**LLM-unterstützte Threat-Modellierung mit DFDs**

**1. Motivation und Problemstellung**

Die zunehmende Verbreitung von Künstlicher Intelligenz (KI) führt zu zahlreichen grundlegende Veränderungen in der Arbeitswelt. Ob in der industriellen Produktion, im Gesundheitswesen, im Bildungsbereich oder in der öffentlichen Verwaltung, KI-Systeme übernehmen immer mehr Aufgaben, die früher ausschließlich von Menschen ausgeführt wurden. In der sogenannten Industrie 4.0 wird diese Entwicklung besonders sichtbar, in den vernetzten Systemen, die Maschinen, Sensoren, Datenplatformen und Software miteinander verknüpfen. Einerseits führt die stetig steigende Nutzung solcher Technologien zu beträchtlichem Effizienzgewinn und neuen Innovationspotenzialen.

Andererseits bringen sie aber auch größere Herausforderungen in Bezug auf die IT-Sicherheit mit sich. Vor allem in sicherheitskritischen Infrastrukturen und bei sensiblen Datenverarbeitungsprozessen stellen diese Entwicklungen große Herausforderungen dar. Die Vielschichtigkeit von solchen Systemen steigt, wodurch es immer anspruchsvoller wird, diese zu überblicken und abzusichern, was in Zeiten der fortschreitenden Digitalisierung und Vernetzung die IT-Sicherheit wiederum zu einem strategischen Erfolgsfaktor für Unternehmen macht, besondere bei komplexen, cloudbasierten oder IoT-basierten Anwendungen. Die klassische Herangehensweise, Software-Sicherheit nachträgliche zu testen oder erst nach auftreten von Vorfällen darauf zu reagieren, reicht nicht mehr aus. Deshalb wächst die Relevanz nach präventiven Maßnahmen wie das Testen von Sicherheitslücken bereits zu Beginn in der Planungs- und Entwicklungsphase eines IT-Systems. In einem solchen Verfahren ist das sogenannte Threat Modeling eine bewährte Mittel.

Was genau ist Threat Modeling?

Beim Threat Modeling handelt es sich um ein Prozess zur systematischen Identifikation und Bewertung von Sicherheitsrisiken in IT-Systemen. Dieser Prozess hilft bereits in der frühen Entwicklungsphase potenzielle Bedrohungen zu erkennen und entsprechende Gegenmaßnahmen zu entwicklen, damit diese nicht ausgenutzt werden können. In der Softwareentwicklungen arbeiten Sicherheitsexpert:innen, In der Softwareentwicklung verwenden Sicherheitsexpert:innen, Softwareexpert:innen oder Entwicklerteams häufig Threat Modeling, das oft als bedeutender Bestandteil im sicherheitsbewussten Programmierens angesehen wird. Unternehmen und Organisationen weltweit greifen auf verschiedene Methoden und Frameworks zurück, darunter STRIDE, DREAD oder PASTA, um sicherzustellen, dass ihre Systeme gegen bekannte und unbekannte Bedrohungen gesichert sind. Ein essentielles Werkzeug in diesem Prozess sind Data Flow Diagrams (DFDs).

Was ist ein Data Flow Diagram (DFD)?

Ein DFD zeigt anschaulich den Fluss von Daten innerhalb eines Systems, wie bei Internet-of-Things (IoT). Es verdeutlicht, wer am Systems beteiligt ist, welche internen Abläufe stattfinden und wie Informationen zwischen den einzelnen Komponenten übertragen werden. Das Ergebnis ist ein übersichtliches Bild der Systemsarchitekur, das die Basis für gezielte Sicherheitsanalysen bildet.

Obwohl Threat Modeling von großer Bedeutung für die IT-Sicherheit ist, erweist sich der Prozess in der Praxis oft als zeitaufwendig, fehleranfällig und stark abhängig vom domänenspezifischen Wissen einzelner Personen. Neue KI-Technologien, vor allem Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT, könnten hier als aushelfen, beispielsweise durch automatisch unterstützte Analyse von DFDs oder durch die Entwicklung möglicher Bedrohungsszenarien und dem ausgeben von Vorschlägen für Gegenmaßnahmen.

Denn moderne IT-Architekturen bestehen aus einer Vielzahl an Schnittstellen, Diensten und Technologien, wodurch selbst erfahrene Entwickler:innen leicht den Überblick verlieren. Sie könnten IT-Sicherheitsexpert:innen als Überprüfungswerkzeug zum identifizieren von übersehenen Bedrohnungen in der eigenen Analyse dienen, oder das LLM identifiziert die grundlegenden Sicherheitslücken zeiteffizienter und der\*die Experte:in überprüft dessen Output und knüpft daran an, um die komplexeren und kontextspezifischeren Sicherheitsbedrohungen zu finden, die das LLM nicht finden konnte. Denn die Fähigkeit der LLMs, kontextuelle Informationen zu verarbeiten und komplexe Texte zu generieren, macht sie zu potenziell wertvollen Helfern, nicht nur für Privatnutzer:innen, sondern auch für IT-Sicherheitexpert:innen. Dabei Vertrauen, Transparenz und Benutzerfreundlichkeit sind entscheidende Faktoren für einen erfolgreich Einsatz in der Praxis eines solchen Systems.

LLMs werden bereits heute in zahlreichen Anwendungsfeldern genutzt, von der automatisierten Textgenerierung über die Programmierhilfe bis hin zur juristischen oder medizinischen Unterstützung. Auch erste Studien zeigen vielversprechende Ansätze, weisen aber auch auf Herausforderungen hin, z.B. das nicht existente Fehler erkannt werden, Begründungen unklar sind oder fehlender Kontext bei komplexer Systeme zu einer unausreichende Analyse führen. \cite{wu2024threatmodeling}

Vor diesem Hintergrund untersucht die vorliegende Arbeit, inwiefern LLMs wie ChatGPT den Prozess des Threat Modeling mit Hilfe von DFDs unterstützen können. Dabei wird auch geprüft, wie eine Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine gestaltet sein muss, um zuverlässig, verständlich und nützlich zu sein.

Warum ist dieses Thema also so relevant?

Zum einen steht die Frage im Raum, wie sich der klassische Threat-Modeling-Prozess durch moderne KI-Tools verbessern lässt, sei es durch Zeitersparnis, durch breitere Abdeckung möglicher Bedrohungen oder durch eine Vereinfachung der Sicherheitsanalyse für nicht-expertische Nutzer:innen. Zum anderen muss geklärt werden, wie vertrauenswürdig die Ergebnisse der KI-Systeme tatsächlich sind: Wie nachvollziehbar sind die Vorschläge? Wo sind ihre Grenzen? Und wie gelingt die Interaktion zwischen Mensch und Maschine in einem sicherheitskritischen Kontext?

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich genau mit diesen Fragen. Sie nimmt eine interdisziplinäre Perspektive ein, indem sie sowohl die technischen Möglichkeiten als auch die praktischen Herausforderungen betrachtet. Dabei geht es nicht nur um die Frage, ob ein LLM wie ChatGPT Bedrohungen erkennen kann, sondern auch darum, wie dieser Prozess gestaltet sein muss, damit er verständlich, nutzbar und vertrauenswürdig ist. Ein besonderer Fokus liegt auf der Zusammenarbeit verschiedener Fachgruppen. Denn Softwareentwicklung, IT-Sicherheit und KI-Technologie sind drei Disziplinen mit unterschiedlichen Perspektiven, Anforderungen und Sprachen. Ein System, das in der einen Domäne als nützlich erachtet wird, kann in der anderen möglicherweise als unbrauchbar angesehen werden, sei es aufgrund von Kontrollmangel oder unzureichenden Anpassungsmöglichkeiten. Deshalb wird in dieser Arbeit, nach Rücksprache mit Experten aus allen drei Domänen, ein Prototyp entwickelt, der ebenfalls getestet und bewertet wird.

Es stellt sich die Frage, wie sich KI-Systeme in sicherheitsrelevante Entscheidungsprozesse integrieren lassen, ohne dass der Mensch die Kontrolle verliert. Dabei muss geregelt sein, wie Risiken kommuniziert werden und unter welchen Bedingungen ein solches System als unterstützend und nicht als bedrohlich empfunden wird.

Die Arbeit versucht den Sicherheitsprozess darauf zu testen mittels LLMs in der Softwareentwicklung effizienter, sicherer und zugänglicher zu machen. Sie verbindet neueste technologische Entwicklungen mit einem klaren gesellschaftlichen Nutzen und leistet dabei einen Beitrag zur verantwortungsvollen Integration von KI in sicherheitskritische Prozesse bei.

**2.Zielsetzung und Leitfrage**

Das Ziel dieser Arbeit ist es zu verstehen, wie Experten für große Sprachmodelle, Softwareentwickler:innen und IT-Sicherheitsexpert:innen mit einem System zur Bedrohungsmodellierung arbeiten, das auf einem LLM basiert.

Im Mittelpunkt steht die Frage, wie man sowohl den Prozess als auch die Ergebnisse der Bedrohungsanalyse verbessern kann und welche Bedingungen erfüllt sein müssen, damit eine vertrauenswürdige und nachvollziehbare Mensch-Maschine-Interaktion gelingt.

Dabei soll ein interaktives System entwickelt und getestet werden, das auf LLMs basiert, welches DFDs benutzt, um bei der Bedrohungsmodellierung zu unterstützen. Außerdem wird genauer angeschaut, wie die verschiedenen Fachgruppen diesen Prozess wahrnehmen, welche Erwartungen sie haben und unter welchen Umständen sie ein solches System als hilfreich, vertrauenswürdig und verlässlich einstufen.

Ein Vergleich hinsichltich der Frage, was besser funktionert oder ob die LLMs den Menschen erstzen können, wird in dieser Arbeit nicht behandelt. Im Mittelpunkt steht vor allem, die qualitativen Ergebnisse von der Diskussion mit den Expert:innen in ein Prototypen umzuwandeln und auf dieser Basis weitere Erwartungen und Kenntnisse der Proband:innen zu sammeln, die den Prototyp ausprobieren.

Im ersten Workshop wird in einem Gespräch mit unterschiedlichen Expert:innen diskutiert, wie ein solches System effizient gestaltet werden kann. Auf Grundlage ihres Feedbacks, sowie ihrer Anregungen und Ideen wird ein funktionaler Prototyp entwickelt. Anschließend wird analysiert, wie das System von den Beteiligten bewertet, erlebt und verstanden wird. Dabei stehen insbesondere die Nachvollziehbarkeit der LLM-Ausgaben und das Vertrauen an die Präzision im Vordergrund.

Die Arbeit erforscht die Erwartungen und das Verständnis der Proband:innen. Dabei wird mit einem expert:innnenzentrierten Design qualtitative Datenerhoben, um die Herausforderung eines KI-gestüttzen Threat-Modeling-Interfaces durch Beispielen zu verdeutlichen und zu vertiefen. Es soll dabei keine spezifische Lösung erarbeitet werden, wie ein „perfektes“ System aussehen könnte. Vielmehr steht ausschließlich die Nutzerperspektive im Mittelpunkt.

**4. Methodik**

Die Studie verfolgt das Ziel, den Einsatz eines LLMs wie ChatGPT 4.0 zur Bedrohungsanalyse auf Basis von DFDs nach dem STRIDE-Modell mit einem nutzerzentrierten Prototyp zu testen. Dazu wird ein mehrstufiges, exploratives methodisches Vorgehen gewählt, um qualitative Erkenntnisse über die technische Umsetzbarkeit sowie die Erwartungshaltung und das Verständnis der Nutzenden zu erforschen.

Zunächst wird ein vorbereiteter DFD als Bild an ChatGPT geschickt. Daraufhin erstellt das LLM Bedrohungsszenarien basierend auf dem STRIDE-Modell. Diese Ergebnisse werden anschließend von Fachleuten aus den Bereichen IT-Sicherheit, Softwareentwicklung und LLM-Technologie geprüft. Das Feedback fließt in die Entwicklung eines Prototyps einer Web-App ein, mit der Nutzer:innen DFDs hochladen und automatische Analysen von ChatGPT erhalten können.

Der gesamte Prozess der Entwicklung und Bewertung findet in zwei Workshops statt. Im ersten Workshop wird das methodische Konzept einem interdisziplinären Publikum vorgestellt. Dabei gibt es eine klare Einführung in die wichtigsten Begriffe, wie die Definition von Threat Modeling, STRIDE und DFDs. Außerdem werden das Ziel der Untersuchung und ähnliche wissenschaftliche Arbeiten erläutert. Ein Beispielvideo zeigt, wie ChatGPT 4.0 mit einem DFD „gefüttert” wird und eine Demo-STRIDE-Analyse durchführt. Dieses Video bildet die Grundlage für eine offene Diskussion, in der die Teilnehmenden kritisch hinterfragen, ob die Ergebnisse nachvollziehbar sind, ob wichtige Aspekte übersehen wurden und wie verständlich die Argumentation des Modells ist.

Im Verlauf des Workshops bewerteten die Teilnehmer die vorgestellte Bedrohungsanalyse mit Chat GPT 4.0 hinsichtlich der Qualität der Methode und der praktischen Umsetzbarkeit unter Berücksichtigung ihres Wissens in den Bereichen LLM-Technologie, IT-Sicherheit und Softwareentwicklung. Dabei wurden verschiedene Aspekte nacheinander abgefragt. Zu Beginn wurde eine kurze Einschätzung des Fachwissens der Teilnehmer in IT-Sicherheit abgefragt. Die Teilnehmer schätzten ihr Wissen in den Bereichen IT-Sicherheit und Softwareentwicklung als weitreichend ein, während die LLM-Expertin ihr Wissen in diesem Bereich als geringfügig einschätzte.

Diese Fragen wurden in einem Live-Voting aufgeführt, bei dem die Teilnehmer anonym abstimmen konnten. In diesem Rahmen sprechen wir über die Sinnhaftigkeit des Vorgehens, die spezifischen Herausforderungen der jeweiligen Disziplinen und die Rolle des menschlichen Inputs. Weitere wichtige Themen sind das Vertrauen in KI-gestützte Systeme und die optimale Aufbereitung von Informationen, um die Kommunikation der Nutzer mit dem Tool zu verbessern. Es wurden Fragen zu einem groben Feedback gestellt, ob sich Chat GBT als Threat-Modeling-Hilfstool eignet, was Chat GBT noch an Input oder Output fehlen könnte, welche Erwartungen an ein solches System gestellt werden und ob es überhaupt einen Bedarf in den drei verschiedenen Arbeitsbereichen gibt. Auch konkretere Fragen zu Funktionalität, Usability und Design wurden gestellt, um die Diskussion anzuregen und um eine immer genauere Vorstellung vom Interface zu entwickeln. Gegen Ende wurde auch noch einmal über die Vertrauenswürdigkeit, Transparenz und Nachvollziehbarkeit von LLMs wie Chat GPT diskutiert. Dies ist ein entscheidender Faktor dafür, ob ein Interface dies schaffen kann oder wie ein gewisses Vertrauen in das Tool erzeugt werden kann.

Die Diskussion mit den Expert:innen wird via Audioaufnahme festgehalten, um das Feedback später bearbeiten und auswerten zu können. Jeder Teilnehmer hat vor Beginn des Workshops eine Einwilligungsbescheinigung als Zustimmung zur Audioaufnahme unterschrieben. Die wichtigsten Aspekte aus dem Workshop bzw. der Diskussion werden zusammengefasst und nach weiterer Rücksprache mit den Expert:innen wird ein Prototyp für ein KI-gestütztes Threat-Modeling-Interface entwickelt.

Nach dem ersten Workshop, in dem wir das Konzept entwickelt haben, folgt nun ein zweiter, praktisch ausgerichteter Workshop. Dabei testen die Teilnehmenden einen Prototyp der Webanwendung. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Funktionalität, der Verständlichkeit des Konzepts und dem Nutzen des Outputs. Die Rückmeldungen werden qualitativ ausgewertet, indem wir beobachten, wie die Teilnehmenden das Tool verwenden, Interviews führen und spontane Meinungen sammeln. Dabei achten wir besonders auf die Reaktionen, das Vertrauen in die Technologie, das Interaktionsverhalten und die allgemeine Akzeptanz der Lösung.

Das Ziel dieser Untersuchung ist nicht, verschiedene Tools oder Methoden direkt zu vergleichen. Stattdessen geht es vor allem darum herauszufinden, ob und wie der gesamte Ablauf funktionieren kann – vom Eingeben eines DFD über die automatische Analyse mit STRIDE bis hin zur menschlichen Bewertung und Nutzung in der Praxis. Es handelt sich hier um eine explorative Studie, die Hinweise darauf geben soll, wie sich KI-Modelle wie LLMs in sicherheitsrelevanten Softwareentwicklungsprozessen integrieren lassen könnten.

**5. Relevante Studien**

In der aktuellen Forschung zum Threat Modeling lassen sich mehrere Schwerpunkte erkennen. Diese befassen sich mit der Wirksamkeit, Automatisierung und Nutzerfreundlichkeit von Methoden wie STRIDE, DFDs und LLMs. Im Zentrum stehen dabei Fragen nach Genauigkeit und Effizienz sowie nach menschlichen Einflussfaktoren und der Rolle von LLMs in der Bedrohungsidentifikation. Studien zeigen das Potenzial und die Grenzen von LLMs auf. So können LLMs in Kombination mit DFDs die Einschätzung realistischer Bedrohungen verbessern.

Yang et al. (2024) untersuchen die Automatisierung von Threat Modeling mithilfe großer Sprachmodelle (LLMs). Sie zeigen in ihrer Untersuchung „THREATMODELING-LLM“, dass LLMs Datenflussdiagramme (DFDs) aus Systembeschreibungen und Quellcode ableiten, potenzielle Angriffspunkte klassifizieren und Bedrohungsszenarien erstellen können. Es zeigt sich, dass LLMs in der Lage sind, typische Angriffsmethoden zuverlässig zu erkennen und die STRIDE-Kategorien weitgehend korrekt zuzuordnen. Dieser automatisierte Ansatz spart Zeit und reduziert den manuellen Aufwand erheblich, ersetzt jedoch die menschliche Expertise nicht vollständig.

Einschränkungen treten insbesondere bei komplexen oder domänenspezifischen Systemen auf. Laut der Untersuchung ist die Güte der Eingangsdaten und das Kontextwissen des Modells entscheidend für die Qualität der generierten DFDs. Ungenauigkeiten bei der Modellierung, die aus fehlerhaften oder lückenhaften Systemdokumentationen resultieren, haben oft negative Auswirkungen auf die Präzision der Bedrohungsanalyse. Die mangelnde Erklärbarkeit der LLM-Ausgaben bleibt ein entscheidendes Problem, besonders in sicherheitsrelevanten Anwendungen, wo Nachvollziehbarkeit von zentraler Bedeutung ist.

Neben Yang et al. (2024) zeigt auch das Tool PILLAR von Mollaeefar et al. (2024) die Potenziale der Automatisierung im Threat Modeling. PILLAR bindet regulatorische Vorgaben wie die DSGVO und ISO-Normen in die Analyse ein. Dies ermöglicht eine automatische Bewertung der Risiken und eine Priorisierung der festgestellten Bedrohungen. Die beiden Arbeiten machen die Fortschritte, aber auch die Grenzen der LLM-basierten Bedrohungsmodellierung deutlich, vor allem in Bezug auf fachliche Tiefe, Kontextsensitivität und die Notwendigkeit menschlicher Validierung.

Mit PILLAR präsentieren Mollaeefar et al. (2024) ein auf großen LLMs basierendes System zur automatisierten Identifizierung von Datenschutzbedrohungen. Das Tool führt eine automatische Analyse von DFDs durch, erkennt potenzielle Bedrohungen basierend auf dem STRIDE-Modell und bewertet die daraus resultierenden Risiken unter Berücksichtigung bewährter Datenschutz- und Sicherheitsstandards wie der DSGVO (GDPR) und ISO 27001.   
Maschinelles Lernen soll dazu verwendet werden, die Bedrohungen automatisch zu priorisieren. Auf diesem Aspekt liegt ein besonderes Augenmerk. Dadurch kann der Threat-Modeling-Prozess erheblich effizienter gestaltet werden.

Trotz dieser Potenziale erkennt die Studie auch wesentliche Einschränkungen. Hierzu gehören das begrenzte Verständnis des Kontexts seitens LLMs, die eingeschränkte Nachvollziehbarkeit der Entscheidungen der Modelle sowie gelegentlich unangemessene oder falsche Sicherheitsempfehlungen. Außerdem wird das Risiko des Overfittings angesprochen, vor allem wenn das Modell auf spezifischen, nicht generalisierbaren Datensätzen trainiert wurde. PILLAR zeigt vielversprechende Ansätze für die datenschutzkonforme Bedrohungsanalyse mit LLMs, unterstreicht dennoch die Notwendigkeit menschlicher Kontrolle und Kontextwissen.

Scandariato et al. (2015) führten eine der frühesten und umfassendsten Studien zur manuellen Anwendung der STRIDE-Methode durch. 57 Masterstudierende der Informatik führten im Rahmen dieser Untersuchung eine Analyse eines verteilten Softwaresystems durch, um die Effektivität und Praktikabilität von STRIDE in einem realitätsnahen Lehrkontext zu bewerten. Die Ergebnisse zeigten, dass STRIDE grundsätzlich erlern- und anwendbar ist, die Durchführung jedoch mit einem hohen Zeitaufwand verbunden war: Die durchschnittliche Produktivität lag bei lediglich 1,2 bis 1,8 korrekt identifizierten Bedrohungen pro Stunde.

Des Darüber hinaus betrug die durchschnittliche Erkennungsrate weniger als 80 %. Dabei wurden hauptsächlich abstraktere Bedrohungskategorien wie Spoofing oder Repudiation nicht wahrgenommen. Ein weiteres zentrales Ergebnis der Studie war, dass ein höherer Zeitaufwand nicht zwangsläufig zu besseren Analyseergebnissen führte. Ein Hinweis darauf, dass die Effizienzsteigerung durch reine Übung begrenzt ist. Die Studie hebt daher sowohl die Möglichkeiten als auch die Einschränkungen der manuellen Anwendung von STRIDE hervor und bietet wesentliche Hinweise auf den Bedarf an unterstützenden Tools oder Automatisierung.

Tuma und Mbaka (2022) untersuchen in einer theoretisch konzipierten, jedoch nicht umgesetzten Studie, wie menschliche Faktoren wie Geschlecht, kulturelle Herkunft oder Nationalität die Qualität von Bedrohungsanalysen beeinflussen. Auch wenn es keine empirischen Daten gibt, weist die methodische Ausarbeitung darauf hin, dass individuelle Unterschiede in der Wahrnehmung sicherheitskritischer Prozesse erhebliche Auswirkungen auf die Genauigkeit und Objektivität des Threat Modelings haben können. Diese Dimension menschlicher Variabilität lenkt die Aufmerksamkeit auf nicht-technische Einflussfaktoren und betont die Bedeutung interdisziplinärer Perspektiven im Bereich der IT-Sicherheit. Zudem stellt die Studie die Frage, inwieweit standardisierte und automatisierte Analyseprozesse zur Stabilisierung von LLM-basierten Systemen beitragen können. Dennoch emfpiehlt die Arbeit zur Vorsicht im Umgang mit solchen Technologien, insbesondere in Bezug auf potenzielle Bias und das Risiko eines unkritischen Vertrauens in KI-gestützte Entscheidungen. Diese Aspekte wurden in den bestehenden LLM-gestützten Ansätzen bislang kaum berücksichtigt werden.

In einer aktuellen Studie analysieren Mbaka und Tuma (2024) den Einfluss von DFDs und LLMs, insbesondere ChatGPT-3.5 Turbo, auf die Qualität der Bedrohungsanalyse. Im Rahmen eines kontrollierten Experiments wurden Teilnehmende mit technischem Hintergrund aus den Bereichen Softwareentwicklung und Cybersicherheit in vier Gruppen eingeteilt. Diese Gruppen erhielten jeweils verschiedene Arten von Analysehilfen: Eine Gruppe erhielt keine Unterstützung, eine andere ausschließlich DFDs, eine weitere ausschließlich LLM-Unterstützung und die letzte Gruppe eine Kombination aus beiden. Ihre Aufgabe war es, in praxisnahen Szenarien wie GitHub-Updates reale und fiktive Bedrohungen zu erkennen. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass die Kombination aus DFDs und LLM (Gruppe C) zu den besten Ergebnissen führte. Die höchste Treffergenauigkeit wurde mit einem Durchschnitt von 9,4 korrekt identifizierten Bedrohungen aus zehn erreicht. Es fiel jedoch gleichzeitig auf, dass diese Gruppe auch eine erhöhte Anzahl an falsch positiven Ergebnissen produzierte. Die Gruppen, die Zugriff auf LLM hatten, erzielten bei der Identifizierung realistischer Bedrohungen signifikant bessere Ergebnisse als die Gruppen ohne technologische Unterstützung. Bei weniger erfahrenen Teilnehmenden offenbarte sich jedoch ein zentrales Risiko: Sie nahmen die Vorschläge des LLM oft ohne kritische Prüfung an. Dies deutet auf eine mögliche Übernahme von Empfehlungen durch Maschinen hin. Die Studie gilt als einer der bisher methodisch differenziertesten empirischen Ansätze zur Evaluation von LLM- und DFD-gestützten Threat-Modeling-Prozessen. Sie macht sowohl das Potenzial für eine Leistungssteigerung durch KI-gestützte Systeme als auch die damit verbundenen Herausforderungen in Bezug auf Nachvollziehbarkeit und menschliches Urteilsvermögen deutlich.

In ihrer Studie aus dem Jahr 2024 heben Sahoo et al. hervor, dass das Prompt Engineering zunehmend Einfluss auf die Qualität von Ausgaben von LLMs hat – vor allem in sicherheitskritischen Bereichen wie der Bedrohungsanalyse. Die Autor:innen ordnen verschiedene Techniken zur Verbesserung von Modellantworten ein und zeigen, dass Methoden wie „Chain of Thought“ (CoT) und „Self-Refine“ insbesondere bei komplexen Aufgaben die Genauigkeit erheblich steigern können. Dadurch ergibt sich für das Threat Modeling ein wesentlicher Vorteil: Die Förderung durch LLMs kann durch eine gezielte Gestaltung der Prompts erheblich verbessert werden, ohne dass die Modelle aufwendig nachtrainiert werden müssen. Die Autor:innen weisen ergänzend auf die Verwendung sogenannter Adapter-Modelle hin (vgl. Hu et al., 2023), die kleinere und effizientere LLM-Varianten ermöglichen. Dadurch werden KI-gestützte Bedrohungsanalysen nicht nur technisch effektiver, sondern auch aus wirtschaftlicher Sicht attraktiver.

Obwohl die Bedeutung herkömmlicher DFDs manchmal angezweifelt wird, belegen Untersuchungen, wie die von Chis et al. (2024), dass DFDs in Verbindung mit bewährten Verfahren wie STRIDE nach wie vor einen hohen praktischen Wert bieten. Sie unterstützen strukturiertes und systematisches Denken, bringen Klarheit in die Analyse und sind leicht zu erlernen. In ihrem designwissenschaftlichen Ansatz schlagen Chis et al. (2024) ein semantisches Modellierungskonzept vor, das klassische DFDs mithilfe von LLMs in maschinenlesbare Wissensgraphen umwandelt. Das Ziel besteht darin, eine frühzeitige Risikoerkennung und eine fundierte Sicherheitsanalyse in komplexen Migrationsszenarien, wie etwa bei der Umstellung auf Cloud-Infrastrukturen, zu ermöglichen. Das Verfahren ermöglicht eine strukturierte und nachvollziehbare Dokumentation von Prozessen, Akteuren und Sicherheitszonen. Es unterstützt Entscheidungsträger:innen bei der Ableitung gezielter Maßnahmen zur Reduzierung von Risiken. Obwohl die Studie noch nicht vollständig veröffentlicht wurde, hebt der Abstract das Potenzial hervor, LLMs bereits in frühen Entwicklungsphasen sinnvoll für Sicherheitsanalysen zu nutzen.

Aufbauend auf diesen Erkenntnissen konkretisieren Chis et al. (2024, BIR Workshops) in einer verwandten Arbeit das Zusammenspiel von STRIDE und DFDs im Kontext von „Secure by Design“. Sie stellen ein Framework vor, das Bedrohungen frühzeitig erkennt, indem es die Secure-by-Design-Prinzipien mit einer systematischen Integration von DFDs und dem STRIDE-Modell verbindet. Am Beispiel eines Online-Shops werden Geschäftsprozesse modelliert und auf sicherheitsrelevante Schwachstellen untersucht. DFDs unterstützen dabei sowohl die Erfassung technischer Risiken, wie beispielsweise Spoofing-Angriffe bei Logins, als auch die Identifizierung nichttechnischer Schwachstellen. Zusammen mit dem STRIDE-Modell erlaubt das Framework eine strukturierte Risikobewertung, zu der auch die Ableitung von Sicherheits-Scores gehört. Diese objektivieren den Analyseprozess und ermöglichen eine fundierte Bewertung potenzieller Bedrohungen. Der Ansatz weist jedoch vor allem bei der Erfassung komplexer und domänenübergreifender Bedrohungsszenarien Schwächen auf. Dennoch betonen die Autor:innen, dass sich mit der modellbasierten Herangehensweise Sicherheitsstrategien systematisch und kontinuierlich verbessern lassen.

**Bereits vor der Verfügbarkeit leistungsstarker LLMs wurde der Automatisierungsgedanke im Threat Modeling verfolgt, wie** die Studie von Singh et al. (2019) zeigt. Sie untersuchten den Einsatz automatisierter Tools auf Basis erweiterter Datenflussdiagramme (eDFDs) im Vergleich zu traditionellen, manuellen Methoden der Bedrohungsanalyse. Der Fokus der Untersuchung lag auf der eSTRIDE-Methode, die klassische DFDs um zusätzliche Metadaten ergänzt und somit eine strukturiertere und automatisierbare Analyse ermöglicht. Zu diesem Zweck wurde ein Prototyp entwickelt, mit dem sich solche eDFDs erstellen und anpassen lassen und der anschließend automatisch Bedrohungen identifiziert. In praktischen Workshops mit Studierenden ohne Vorerfahrung wurde festgestellt, dass die Nutzer:innen des Tools eine deutlich höhere Präzision (74,8 % im Vergleich zu 60 %) und Produktivität (1,4 identifizierte Bedrohungen pro Minute im Vergleich zu 1,2) erzielten als bei manuellen Ansätzen. Der Recall war dabei weitgehend ähnlich. Die Ergebnisse zeigen das Potenzial automatisierter Bedrohungsanalysen zur Effizienzsteigerung, betonen jedoch gleichzeitig die Notwendigkeit einer menschlichen Überprüfung für eine umfassende und qualitativ hochwertige Analyse (Singh et al., 2019).

Zusammenfassend lässt sich aus der aktuellen Studienlage ableiten, dass große Sprachmodelle (LLMs) das Threat Modeling nicht ersetzen, sondern als leistungsfähige Ergänzung zu etablierten Methoden betrachtet werden können. Die Verbindung traditioneller Methoden wie Datenflussdiagrammen (DFDs) und des STRIDE-Modells mit modernen, KI-gestützten Werkzeugen zeigt besonders vielversprechende Ansätze. DFDs bieten eine bewährte visuelle Grundlage für die systematische Analyse von Systemarchitekturen, während LLMs in Kombination mit STRIDE eine automatisierte und beschleunigte Identifikation und Klassifikation potenzieller Bedrohungen ermöglichen.

Forschungen haben nahegelegt, dass diese hybride Herangehensweise die Effizienz und Qualität der Bedrohungsanalyse signifikant steigern kann. LLMs übernehmen dabei Aufgaben wie das automatische Ableiten von Bedrohungsszenarien aus Quellcode oder Systemdokumentationen. Dadurch wird eine zugängliche, natürlichsprachliche Verarbeitung sicherheitsrelevanter Informationen gefördert. Der menschliche Faktor ist jedoch weiterhin von zentraler Bedeutung: Nur durch ein fundiertes Verständnis der verwendeten Modelle, eine kritische Reflexion der Ergebnisse und gezielte Anpassungen an den spezifischen Anwendungskontext kann das volle Potenzial solcher Systeme ausgeschöpft werden.

Zahlreiche Studien weisen jedoch gleichzeitig auf bestehende Herausforderungen hin. Hierzu gehören beispielsweise Gefahren, die aus Overfitting resultieren, aus einer nicht adäquaten Modellierung komplexer oder domänenspezifischer Systeme sowie aus der eingeschränkten Nachvollziehbarkeit bestimmter Ergebnisse von LLM-Generierungen. Das nachhaltige Gelingen automatisierter Bedrohungsanalysen beruht vor diesem Hintergrund vor allem auf der Zusammenarbeit von Mensch und Maschine. Von ausschlaggebender Bedeutung ist, dass die spezifischen Stärken beider Seiten zum Einsatz kommen und ihre Grenzen bedacht berücksichtigt werden.

**Ergebnisse vom Experten-Workshop:**

Im Rahmen eines Experten-Workshops wurde ein erstes Feedback zu einem einfachen Versuch eingeholt: ChatGPT wurde mit einem Data-Flow-Diagramm (DFD) „gefüttert”, um durch mehrere Rückfragen ein solides Ergebnis für ein Threat Modeling zu erzielen. Die Teilnehmer waren sich einig, dass dieses Vorgehen in seiner derzeitigen Form nicht ausreicht, um eine effektive Unterstützung für das Threat Modeling zu bieten. Kritisch angemerkt wurde vor allem, dass die Input-Prompts, die Output-Analyse und das damit verbundene Vertrauen nur als ausreichend gelten. Ein strukturierterer Ansatz, der das DFD besser erklärt und beschreibt, um eine fundierte Analyse zu ermöglichen, fehlte. Im Anschluss richtete sich der Fokus der Debatte auf die Frage, welche Zielgruppe für ein KI-gestütztes Threat-Modeling-Tool geeignet ist.

Es wurde deutlich, dass ein solches Tool sowohl für Experten im Arbeitsalltag als auch für Personen ohne spezifisches IT-Sicherheitswissen grundsätzlich vorstellbar ist, jedoch jeweils mit unterschiedlichen Herausforderungen und Anwendungsweisen. Für Experten ist es entscheidend, dass das Tool auf ihren spezifischen Arbeitsbereich zugeschnitten ist. Allgemeine Nutzer erachten vor allem eine Bibliothek mit Prompt-Vorlagen und detaillierte Erklärungen durch die KI als wichtig. Es wurde jedoch hervorgehoben, dass ein gewisses Maß an IT-Vorkenntnissen von Vorteil oder sogar erforderlich ist, um eine Überforderung der Nutzer durch die zahlreichen Erläuterungen zu vermeiden. Das Tool könnte für typische Nutzer, wie beispielsweise Personen aus einem kleinen Start-up, besonders nützlich sein, wenn es als eine Art Experten-Assistent fungiert und den Prozess der Systemsicherung unterstützt. Zudem unterstützten alle Teilnehmer die Integration einer Chat-Komponente sowie die Verwendung etablierter Frameworks wie STRIDE, MITRE ATT&CK und PASTA.

Im Verlauf des Workshops, an dem Experten aus den Bereichen IT-Sicherheit, Softwarearchitektur und Entwicklung teilnahmen, wurden zentrale Herausforderungen, Vorschläge und potenzielle Lösungsansätze für das geplante KI-gestützte Interface zur Bedrohungsmodellierung diskutiert. Dabei wurde deutlich, dass Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT bei generischem Input, beispielsweise in sogenannten „Grün-Wiese“-Situationen ohne ausreichenden Kontext oder sicherheitsrelevante Details, nur begrenzt hilfreich sind. Der Grund dafür ist, dass diese Modelle stark auf gut strukturierte und kontextreiche Eingaben angewiesen sind, um genaue Analysen zu ermöglichen. Bei der Arbeit mit DFDs zeigte sich, dass diese oft unzureichend sind, da sie implementierte Sicherheitsmaßnahmen selten abbilden.

Daher ist die Qualität des Inputs entscheidend für die Bedrohungsanalyse: Ein DFD, das unvollständig, fehlerhaft oder zu abstrakt ist, führt zu schwachen oder irreführenden Ergebnissen. Es ist also nicht realistisch, nur einen einmaligen Analyseversuch („One-Shot“) zu unternehmen. Threat Modeling sollte vielmehr als ein iterativer, dialogbasierter Prozess betrachtet werden, in dem das System die Nutzer aktiv unterstützt, gezielte Fragen stellt und auf erforderliche Verbesserungen hinweist. Im Mittelpunkt steht die Forderung, die Anwender dazu zu motivieren, eine große Menge präziser Informationen einzugeben, damit die KI gezielt nach fehlenden Kontexten fragen kann. Zugleich wurde deutlich, dass die KI keine vollautonome Beurteilung vornehmen kann – es bedarf immer manuellen Feedbacks und der Option menschlicher Korrektur und Kontrolle.

Ein weiterer Fokus lag auf den technischen Grundlagen der Benutzeroberfläche, insbesondere auf der Frage nach geeigneten Datenformaten. Es herrschte Einigkeit darüber, dass grafische Formate wie Bilder oder Screenshots von DFDs für eine automatisierte Analyse ungeeignet sind. Strukturierte, maschinenlesbare Formate wie JSON oder YAML wurden bevorzugt, da sie eine effizientere Verarbeitung über die API ermöglichen und Optionen zur strukturierten Ausgabe des Outputs bieten. Dazu zählen beispielsweise Weiterverarbeitung, Archivierung oder Integration in andere Tools. Ein praktischer Vorteil dieser Formate ist, dass einzelne Elemente – wie Datenflüsse in einem DFD – durch Nummerierung gezielt angesprochen und kommentiert werden können. Dies vereinfacht sowohl die Nachverfolgung der KI-Ausgaben als auch das gezielte Feedback der Nutzenden.

Ein weiterer diskutierter Aspekt war die Diversität der Zielgruppe. Die Expertise traditioneller Bedrohungsanalysen ist für Personen ohne vertieftes Security-Wissen, wie beispielsweise Entwickler, Projektleiter oder Freelancer, oft zu hoch. Es wurde daher angeraten, die Ausgabe erläuternd aufzubereiten, anschaulich zu gestalten und an das entsprechende Vorwissen anzupassen. Im Workshop zeigten Entwickler besonderes Interesse an konkreten Umsetzungsfragen wie Frameworks, Bibliotheken oder praxisnahen Sicherheitstipps. Das Tool könnte vor allem für kleinere Unternehmen oder Einzelentwickler von Vorteil sein, da ihnen häufig die Ressourcen für umfassende Sicherheitsanalysen fehlen. Erfahrene Security-Experten würden das System dagegen eher als Zweitmeinung oder als Challenge-Partner verwenden, um bestehende Modelle kritisch zu hinterfragen. Das führt zu der Anforderung, persönliche Nutzerprofile einzupflegen oder das System adaptiv an das Wissen und die Rolle der Nutzer anzupassen, beispielsweise durch maßgeschneiderte Erklärungen oder Analysepfade.

Die Teilnehmer legten besonderen Wert auf die Qualität der Interaktion zwischen Mensch und Maschine. Das System sollte nicht nur Ergebnisse bereitstellen, sondern auch aktiv den Dialog mit den Nutzern suchen, beispielsweise durch Rückfragen wie „An dieser Stelle fehlen mir Informationen, können Sie das spezifizieren?“ oder durch Hinweise auf unklare Knoten im DFD. Vorgeschlagen wurde ein agiles Vorgehensmodell, das auf iterativen Nachfragen des Nutzers basiret. Des Weiteren wurde gefordert, dass ältere Systemmodelle wiederholt geprüft werden können, um Änderungen seit der letzten Analyse zu erkennen. Das Interface sollte demnach nicht nur bewerten, sondern auch aktiv mitentwickeln, das DFD zusammen mit den Nutzern optimieren und durch gezielte Fragen eine klare Nutzerführung sicherstellen. Beispiele hierfür sind: „Was wurde bereits implementiert?“ oder „Welche Bedrohungen sind Ihnen bekannt?“. Ein weiteres Problem ist, dass die Ausgaben von ChatGPT oft unstrukturiert und schwer verständlich sind. Daher sind automatisiertes Parsen und strukturierte Darstellungen der Antworten unerlässlich.

Auch die Gestaltung der Prompts war von entscheidender Bedeutung. Es wurde als nützlich erachtet, Prompt-Vorlagen zu verwenden, um Nutzern ohne fachliche Vorkenntnisse den Einstieg in komplexe Themen wie Kryptographie oder Datenschutz zu erleichtern. Zudem wurde vor dem „Anchoring-Effekt“ gewarnt, durch den vorgegebene Prompts die Denkprozesse einschränken und Nutzer dazu verleiten können, sich übermäßig auf diese vordefinierten Antworten zu stützen. Die Problematik einer Überautomatisierung wurde ebenfalls angesprochen. Wenn das System zu viele Aufgaben übernimmt, besteht die Gefahr, dass Nutzer in einen „Autopilot-Modus“ geraten und eine kritische Selbstreflexion vernachlässigen. Aus diesem Grund wurde empfohlen, Hintergrundprompts so transparent wie möglich zu verwenden und deren Inhalte mit bekannten Bedrohungsdatenbanken oder Mustern intern zu prüfen, ohne die Eigenverantwortung der Nutzer zu negieren.

Ein entscheidender Faktor für die Akzeptanz des Systems ist die Kommunikation von Unsicherheiten. Das System sollte deutlich machen, wo Lücken bestehen oder Ergebnisse nicht zuverlässig eingeordnet werden können. Dies kann beispielsweise durch Aussagen wie „Ich vermute hier eine Bedrohung, kann es aber nicht sicher beurteilen“ erfolgen. Durch diese Verhalten und transparente Kommunikation wird das Vertrauen in die KI gestärkt und zugleich eine kritische Auseinandersetzung mit den Ergebnissen gefördert. Außerdem muss die Erklärungstiefe individuell einstellbar sein, da Experten auf Basisinformationen verzichten können, während Anfänger verständliche Hintergrundinformationen benötigen. Zusammenfassend wurde hervorgehoben, dass LLMs anfällig für Fehler sind und die Nutzer immer daran erinnert werden sollten, den Vorschlägen nicht vorbehaltlos zu vertrauen.

Auf Basis der Erkenntnisse aus den beiden Workshops wurde ein funktionaler Prototyp entwickelt, der gezielt auf die im Diskurs identifizierten Herausforderungen und Anforderungen eingeht. Das resultierende Interface ist ein dialogorientiertes Assistenzsystem, das Nutzer:innen iterativ durch den Prozess der Bedrohungsanalyse auf Basis von Data-Flow-Diagrammen (DFDs) nach dem STRIDE-Modell begleitet.

Zentraler Ausgangspunkt war die wiederholt geäußerte Kritik an einem One-Shot-Ansatz (Punkt 4), der der Natur des Threat Modelings nicht gerecht wird. Dementsprechend wurde ein dialogbasierter Prozess implementiert, bei dem die KI nach jeder Antwort aktiv Rückfragen stellt – etwa in Form von „What would you like to do next?” – und somit zur fortlaufenden Bearbeitung auffordert. Diese Gesprächsführung unterstützt die iterative Modellierung und fördert die aktive Beteiligung der Nutzenden (Punkt 5). Ergänzend werden durch strukturierte Rückfragen fehlende Informationen erkannt und gezielt nachgefordert (Punkt 16). Die KI weist explizit auf Annahmen oder Unsicherheiten hin und fordert die Nutzenden dazu auf, diese zu bestätigen oder zu korrigieren. Dies adressiert sowohl den Bedarf nach Transparenz (Punkt 27) als auch die Notwendigkeit eines kooperativen Feinschliffs am Modell (Punkt 19).

Ein weiteres wesentliches Element ist die Individualisierung der Kommunikation in Abhängigkeit vom Vorwissen der Nutzenden. Zu Beginn des Prozesses können diese ihren Kenntnisstand im Bereich IT-Sicherheit auf einer Skala von 1 bis 5 angeben. Diese Einschätzung wird im Prompt-Design berücksichtigt und beeinflusst die Tiefe der Erklärungen sowie den Ton der Rückfragen (Punkte 13, 14, 29). Während Anfänger:innen grundlegende Begriffserklärungen erhalten, werden erfahrene Nutzer:innen eher mit kompakten Analysen und Verweisen auf gängige Frameworks oder Standards (z. B. STRIDE, OWASP) angesprochen. Diese adaptive Ansprache wurde im Backend über modulare Prompt-Bausteine realisiert, die entsprechend des gewählten Wissensniveaus zusammengesetzt werden.

Technisch basiert das Interface auf strukturierten, textbasierten Formaten zur Verarbeitung der DFDs, konkret auf JSON. Dieser Fokus erlaubt nicht nur eine maschinenlesbare Analyse, sondern erfüllt auch die Forderung nach besser weiterverwendbaren Datenstrukturen (Punkte 7–9). Eingeladene DFD-Dateien werden automatisch erkannt und in den Prompt integriert. Die KI wird aufgefordert, basierend auf diesen Daten sowohl eine STRIDE-Analyse als auch ein aktualisiertes JSON-Diagramm zu erzeugen. Letzteres wird im Interface visuell hervorgehoben dargestellt, getrennt vom erklärenden Text (Punkt 21). So können die Nutzer:innen gezielt nachvollziehen, welche Modifikationen vorgeschlagen wurden.

Ein besonderes Augenmerk wurde auf die Wiederaufnahme früherer Konversationen gelegt (Punkt 18). Um den iterativen Charakter der Arbeit zu unterstützen, wurde ein Sessionsystem implementiert. Mit diesem können vergangene Chatverläufe gespeichert, benannt und erneut geladen werden. Dadurch ist es möglich, auch Tage oder Wochen später an einem konkreten Modellierungsprozess weiterzuarbeiten. Technisch wurde dies über indexbasierte Chat-Verläufe in Kombination mit persistenter Session-State-Verwaltung umgesetzt.

Zur Erhöhung der Verständlichkeit und Reduzierung potenzieller Fehlinterpretationen wurden alle ChatGPT-Antworten inhaltlich strukturiert und visuell aufbereitet. Der JSON-Ausgabe ist ein eigener Abschnitt im Interface gewidmet, in dem die analysierten Knoten und Kanten übersichtlich als Codeblock dargestellt werden. Auch die Empfehlung, DFD-Knoten eindeutig zu nummerieren, um präzise Rückbezüge und Änderungsanfragen zu ermöglichen (Punkt 15), wurde umgesetzt.

Zusätzlich wurde auf das in den Workshops mehrfach thematisierte Risiko der Überautomatisierung reagiert (Punkt 24). Der Prototyp enthält deshalb keine vollautomatische STRIDE-Bewertung, sondern fungiert bewusst als Vorschlagssystem. In der Prompt-Formulierung wird klargestellt, dass die KI keine finalen Bewertungen trifft, sondern Impulse liefert, die stets durch ein menschliches Fachurteil zu verifizieren sind. Dadurch wird die Rolle der KI als Assistenzsystem explizit gehalten (Punkte 31–34).

Insgesamt zielt der entwickelte Prototyp darauf ab, die Stärken großer Sprachmodelle – insbesondere ihre Fähigkeit zur Kontextverarbeitung und flexible Sprache – nutzbar zu machen, ohne die kritischen Herausforderungen (fehlender Kontext, fehleranfällige Analyse, Erklärbarkeit) auszublenden. Die technische Umsetzung orientiert sich eng an den Erkenntnissen der Workshops und versucht, diesen durch ein nutzerzentriertes, transparentes und iterativ nutzbares System Rechnung zu tragen.

Ausgehend von den im ersten Workshop gewonnenen Erkenntnissen wurde ein interaktiver Prototyp entwickelt, der als Assistenzsystem die Bedrohungsanalyse auf Basis von Data Flow Diagrams (DFDs) mit Hilfe großer Sprachmodelle wie GPT-4 strukturiert unterstützt. Ziel war es, nicht nur technische Machbarkeit zu demonstrieren, sondern vor allem ein nutzerzentriertes Tool zu entwickeln, das die tatsächlichen Anforderungen aus der Praxis berücksichtigt. Der Prototyp wurde daher gezielt entlang der identifizierten Herausforderungen und Nutzerbedarfe gestaltet.

Ein zentrales Anliegen der Teilnehmenden war die Erkenntnis, dass Threat Modeling nicht als einmaliger, automatisierter Prozess funktioniert, sondern vielmehr auf Iteration, Rückkopplung und Kontextverständnis beruht (Punkte 3 und 4). Dementsprechend wurde ein Dialogsystem konzipiert, das nicht nur einmalig eine STRIDE-Analyse generiert, sondern kontinuierlich Nachfragen stellt, Unklarheiten benennt und aktiv um Ergänzungen bittet. Dies geschieht etwa in Form gezielter Anschlussfragen wie: „What would you like to do next?“ oder „Can you clarify which component handles authentication?“. So entsteht ein strukturierter, dialogischer Arbeitsprozess, der Nutzende dazu anregt, aktiv mitzudenken (Punkte 5, 16, 20). Der Prototyp soll die Nutzer:innen nicht passiv durch ein automatisiertes Interface führen, sondern sie als gleichberechtigte Partner im Analyseprozess ernst nehmen.

Um diesem Anspruch gerecht zu werden, wurde die Oberfläche so gestaltet, dass sie zentrale Informationen sichtbar trennt: Der Hauptdialog enthält die Kommunikation mit dem Sprachmodell, ergänzt um strukturierte Blöcke für z. B. JSON-Ausgaben. Ein Beispiel dafür ist die automatische Generierung aktualisierter DFDs auf JSON-Basis, die jeweils ans Ende der Antwort angefügt und im Interface separat hervorgehoben wird. Dadurch wird dem Wunsch nach Transparenz und Nachvollziehbarkeit entsprochen (Punkte 21 und 28), ohne den Dialogfluss zu stören.

Technisch verarbeitet das Interface vorrangig strukturierte Eingaben im JSON-Format (Punkte 7, 8 und 9). Hierdurch wird sichergestellt, dass Datenflüsse, Systemkomponenten und Sicherheitsannahmen maschinenlesbar sind und gezielt analysiert werden können. Zwar können auch Bilder (z. B. PNGs von DFDs) hochgeladen werden, jedoch wurde auf Basis des Feedbacks bewusst entschieden, diese Funktionalität nur als ergänzend zu verstehen – nicht als primären Analysekanal. Dadurch bleibt die Schnittstelle kompatibel mit APIs und lässt sich perspektivisch in weitere automatisierte Analyseprozesse integrieren.

Ein besonders hervorzuhebendes Feature ist die Möglichkeit, das Wissen und die Perspektive der Nutzenden aktiv in den Analyseprozess einzubinden. Zu Beginn des Dialogs wird abgefragt, wie sicher sich die Person im Bereich IT-Security fühlt. Die Selbsteinschätzung erfolgt auf einer Skala von 1 bis 5 (von Laien bis Security-Expert:innen) und beeinflusst die Ausgestaltung der Rückmeldungen maßgeblich (Punkte 13, 14 und 29). Während Einsteiger:innen eher erklärende Hinweise und kontextuelle Erläuterungen erhalten, bekommen erfahrene Nutzer:innen knappe Bewertungen mit Fokus auf STRIDE-Kategorien, Referenzstandards und möglichen Sicherheitslücken. Diese Differenzierung wurde über modular aufgebaute Prompt-Vorlagen implementiert, die jeweils zielgruppenspezifisch formuliert sind. Die Inhalte werden nicht nur sprachlich angepasst, sondern auch inhaltlich so kuratiert, dass z. B. für Entwickler:innen Hinweise auf relevante Bibliotheken, Frameworks oder Schutzmechanismen mitgeliefert werden (Punkte 10, 11 und 12).

Ein häufig genannter Wunsch im Workshop war zudem die Möglichkeit, an bestehenden Analyseprozessen weiterarbeiten zu können, auch wenn diese bereits Tage oder Wochen zurückliegen (Punkt 18). Dies wurde durch eine Sessionsidebar umgesetzt, über die frühere Chatverläufe gespeichert, geladen und fortgesetzt werden können. Der Verlauf wird mitsamt dem JSON-Kontext sowie den Dialogdaten abgelegt, sodass die KI im Anschlussgespräch auf vergangene Annahmen, Systembeschreibungen und Nutzerentscheidungen zurückgreifen kann. Dadurch wird eine kontinuierliche, iterativ nachvollziehbare Arbeitsweise ermöglicht, wie sie in agilen Entwicklungszyklen üblich ist (Punkt 17).

Der gesamte Interaktionsprozess ist darauf ausgelegt, menschliches Wissen mit maschineller Analysefähigkeit zu kombinieren. Das System versteht sich dabei nicht als automatisierter Gutachter, sondern als Dialogpartner, der Annahmen hinterfragt, Vorschläge unterbreitet und dabei explizit auf Unsicherheiten hinweist (Punkte 6, 27 und 30). Eine typische Formulierung der KI ist etwa: „I assume that the data is stored without encryption because no encryption node is specified. Please confirm or correct this.“ Solche Rückfragen erhöhen die Transparenz des Analyseprozesses und unterstützen das Ziel, Vertrauen in die Interaktion mit einem KI-System aufzubauen.

Um die Gefahr einer unreflektierten Überautomatisierung zu verringern (Punkt 24), wird zudem immer wieder betont, dass der Output der KI lediglich als Empfehlung zu verstehen ist. Die Nutzer:innen werden kontinuierlich daran erinnert, eigene Entscheidungen zu treffen, Annahmen zu prüfen und ggf. zu widersprechen. Der Prototyp fungiert somit explizit nicht als automatisierte Sicherheitslösung, sondern als Assistenzsystem, das den menschlichen Prozess ergänzt – ganz im Sinne der Zielsetzung von Punkt 34.

Zusammenfassend zeigt der entwickelte Prototyp, dass sich viele der im Workshop formulierten Anforderungen in einem LLM-basierten Tool technisch umsetzen lassen. Das Interface adressiert die Herausforderungen der Praxis nicht nur oberflächlich, sondern reagiert strukturiert auf konkrete Defizite existierender Ansätze: mangelnder Kontext, unklare Rückfragen, überfordernde Outputs und fehlende Iteration. Durch ein adaptives, interaktives und auf Transparenz ausgelegtes Design schafft der Prototyp eine Arbeitsumgebung, die sowohl für Security-Einsteiger:innen als auch für erfahrene Fachkräfte Mehrwert bietet – und damit die Grundlage für einen zukünftigen, realitätsnahen Einsatz von KI-gestütztem Threat Modeling in Softwareentwicklungsprozessen legt.