauen wird Schritt für Schritt aufgebaut. Man sollte klein anfangen, Ergebnisse zeigen und dann Vertrauen aufbauen. Man kann Vertrauen nicht einfordern – man muss es beweisen.“</p> <p>Expert*in C: „Die Dokumentationsqualität ist ein großer Punkt. Wenn diese nicht vorhanden ist, ist das schlecht. Das ist ein großes Learning: Man muss Dokumente verbessern. Ein weiterer wichtiger Aspekt ist, dass man Mitarbeiter oder Menschen, die mit dem Co-Piloten arbeiten sollen, von Anfang an einbezieht und ihnen die Potenziale aufzeigt.“</p> <p>Expert*in F: „Ja, multimodale Fähigkeiten könnten in diesem Kontext sehr relevant sein. Herkömmliche Systeme basieren oft auf Textinteraktionen, aber wenn man den Kontext erweitert, indem man Bilder, Videos, Audio usw. einbezieht, kann das Modell die Situation besser verstehen und einschätzen lernen. Durch die Nutzung von multimodalem Input kann der Kontext angereichert werden. Mit einem breiteren Kontextverständnis kann das Modell besser verstehen und entsprechend reagieren.“</p>

Anhang 3: Kategorienübersicht aus der Auswertung in MAXQDA

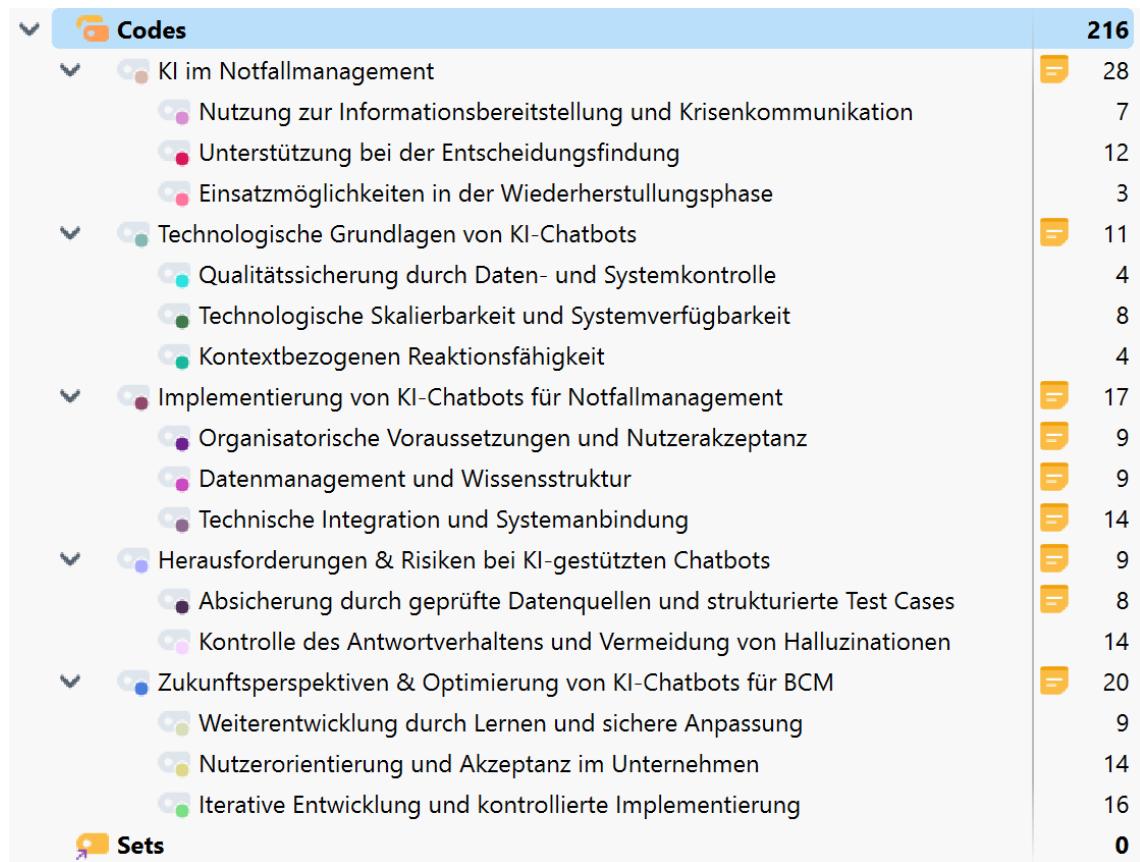


Abbildung 4: Kategorienübersicht aus der Auswertung in MAXQDA

Eidesstattliche Erklärung

„Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig ohne die Verwendung unerlaubter Hilfsmittel verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen verwendet habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß den angegebenen Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht.

Sofern von der Studiengangsleitung eine Verwendung von Hilfsmitteln (insbesondere IT- und KI-gestützte) vorgesehen ist, erkläre ich, diese in der Arbeit mit dem jeweiligen Produktnamen, der Produktversion und einer Beschreibung des genutzten Funktionsumfangs vollständig angeführt zu haben.

Zudem versichere ich, dass ich diese Arbeit gemäß der geltenden Prüfungsordnung der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Burgenland sowie den Richtlinien der Österreichischen Agentur für wissenschaftliche Integrität zur guten wissenschaftlichen Praxis verfasst habe. Die Arbeit wurde bisher weder im Inland noch Ausland zur Begutachtung oder Beurteilung vorgelegt und nicht veröffentlicht.“

Eisenstadt, 09.06.2025

Ort, Datum



Unterschrift