Familienname, Vorname: _____

Firmenadresse: _____

_____

_____

Telefon: _____

Fax: _____

E-Mail-Adresse: _____

_____

_____

_____

Schulungsunternehmen: _____

Referent: _____

CT-GenAI – Probeprüfung

SET A (v1.1) – GTB-Edition

CT-GenAI - Lehrplan Version v1.1 (2026) - MASTER

ISTQB® Certified Tester – Specialist - GenAI

Urheberrecht

Copyright © 2025 International Software Testing Qualifications Board (im Folgenden ISTQB® genannt). Alle Rechte vorbehalten.

Übersetzung und Anpassung des englischsprachigen Sample Exams des International Software Testing Qualifications Board (ISTQB®), Originaltitel: Certified Tester, Testing with generative AI, GenAI.

Änderungsübersicht

Version	Datum	Bemerkungen
0.1	04.11.2025	Hinweis: Die vorliegende Probeprüfung wurde überwiegend aus Probeprüfungsfragen zum ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI erstellt; wobei die bestehenden Fragen im Rahmen der Lokalisierung optimiert wurden.
1.0	11.11.2025	Finale deutschsprachige Fassung nach Einarbeitung der Befunde aus dem BETA-Review.
1.0.1a	28.02.2026	Tipp- und Wordingfehler in Fragen 4, 5, 8, 10, 12, 13, 16, 18, 20, 21, 25, 26, 30, 32, 36, 37 und 40 korrigiert.
1.0.1b	31.05.2026	Wordingfehler in Frage 5; Layout und Formatierung verbessert
1.1	12.06.2026	Anpassung an die englische Fassung des Sample Exam Papers V1.1 (2026) und an den CT-GenAI Lehrplan v1.1

Einführung

Dies ist eine Probeprüfung. Sie hilft den Kandidaten bei ihrer Vorbereitung auf die Zertifizierungsprüfung. Enthalten sind Fragen, deren Format anderen regulären ISTQB®/ GTB-Prüfungen wie zum Beispiel der Prüfung zum Certified Tester Foundation Level ähnelt. Es ist strengstens verboten, diese Prüfungsfragen in einer echten Prüfung zu verwenden.

1) Jede Einzelperson und jeder Schulungsanbieter kann diese Probeprüfung in einer Schulung verwenden, wenn ISTQB® als Quelle und Copyright-Inhaber der Probeprüfung anerkannt bzw. benannt wird.

2) Jede Einzelperson oder Gruppe von Personen kann diese Probeprüfung als Grundlage für Artikel, Bücher oder andere abgeleitete Schriftstücke verwenden, wenn ISTQB® als Quelle und Copyright-Inhaber der Probeprüfung bestätigt wird.

3) Jedes vom ISTQB® anerkannte nationale Board kann diese Probeprüfung übersetzen und öffentlich zugänglich machen, wenn ISTQB® als Quelle und Copyright-Inhaber der Probeprüfung bestätigt wird.

4) Zu fast jeder Frage wird genau eine zutreffende Lösung erwartet. Bei den Ausnahmen wird explizit auf die Möglichkeit mehrerer Antworten hingewiesen.

Allgemeine Angaben zur Probeprüfung

Anzahl der Fragen: 40

Dauer der Prüfung: 60 Minuten

Gesamtpunktzahl: 46

Punktzahl zum Bestehen der Prüfung: 30 (oder mehr)

Prozentsatz zum Bestehen der Prüfung: 65 % (oder mehr)

Feedback zur vorliegenden Probeprüfung als Ganzes (40 Fragen) oder zu einzelnen Fragen wurden in den deutschsprachigen BETA-Versionen des SET A im Zeitraum September 2025 – November 2025 abgegeben von:

Horst Pohlmann (GTB), Michael Humm (GTB), Ralf Pichler (STB), Georg Sehl, Jürgen Beniermann (GTB), Raphael Dumhart (ATB).

Frage 1	GenAI-1.1.1	K1	Punkte 1.0

Ordnen Sie den folgenden Arten von KI-Technologien (1–4) die passende Beschreibung (A-D) zu:

KI-Technologie:

1. **Symbolische KI**
2. **Klassisches maschinelles Lernen**
3. **Deep Learning**
4. **Generative KI**

Beschreibung:

A. **Verwendet neuronale Netze, um Merkmale automatisch aus Daten zu lernen.**

B. **Verwendet regelbasierte Systeme, um menschliche Entscheidungen nachzuahmen.**

C. **Verwendet Deep Learning, um neue Inhalte zu erstellen, basierend auf den gelernten Trainingsdaten.**

D. **Verwendet einen datengesteuerten Ansatz, der in der Regel (manuelle) Merkmalauswahl erfordert.**

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	1D, 2B, 3A, 4C	☐
b)	1D, 2C, 3B, 4A	☐
c)	1C, 2B, 3D, 4A	☐
d)	1B, 2D, 3A, 4C	☒

GenAI-1.1.1 (K1): Die Lernenden können verschiedene Arten von KI unterscheiden: symbolische KI, klassisches maschinelles Lernen, Deep Learning und generative KI.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

- **Symbolische KI** verwendet ein regelbasiertes System, um menschliche Entscheidungsfindung nachzuahmen, wobei Wissen mithilfe von Symbolen und logischen Regeln dargestellt wird (1B).
- **Klassisches maschinelles Lernen** nutzt einen datengesteuerten Ansatz, der Datenaufbereitung, Merkmalauswahl und Modelltraining erfordert (2D).
- **Deep Learning** ist eine Unterdisziplin des maschinellen Lernens und nutzt neuronale Netze, die Merkmale automatisch aus Daten lernen (3A).
- **Generative KI** nutzt Deep Learning-Verfahren, um aus Trainingsdaten neue Inhalte zu erzeugen (4C).

Daraus folgt:

a) FALSCH

b) FALSCH

c) FALSCH

d) KORREKT

Frage 2	GenAI-1.1.2	K2	Punkte 1.0

Betrachten Sie Large-Language-Modelle (LLMs).

Welche der folgenden Optionen bietet DIE BESTE Erklärung dafür, warum die begrenzte Größe des Kontextfensters die Textverarbeitungsfähigkeiten von LLMs beeinträchtigen kann?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Weil das Kontextfenster zeitliche Verarbeitungssequenzen einschränkt und LLMs daran hindert, bei der Analyse längerer Texte die chronologische Konsistenz aufrechtzuerhalten.	☐
b)	Weil das Kontextfenster Querverweise begrenzt und damit die Fähigkeit von LLMs einschränkt, Informationen aus verschiedenen Dokumenten gleichzeitig zu verknüpfen.	☐
c)	Weil die begrenzte Größe des Kontextfensters LLMs dazu zwingt, frühere Informationen zu verwerfen, die jedoch relevante Details enthalten können, die für das Verständnis späterer Inhalte erforderlich sind.	☒
d)	Weil das Kontextfenster die Granularität der Analyse einschränkt und LLMs daran hindert, zwischen Zeichen- und Dokumentebene zu wechseln.	☐

GenAI-1.1.2 (K2): Die Lernenden können die Grundlagen von generativer KI und von Large Language Modellen erläutern.
Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1)

a) FALSCH – da das Kontextfenster nicht die zeitliche Abfolge steuert, sondern lediglich den Umfang des Textes begrenzt, der gleichzeitig berücksichtigt werden kann.

b) FALSCH – Das Kontextfenster begrenzt die Anzahl gleichzeitig berücksichtigter Tokens, nicht spezifisch „Querverweise zwischen Dokumenten“. Liegen relevante Passagen mehrerer Dokumente innerhalb des Tokenbudgets, kann das Modell sie gemeinsam verarbeiten und verknüpfen. Die Einschränkung resultiert also aus dem Tokenlimit, nicht aus der Herkunft der Informationen.

c) KORREKT – da ein Überschreiten der Größe des Kontextfensters dazu führt, dass das Modell frühere Tokens verwerfen muss, darunter möglicherweise relevante Informationen für das Verständnis späterer Inhalte.

d) FALSCH – da das Kontextfenster nicht steuert, auf welcher Detailstufe der Text analysiert wird (z. B. Zeichen, Wörter, Absätze), sondern ausschließlich die Menge an Tokens begrenzt, die das Modell gleichzeitig berücksichtigen kann.

Frage 3	GenAI-1.1.2	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen beschreibt die Tokenisierung bei der Textverarbeitung für LLMs AM BESTEN?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Die Tokenisierung wandelt Token in hochdimensionale Vektoren um, um ihre Bedeutung zu erfassen.	☐
b)	Die Tokenisierung generiert die Bausteine, die zum Verstehen und Generieren von Text verwendet werden.	☒
c)	Die Tokenisierung generiert mithilfe neuronaler Netze kontextuell angemessene Antworten.	☐
d)	Die Tokenisierung sagt das nächste Token in einer Sequenz auf der Grundlage gelernter Beziehungen voraus.	☐

GenAI-1.1.2 (K2): Die Lernenden können die Grundlagen von generativer KI und von Large Language Modellen erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Dies ist nicht korrekt. Dies beschreibt die Vektordarstellung von Spracheinheiten (Einbettungen, engl. embeddings), nicht die Zerlegung in kleinere Einheiten (Tokenisierung, engl. tokenization).

b) KORREKT – Bei der Zerlegung von Text in kleinere Einheiten (Token) dienen diese als Bausteine für das Verstehen und Erzeugen von Sprache. Dadurch wird es Sprachmodellen (LLMs) ermöglicht, Text zu verarbeiten. Siehe auch die Definition von „Tokenisierung" im Lehrplan („Anhang D – Spezifische Begriffe der Generativen KI").

c) FALSCH – Dies ist nicht korrekt. Dies beschreibt die allgemeine Funktion großer Sprachmodelle (LLMs), nicht die Tokenisierung.

d) FALSCH – Dies bezieht sich darauf, wie Sprachmodelle (LLMs) Text generieren, nicht auf die Tokenisierung.

Frage 4	GenAI-1.1.3	K2	Punkte 1.0

Welche zwei der folgenden Aussagen über Foundation-LLMs, Instruction-tuned LLMs und Reasoning LLMs sind im Kontext des Softwaretestens korrekt?

Wählen Sie ZWEI Optionen! (2 aus 5)

a)	Foundation-LLMs sind hervorragend geeignet, um Testfälle aus übergreifenden Anforderungen ohne strukturierte Eingaben zu generieren.	☐
b)	Reasoning-LLMs zeichnen sich durch die Erstellung von Testskripten aus, die sich streng an vordefinierte organisatorische Vorlagen halten.	☐
c)	Instruction-Tuned LLMs priorisieren die Testdurchführung autonom auf der Basis von Echtzeit-Benutzerfeedback.	☐
d)	Reasoning-LLMs sind hervorragend geeignet, um Daten aus Fehlerberichten zu synthetisieren, um Trends zu erkennen und Testmaßnahmen zu priorisieren.	☒
e)	Instruction-Tuned LLMs sind gut geeignet, Testfälle zu generieren, die der Gherkin-Syntax entsprechen.	☒

GenAI-1.1.3 (K2): Die Lernenden können zwischen grundlegenden, auf Instruktionen abgestimmten und auf Schlussfolgerungen basierenden LLMs unterscheiden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – da grundlegende LLMs (Foundation-LLMs) zwar Testfälle generieren können, aber ohne strukturierte Eingaben nicht „hervorragend geeignet“ sind. Die Aussage vermittelt ein falsches Bild ihrer Fähigkeiten.

b) FALSCH – da das Erstellen vorlagenbasierter Testskripte die Befolgung expliziter Instruktionen erfordert, was die Aufgabe von Instruction-Tuned LLMs ist, nicht von Reasoning-LLMs.

c) FALSCH – da anwendungsoptimierte LLMs für das Befolgen strukturierter Instruktionen entworfen sind. Autonome Priorisierung von Tests auf Basis von Echtzeit-Feedback liegt außerhalb ihres Aufgabenbereichs.

d) KORREKT – da Reasoning-LLMs ausdrücklich darauf ausgelegt sind, mehrere Datenquellen zu synthetisieren sowie logische Schlussfolgerungen und Problemlösungen durchzuführen. Das Erkennen von Trends und die Priorisierung von Testmaßnahmen entspricht genau diesen Fähigkeiten.

e) KORREKT – da Instruction-Tuned LLMs speziell darauf trainiert sind, Instruktionen zu befolgen, einschließlich der Einhaltung gewünschter Formate und Syntaxregeln. Die Generierung von Testfällen in Gherkin-Syntax passt ideal zu ihren Fähigkeiten.

Frage 5	GenAI-1.1.4	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen beschreibt die Beziehung zwischen multimodalen LLMs und Vision-Language-Modellen AM BESTEN?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Multimodale LLMs sind eine Untergruppe von Vision-Language-Modellen und für die Verarbeitung verschiedener Eingaben entwickelt.	☐
b)	Vision-Language-Modelle sind eine Untergruppe multimodaler LLMs, die speziell visuelle und textuelle Daten verarbeiten.	☒
c)	Vision-Language-Modelle stehen in keinem Zusammenhang mit multimodalen LLMs und beziehen sich ausschließlich auf die Benutzungsschnittstelle.	☐
d)	Multimodale LLMs und Vision-Language-Modelle sind gleichbedeutende Begriffe.	☐

GenAI-1.1.4 (K2): Die Lernenden können die Grundprinzipien multimodaler LLMs und Vision-Sprach-Modelle zusammenfassen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Vision-Language-Modelle sind eine Untergruppe multimodaler LLMs, nicht umgekehrt.

b) KORREKT – Vision-Language-Modelle integrieren speziell visuelle und textuelle Daten und sind damit eine Untergruppe multimodaler LLMs.

c) FALSCH – Vision-Language-Modelle sind eng mit multimodalen LLMs verwandt und keineswegs davon unabhängig.

d) FALSCH – Multimodale LLMs und Vision-Language-Modelle haben unterschiedliche Anwendungsbereiche und sind nicht gleichbedeutend.

Frage 6	GenAI-1.2.1	K2	Punkte 1.0

Welche zwei der folgenden Optionen stellen die wichtigsten Fähigkeiten von LLMs beim Test dar?

Wählen Sie ZWEI Optionen! (2 aus 5)

a)	Identifizieren von Mehrdeutigkeiten und Inkonsistenzen in Anforderungen.	☒
b)	Generieren von vollständigem Anwendungscode für die Bereitstellung.	☐
c)	Automatisierung der Ausführung aller Testskripte ohne menschliches Eingreifen.	☐
d)	Vollständig eigenständige Durchführung explorativer Tests direkt an der Anwendung ohne Testerinteraktion.	☐
e)	Erstellen von vielfältigen Testdaten mit verschiedenen Kombinationen und Grenzwerten.	☒

GenAI-1.2.1 (K2): Die Lernenden können Beispiele für wichtige Funktionen von LLMs für Testaufgaben nennen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – LLMs können Anforderungen analysieren und klären, indem sie Unklarheiten und Inkonsistenzen identifizieren.

b) FALSCH – Die Generierung vollständigen Anwendungscodes ist keine Schlüsselkompetenz von LLMs beim Testen.

c) FALSCH – LLMs können die Testautomatisierung unterstützen, indem sie Testskripte aus Testfallbeschreibungen generieren, bestehende Testskripte verbessern, Änderungen vorschlagen und geeignete Testverfahren identifizieren.

d) FALSCH – LLMs können exploratives Testen unterstützen, führen aber keine vollständig eigenständigen explorativen Tests direkt an der Anwendung ohne Testerinteraktion durch.

e) KORREKT – LLMs können vielfältige Testdaten generieren, einschließlich Kombinationen und Grenzwerten.

Frage 7	GenAI-1.2.2	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen erklärt AM BESTEN den Unterschied zwischen KI-Chatbot und LLM-gestützten Testanwendungen im Zusammenhang mit Softwaretesten?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Ein KI-Chatbot eignet sich besser für spezifische Testaufgaben, während LLM-gestützte Testanwendungen vor allem für Ad-hoc-Interaktionen gedacht sind.	☐
b)	Sowohl KI-Chatbot als auch LLM-gestützte Testanwendungen sind so konzipiert, dass sie ohne wesentliche Anpassung für dieselben Testaufgaben eingesetzt werden können.	☐
c)	LLM-gestützte Testanwendungen basieren auf Konversations-Prompts, während KI-Chatbots in Testwerkzeugen und -prozessen integriert werden müssen.	☐
d)	KI-Chatbots dienen als Konversationsschnittstellen für Ad-hoc-Tests, während LLM-gestützte Testanwendungen angepasste Lösungen für spezifische Testaufgaben bieten.	☒

GenAI-1.2.2 (K2): Die Lernenden können Interaktionsmodelle bei der Verwendung von GenAI für Softwaretesten vergleichen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – KI-Chatbots eignen sich am besten für Ad-hoc-Interaktionen (z. B. Rückfragen, schnelle Einschätzungen) und sind nicht primär als spezialisierte Werkzeuge für konkrete, klar abgegrenzte Testaufgaben konzipiert.

b) FALSCH – Die Aussage unterstellt, dass KI-Chatbots und LLM-gestützte Testanwendungen ohne wesentliche Anpassung für dieselben Testaufgaben eingesetzt werden können. In der Praxis dienen KI-Chatbots vor allem als Konversationsschnittstellen für Ad-hoc-Interaktionen, während LLM-gestützte Testanwendungen typischerweise auf bestimmte Testaufgaben zugeschnitten und in Werkzeuge und Prozesse integriert werden. Sie sind daher nicht ohne Weiteres austauschbar.

c) FALSCH – Hier werden die Rollen vertauscht: KI-Chatbots basieren typischerweise auf Konversations-Prompts und dienen als dialogorientierte Schnittstellen. LLM-gestützte Testanwendungen gehen über reine Konversation hinaus, da sie in Testwerkzeuge und -prozesse eingebettet werden und spezifische Testaufgaben unterstützen.

d) KORREKT – KI-Chatbots dienen als Konversationsschnittstellen für Ad-hoc-Tests, während LLM-gestützte Testanwendungen angepasste Lösungen für spezifische Testaufgaben bieten.

Frage 8	GenAI-2.1.1	K2	Punkte 1.0

Ein Tester untersucht einen strukturierten Prompt, mit dem LLM-Unterstützung für die Performanzanalyse eingeholt werden soll.

Eine der Komponenten dieses Prompts enthält: „Testberichte von Performanztestwerkzeugen, Systemüberwachungsprotokolle während Spitzenlastzeiten und Anwendungsbenchmarks aus früheren Versionen“.

Welcher Komponente der sechsteiligen Prompt-Struktur lässt sich diese Beschreibung AM BESTEN zuordnen?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Kontext	☐
b)	Eingabedaten	☒
c)	Einschränkungen	☐
d)	Ausgabeformat	☐

GenAI-2.1.1 (K2): Die Lernenden können Beispiele für die Struktur von Prompts nennen, die in der generativen KI für das Softwaretesten verwendet werden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Der Kontext liefert Hintergrundinformationen über die Testumgebung oder das zu testende System, nicht jedoch spezifische Eingabedaten. Zwar ist von Performanztests die Rede, die Beschreibung listet aber tatsächliche Datenquellen auf.

b) KORREKT – Die Beschreibung listet spezifische Datenquellen (Testberichte, Überwachungsprotokolle, Leistungsbenchmarks) auf, die vom LLM verarbeitet werden, um die Analyse durchzuführen.

c) FALSCH – Einschränkungen beschreiben Regeln oder besondere Bedingungen für die Durchführung der Aufgabe. Die Beschreibung nennt jedoch Datenquellen, nicht Einschränkungen des Analyseansatzes.

d) FALSCH – Das Ausgabeformat legt fest, wie die Antwort des LLM strukturiert sein sollte. Die Beschreibung listet tatsächliche Datenquellen auf, ohne Bezug darauf zu nehmen, wie die Ergebnisse dargestellt werden sollen.

Frage 9	GenAI-2.1.1	K2	Punkte 1.0

Ein Tester möchte, dass ein LLM eine Anforderung auf potenzielle Fehlerzustände analysiert. Im strukturierten Prompt, den der Tester verwendet, lautet eine Zeile: „Die potenziellen Fehlerzustände müssen in einer Markdown-Tabelle mit den folgenden Spalten angegeben werden: ID, Anforderung, Fehlerzustand, Beschreibung, Fehlerschweregrad“.

Welcher Komponente der sechsteiligen Prompt-Struktur lässt sich diese Zeile AM BESTEN zuordnen?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Instruktionen	☐
b)	Einschränkungen	☐
c)	Ausgabeformat	☒
d)	Kontext	☐

GenAI-2.1.1 (K2): Die Lernenden können Beispiele für die Struktur von Prompts nennen, die in der generativen KI für das Softwaretesten verwendet werden.

Begründung: (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1)

a) FALSCH – Die angegebene Zeile beschreibt nicht, welche Aufgabe auszuführen ist, sondern wie die Ergebnisse dargestellt werden sollen. Instruktionen legen fest, was das LLM tun soll, während hier das Ausgabeformat spezifiziert wird.

b) FALSCH – Die angegebene Zeile legt keine Einschränkungen für den Analyseprozess fest, sondern definiert ausschließlich das gewünschte Ausgabeformat. Einschränkungen könnten z. B. Vorgaben wie „kosmetische Probleme ausschließen” enthalten.

c) KORREKT – Die angegebene Zeile entspricht der Definition des Lehrplans für das Ausgabeformat, das festlegt, wie das LLM die Ergebnisse präsentieren soll.

d) FALSCH – Die angegebene Zeile enthält keine Hintergrundinformationen z. B. in Bezug auf die Anforderungsspezifikationen, sondern beschreibt ausschließlich das Ausgabeformat.

Frage 10	GenAI-2.1.2	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen beschreibt AM BESTEN die Unterschiede zwischen den Techniken „Prompt-Verkettung (prompt chaining)“, „Few-Shot-Prompting“ und „Meta-Prompting“?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Prompt-Verkettung konzentriert sich auf die Bereitstellung von Beispielen, Few-Shot-Prompting unterteilt Aufgaben in Teilaufgaben und Meta-Prompting verfeinert Prompts manuell.	☐
b)	Few-Shot-Prompting nutzt mehr als ein Beispiel; Prompt-Verkettung zerlegt Aufgaben in Zwischenschritte, deren Ergebnisse überprüft und verfeinert und in den nächsten Prompt übernommen werden; Meta-Prompting nutzt Instruktionen auf höherer Ebene, damit das LLM Prompts iterativ generiert/verbessert – mit Testerbewertung.	☒
c)	Meta-Prompting legt den Schwerpunkt auf die Aufteilung von Aufgaben in Schritte, Prompt-Verkettung verwendet Beispiele und Few-Shot-Prompting konzentriert sich auf die manuelle Optimierung von Prompts.	☐
d)	Prompt-Verkettung bietet Anleitung ohne Beispiele, Few-Shot-Prompting bietet Anleitung mit Beispielen und Meta-Prompting stützt sich auf vom Tester definierte Prompts.	☐

GenAI-2.1.2 (K2): Die Lernenden können zwischen den wichtigsten Prompt-Techniken für Testen unterscheiden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Prompt-Verkettung bedeutet, eine Aufgabe in aufeinanderfolgende Prompts zu zerlegen, nicht Beispiele auszuführen. Few-Shot-Prompting ist die Technik, die Beispiele liefert. Meta-Prompting beruht darauf, dass das LLM seine eigenen Prompts iterativ verfeinert, nicht darauf, dass der Tester die Prompts manuell anpasst.

b) KORREKT – Few-Shot-Prompting bietet Anleitung anhand von Beispielen, Prompt-Verkettung zerlegt Aufgaben in mehrere Zwischenschritte (einzelne Prompts) und Meta-Prompting ermöglicht dem LLM, eigene Prompts iterativ zu verfeinern.

c) FALSCH – Meta-Prompting dient der automatischen Verfeinerung von Prompts durch das LLM, nicht der Aufteilung von Aufgaben in einzelne Schritte. Prompt-Verkettung steht für schrittweise Zerlegung von Aufgaben, nicht für das Verwenden von Beispielen. Few-Shot-Prompting liefert Beispiele und dient nicht der manuellen Optimierung von Prompts.

d) FALSCH – Prompt-Verkettung basiert auf der schrittweisen Zerlegung von Aufgaben in einzelne Prompts, nicht auf „Anleitung ohne Beispiele”. Meta-Prompting setzt auf das LLM zur Generierung und Verfeinerung von Prompts, nicht ausschließlich auf vom Tester vorgegebene Formulierungen.

Frage 11	GenAI-2.1.3	K2	Punkte 1.0

Was ist die Hauptfunktion eines System-Prompts in Interaktionen mit LLMs?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Bereitstellung eines Rahmens für das LLM-Verhalten während der gesamten Konversation.	☒
b)	Übermittlung spezifischer Fragen oder Instruktionen vom Benutzer an das LLM.	☐
c)	Dynamische Anpassung an jede Benutzerinteraktion und Festlegung des Konversationskontexts.	☐
d)	Einbeziehung sichtbarer Benutzereingaben und Festlegung von Regeln für die Konversation.	☐

GenAI-2.1.3 (K2): Die Lernenden können zwischen System-Prompts und Benutzer-Prompts unterscheiden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – Der System-Prompt setzt den Rahmen für Verhalten, Ton und Regeln des LLM über die gesamte Konversation hinweg (typischerweise statisch).

b) FALSCH – Dies beschreibt einen Benutzer-Prompt (konkrete Fragen/Instruktionen), nicht den System-Prompt.

c) FALSCH – Ein System-Prompt passt sich nicht automatisch jeder Interaktion an; es ist in der Regel statisch.

d) FALSCH – Der System-Prompt ist für Nutzer in der Regel nicht sichtbar und enthält keine Benutzereingaben.

Frage 12	GenAI-2.2.1	K3	Punkte 2.0

Sie sollen stabile, bereits auf Fehler geprüfte Anforderungen eines neuen Projekts mit generativer KI analysieren, indem Sie

(1) Testbedingungen generieren,

(2) diese risikobasiert priorisieren und

(3) potenzielle Lücken in der Testüberdeckung

mithilfe eines Prompt-Verkettungs-Ansatzes identifizieren.

Welche zwei Vorgehensweisen sind zur Erreichung der Ziele (1)-(3) in diesem Szenario AM WENIGSTEN geeignet und NICHT im Sinne des beschriebenen Prompt-Verkettungs-Ansatzes?

Wählen Sie ZWEI Optionen! (2 aus 5)

a)	Übermitteln Sie die Anforderungen an das LLM und fordern Sie es auf, auf Grundlage dieser Anforderungen Testbedingungen zu erstellen.	☐
b)	Stellen Sie dem LLM die Testbedingungen zur Verfügung, geben Sie den Kontext für die Priorisierung (z. B. Risikobewertungen, Qualitätsziele) und fordern Sie eine Priorisierung an.	☐
c)	Stellen Sie dem LLM die priorisierten Testbedingungen zur Verfügung und fordern Sie eine Abdeckungsanalyse gegen die Anforderungen an.	☐
d)	Übermitteln Sie die Anforderungen an das LLM und fordern Sie es auf, in einem Schritt priorisierte Testbedingungen zu erstellen, die alle Aspekte abdecken.	☒
e)	Übermitteln Sie die Anforderungen an das LLM und fordern Sie es ausschließlich auf, Inkonsistenzen/Unklarheiten zu finden, anstatt Testbedingungen zu generieren, zu priorisieren und die Überdeckung zu analysieren.	☒

GenAI-2.2.1 (K3): Die Lernenden können generative KI für Aufgaben bei der Testanalyse anwenden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Gehört zum korrekten ersten Schritt des Prompt-Chaining (Generierung von Testbedingungen aus der Testbasis).

b) FALSCH – Entspricht dem zweiten, kontextgestützten Schritt (risikobasierte Priorisierung).

c) FALSCH – Entspricht dem dritten Schritt (Abdeckungsanalyse auf Vollständigkeit/Abdeckung).

d) KORREKT – „Alles-in-einem-Schritt“ widerspricht dem Prompt-Verkettungs-Prinzip und verringert die Steuerbarkeit/Nachvollziehbarkeit.

e) KORREKT – Der Schritt trägt **nicht zur Zielerreichung (1) – (3)** bei, da er **anstatt** der Generierung/Priorisierung/Überdeckungsanalyse nur Unklarheiten sucht.

Frage 13	GenAI-2.2.2	K3	Punkte 2.0

Erwägen Sie die Anwendung des sogenannten Few-Shot Prompting, um Testfälle im Gherkin-Stil (d. h. szenariobasiert) für die folgende User-Story und das folgende Akzeptanzkriterium zu generieren:

a) User-Story: „Als Benutzer möchte ich mein Passwort zurücksetzen, damit ich wieder Zugriff auf mein Konto erhalte, wenn ich das Passwort vergesse."

b) Akzeptanzkriterium: „Gibt ein Benutzer eine registrierte E-Mail-Adresse an, wird an diese Adresse eine E-Mail mit einem Link zum Zurücksetzen des Passworts gesendet."

Sie können sich auf vordefinierte Beispiele stützen, die User Stories, Akzeptanzkriterien und Testfälle im Gherkin-Stil enthalten. Ihre Aufgabe besteht darin, eine Eingabeaufforderung zu erstellen, die das LLM bei der Generierung präziser Testfälle anleitet, die mit den Akzeptanzkriterien für die oben genannte User-Story übereinstimmen.

Welche der folgenden Prompts eignet sich AM BESTEN für diese Aufgabe?

Fortsetzung nächste Seite.

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	**Prompt A:** Rolle: Agieren Sie als Testanalyst. Kontext: Sie führen einen Test der Funktion zum Zurücksetzen des Passworts durch. Instruktion: Generieren Sie Testfälle im Gherkin-Stil für die User-Story und das Akzeptanzkriterium. Verwenden Sie dabei die folgenden vordefinierten Beispiele als Leitfaden: << vordefinierte Beispiele >>. Eingabedaten: <<< User-Story >>> und <<< Akzeptanzkriterium >>>. Einschränkungen: Stützen Sie sich bei der Erstellung von Testfällen auf bewährte Verfahren. Ausgabeformat: Generieren Sie Testfälle mit den erwarteten Ergebnissen.	☐
b)	**Prompt B:** Rolle: Agieren Sie als Testanalyst, der auf Testfälle im Gherkin-Stil spezialisiert ist. Kontext: Sie führen einen Test der Funktion zum Zurücksetzen des Passworts durch. Instruktion: Erstellen Sie Testfälle im Gherkin-Stil für die User-Story und das Akzeptanzkriterium, wobei Sie sich an den folgenden vordefinierten Beispielen orientieren: <<< vordefinierte Beispiele >>>. Eingabedaten: <<< User-Story >>> und <<< Akzeptanzkriterium >>>. Einschränkungen: Verwenden Sie die „Given-When-Then"-Syntax und stellen Sie sicher, dass diese mit dem Akzeptanzkriterium übereinstimmt. Ausgabeformat: Beachten Sie das vorgegebene Format für Testfälle im Gherkin-Stil.	☒

Fortsetzung nächste Seite.

c)	**Prompt C:** Rolle: Agieren Sie als Testanalyst. Kontext: Sie führen einen Test der Funktion zum Zurücksetzen des Passworts durch. Instruktion: Erstellen Sie Testfälle im Gherkin-Stil für die User-Story und das Akzeptanzkriterium. Stützen Sie sich bei der Erstellung der Testfälle auf bewährte Verfahren (Best Practices). Eingabedaten: <<< User-Story >>> und <<< Akzeptanzkriterium >>>. Einschränkungen: Verwenden Sie die „Given-When-Then"-Syntax und stellen Sie sicher, dass die Testfälle mit den Akzeptanzkriterien übereinstimmen. Ausgabeformat: Halten Sie sich an das vorgegebene Format für Testfälle im Gherkin-Stil.	☐
d)	**Prompt D:** Rolle: Agieren Sie als Testanalyst. Kontext: Sie testen eine Funktion zum Zurücksetzen des Passworts. Instruktion: Erstellen Sie mindestens zwei Testfälle im Gherkin-Stil für die User-Story und das Akzeptanzkriterium. Konzentrieren Sie sich dabei auf Randfälle. Eingabedaten: <<< User-Story >>> und <<< Akzeptanzkriterium >>>. Einschränkungen: Stellen Sie sicher, dass alle Testfälle der „Given-When-Then"-Syntax entsprechen. Ausgabeformat: Halten Sie sich an das vorgegebene Format für Testfälle im Gherkin-Stil.	☐

GenAI-2.2.2 (K3): Die Lernenden können generative KI für Testentwurf und Testrealisierung anwenden.

Begründung: (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Zwar werden vordefinierte Beispiele erwähnt, die zwingende Verwendung der „Given-When-Then“-Syntax wird jedoch nicht gefordert. Zudem verweisen die Einschränkungen lediglich auf vage „Best Practices“, und die Übereinstimmung mit dem Akzeptanzkriterium wird nicht ausdrücklich sichergestellt.

b) KORREKT – Umfassend und nutzt vordefinierte Beispiele zur Anleitung des LLM; verlangt die „Given-When-Then“-Syntax und stellt die Übereinstimmung mit dem Akzeptanzkriterium sicher.

c) FALSCH – Es fehlen vordefinierte Beispiele; außerdem bleibt der Verweis auf „Best Practices“ bei der Formulierung der Instruktionen vage.

d) FALSCH – Konzentriert sich auf Randfälle und vernachlässigt dadurch eine umfassende Überdeckung; auch hier fehlen Beispiele als Anleitung.

Frage 14	GenAI-2.2.3	K3	Punkte 2.0

Sie haben die Aufgabe, strukturierte Eingabeaufforderungen zur Analyse von Regressionstestergebnissen anzuwenden. Hier ist ein erster Entwurf der Eingabeaufforderung:

Rolle: Agieren Sie als Testanalyst.

Kontext: Analysieren Sie die Rohdaten der Regressionstestergebnisse aus einem kürzlich durchgeführten Testzyklus.

Instruktion: Identifizieren Sie Unstimmigkeiten in den Testergebnissen.

Eingabedaten: Verwenden Sie die angehängte Datei mit den Roh-Testergebnissen.

Einschränkungen: Verwenden Sie die Liste bekannter Anomalien zur Gegenprüfung.

Ausgabeformat: Stellen Sie eine Liste der Unstimmigkeiten in Tabellenform bereit.

Sie werden gebeten, diese Eingabeaufforderung zu verbessern. Welche der folgenden Verbesserungen würde die Eingabeaufforderung AM BESTEN an die bewährten Verfahren des strukturierten Prompt-Engineering für eine umfassende Analyse von Regressionstestberichten anpassen?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Fügen Sie einen Schritt hinzu, um ähnliche Probleme zu gruppieren und die Befunde mit der Liste bekannter Anomalien abzugleichen.	☐
b)	Geben Sie an, dass es sich um einen Analysten für Regressionstests handelt, der auf umsetzbare Erkenntnisse spezialisiert ist.	☐
c)	Erweitern Sie die Instruktion um die Trennung von erwarteten Ergebnissen und Ist-Ergebnissen, die Gruppierung von Problemen und das Hervorheben von Diskrepanzen.	☒
d)	Nehmen Sie Verweise auf Regressionstest-Prinzipien wie „Given-When-Then” in die Einschränkungen auf.	☐

GenAI-2.2.3 (K3): Die Lernenden können generative KI für automatisierte Regressionstests anwenden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Zwar werden Gruppierung und Gegenprüfung berücksichtigt, andere wesentliche Schritte – insbesondere die Trennung von Soll- und Ist-Ergebnissen – bleiben unberücksichtigt.

b) FALSCH – Sorgt zwar für Rollenklarheit, erweitert jedoch weder die Instruktionen noch adressiert es strukturierte Analyseschritte.

c) KORREKT – Erweitert die Instruktionen um alle wichtigen, strukturierten Analyseschritte. Die Trennung von Soll- und Ist-Ergebnissen erleichtert die Identifikation von Abweichungen; die Gruppierung unterstützt die Priorisierung und reduziert Redundanzen; das Hervorheben von Diskrepanzen lenkt die Aufmerksamkeit auf die wichtigsten Befunde.

d) FALSCH – Führt irrelevante Einschränkungen ein und bringt den Prompt nicht mit den Aufgabenanforderungen in Einklang.

Frage 15	GenAI-2.2.4	K3	Punkte 2.0

Sie verwenden ein LLM, um die Erstellung umsetzbarer Testmetriken aus Rohdaten zu unterstützen. Die Metriken umfassen den Testfortschritt, Fehlertrends und die Abdeckung, die sowohl grafisch dargestellt als auch mit Text erläutert werden. Ihr Ziel ist es, den Testprozess zu verbessern, um sicherzustellen, dass die generierten Metriken genau, umsetzbar und für die Beteiligten leicht interpretierbar sind.

Hier ist ein erster Entwurf eines Prompts, der zur Instruktion der KI verwendet wird:

Rolle: Agieren Sie als Testmanager.

Kontext: Ihnen werden Rohdaten aus Testtools zur Verfügung gestellt.

Instruktion: Generieren Sie aus den Rohdaten Metriken zum Testfortschritt, zu Fehlertrends und zur Abdeckung.

Eingabedaten: Verwenden Sie die angehängte Datei mit den Rohdaten der Testergebnisse.

Einschränkungen: Stellen Sie sicher, dass die Ausgabe prägnant und verständlich ist.

Ausgabeformat: Zeigen Sie die Metriken in einem Dashboard-Format.

Sie werden gebeten, diesen Prompt zu überarbeiten.

Welche der folgenden Anpassungen würde die Interpretierbarkeit der generierten Metriken für Stakeholder und die Ableitung nächster Schritte AM STÄRKSTEN verbessern?

Fortsetzung nächste Seite.

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Erweitern Sie das Ausgabeformat um eine Zusammenfassung in einfacher Sprache, die die Metriken interpretiert und die nächsten Schritte für die Beteiligten umreißt.	☒
b)	Geben Sie an, dass die Rolle ein Testmanager ist, der sich auf umsetzbare Erkenntnisse und Entscheidungsunterstützung konzentriert, um eine umfassende Analyse der Testdaten sicherzustellen.	☐
c)	Fügen Sie eine Instruktion hinzu, potenzielle Risiken, die aus den Trends in den generierten Metriken identifiziert wurden, zusammen mit ihrer Folgenabschätzung und Priorisierung aufzunehmen.	☐
d)	Betonen Sie die Einschränkung, dass die Ausgabe auch für die Stakeholder leicht interpretierbar sein muss, durch die Verwendung klarer Sprache und den Verzicht auf Fachjargon.	☐

GenAI-2.2.4 (K3): Die Lernenden können generative KI für Aufgaben bei der Teststeuerung und Testüberwachung anwenden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – Die Erweiterung des Ausgabeformats um eine Zusammenfassung in einfacher Sprache, die die Metriken interpretiert und die nächsten Schritte skizziert, unterstützt direkt Verständnis und Umsetzbarkeit für Stakeholder (vgl. Lehrplan, Abschnitt 2.2.4: „Verbesserte Visualisierung und Berichterstattung von Testmetriken“).

b) FALSCH – Erläutert zwar die Rolle, enthält jedoch keine konkreten Instruktionen, die die Genauigkeit, Umsetzbarkeit oder Interpretierbarkeit der gelieferten Metriken verbessern.

c) FALSCH – Ergänzt eine Risikoanalyse, die den Fokus von den Kernmetriken ablenken könnte, bietet aber weiterhin keinen Mechanismus, um die Ergebnisse für Stakeholder verständlich zu machen.

d) FALSCH – Wiederholt lediglich eine bestehende Einschränkung und gibt keine konkreten Hinweise dazu, wie das LLM eine Interpretierbarkeit auf Stakeholder-Ebene erreichen soll.

Frage 16	GenAI-2.2.5	K3	Punkte 2.0

Ihr Ziel ist es, Testfälle für ein KI-basiertes System zu erstellen, das unter dem Testorakelproblem leidet, bei dem das erwartete Ergebnis nicht eindeutig bestimmt werden kann. Sie können sich nur auf wenige vorhandene Testfälle mit bekannten erwarteten Ergebnissen verlassen. Durch geeignete Analysen haben Sie eine Reihe klar definierter Transformationsregeln identifiziert, die festlegen, wie sich Änderungen an den Eingaben auf die erwarteten Ergebnisse auswirken. Diese Regeln können auf alle vorhandenen Testfälle angewendet werden.

Sie haben sich entschieden, eine generative KI einzusetzen und einem LLM die folgenden Informationen bereitzustellen:

- **die vorhandenen Testfälle mit ihren Eingaben und erwarteten Ergebnissen,**
- **eine klare Beschreibung der Transformationsregeln sowie**
- **Richtlinien für die Generierung zusätzlicher Testfälle durch präzise Anwendung dieser Regeln auf die relevanten vorhandenen Testfälle.**

Mit den angegebenen Informationen kann das ausgewählte LLM direkt zusätzliche Testfälle generieren, die Ihren Erwartungen entsprechen.

Welche der folgenden Prompting-Techniken eignet sich AM BESTEN, um Ihr Ziel in diesem Szenario zu erreichen?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Prompt-Verkettung (Prompt Chaining)	☐
b)	Meta-Prompting	☐
c)	Zero-Shot-Prompting	☐
d)	Few-Shot-Prompting	☒

GenAI-2.2.5 (K3): Die Lernenden können geeignete Prompting-Verfahren für einen bestimmten Kontext auswählen und anwenden.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Prompt-Verkettung wäre zwar möglich, würde die einfache Aufgabe jedoch unnötig verkomplizieren.

b) FALSCH – Meta-Prompting ist nutzbar, ist jedoch weniger direkt und zielgerichtet als Few-Shot-Prompting für diese Aufgabe.

c) FALSCH – Zero-Shot-Prompting ist hier nicht effektiv, weil keine bestehenden Testfälle als Beispiele genutzt werden.

d) KORREKT – Few-Shot-Prompting ist in diesem Szenario ideal, weil sich damit vordefinierte Beispiele (vorhandene Testfälle mit Eingaben und erwarteten Ergebnissen) bereitstellen lassen, die das LLM gezielt anleiten. Die Beispiele demonstrieren die Transformationsregeln, sodass das LLM den Prozess versteht und repliziert und dadurch weitere geeignete Testfälle generiert.

Frage 17	GenAI-2.3.1	K2	Punkte 1.0

Sie verwenden generative KI, um das Testen einer Unterhaltungssoftwareanwendung zu unterstützen.

Ihr Ziel ist es, sowohl typische Nutzungsszenarien als auch Randfälle möglichst umfassend abzudecken.

Das generative KI-Modell generiert dazu

- **Testfälle für Benutzerinteraktionsszenarien,**
- **Testskripte für API-Interaktionen und**
- **synthetische Testdaten zur Abdeckung von Randfällen.**

Welche Kombination aus Metriken und deren Nutzung bewertet die Leistung der generativen KI in diesem Szenario AM BESTEN und liefert eine geeignete Grundlage zur Verfeinerung der Prompts?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Bewerten Sie die Genauigkeit und Sensitivität der Testfälle gegenüber den Anforderungen an die Unterhaltungssoftware und nutzen Sie Zeiteffizienzmetriken, um KI-generierte Testskripte mit manuellen Testaktivitäten zu vergleichen.	☐
b)	Messen Sie die Vielfalt der generierten Testfälle, um unterschiedliche Eingabeszenarien und Randfälle abzudecken, und erfassen Sie die Ausführungserfolgsrate der generierten API-Testskripte, um deren Zuver lässigkeit zu bewerten.	☒
c)	Konzentrieren Sie sich auf die Genauigkeit der synthetischen Testdaten im Hinblick auf Konformitätsstandards für Unterhaltungssoftware und ergänzen Sie dies durch Relevanz und Kontext-Angemessenheit sowie die Ausführungserfolgsrate, um Übereinstimmung und Verwendbarkeit der Testskripte zu bewerten.	☐
d)	Priorisieren Sie Relevanz und Kontext-Angemessenheit aller Ergebnisse, um die Konsistenz mit den Anforderungen an die Unterhaltungssoftware zu gewährleisten, und setzen Sie Vielfalt-Metriken ein, um die Überdeckung von Randfällen zu erweitern, ohne die Ausführungserfolgsrate zu berücksichtigen.	☐

GenAI-2.3.1 (K2): Die Lernenden können Metriken zur Bewertung der Ergebnisse generativer KI bei Testaufgaben verstehen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Genauigkeit und Richtigkeit (Vollständigkeit) sind wichtig für die Übereinstimmung mit den Anforderungen, und Effizienzmetriken helfen beim Vergleich zu manuellen Tests. Sie adressieren jedoch primär Konformität und Aufwand, nicht explizit die Abdeckung unterschiedlicher Nutzungsszenarien und Randfälle oder die Zuverlässigkeit der Ausführung der generierten Skripte. Damit wird das im Szenario geforderte Abdeckungsziel nur unzureichend unterstützt.

b) KORREKT – Die Diversität der Testfälle unterstützt eine umfassende Testabdeckung, da sie sowohl typische Nutzungsszenarien als auch Randfälle adressiert. Die Ausführungserfolgsrate der Testdurchführung misst die Zuverlässigkeit der generierten API-Testskripte in der Praxis. Diese Kombination bewertet damit sowohl die Breite der Abdeckung als auch die technische Ausführbarkeit der KI-Ergebnisse und liefert eine gute Grundlage zur Verfeinerung der Prompts (vgl. Lehrplan, Abschnitt 2.3.1, Metrik „Diversität“).

c) FALSCH – Der Fokus auf Genauigkeit der Testdaten sowie Kontextangemessenheit und Ausführungserfolgsrate der Skripte ist zwar hilfreich für Datenqualität und Nutzbarkeit. Es fehlt jedoch eine explizite Betrachtung der Vielfalt der generierten Testfälle und Randfälle. Somit wird nicht hinreichend bewertet, ob die generative KI tatsächlich ein breites Spektrum von Interaktionsszenarien abdeckt.

d) FALSCH – Relevanz, Kontextangemessenheit und Diversitätsmetriken tragen zur inhaltlichen Passung und zur Erweiterung der Abdeckung von Randfällen bei. Ohne Metriken wie die Ausführungserfolgsrate der Testdurchführung oder Genauigkeit bleibt jedoch unklar, ob die generierten Testskripte zuverlässig und korrekt ausgeführt werden. Die Leistungsbewertung der generativen KI bleibt damit unvollständig.

Frage 18	GenAI-2.3.2	K2	Punkte 1.0

Welches der folgenden Verfahren eignet sich AM BESTEN, um zu analysieren, warum ein LLM wiederholt Testfälle mit falschen erwarteten Ergebnissen generiert, die den Eingaben widersprechen, und daraus Erkenntnisse zur Optimierung des Prompts und zur Vermeidung ähnlicher Fehler abzuleiten?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Ausgabeanalyse	☒
b)	A/B-Test von Prompts.	☐
c)	Anpassung der Länge und Spezifität von Prompts.	☐
d)	Integration von Benutzer-Feedback.	☐

GenAI-2.3.2 (K2): Die Lernenden können Beispiele für Verfahren zur Bewertung und iterativen Verfeinerung von Prompts nennen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – Die Ausgabeanalyse untersucht LLM-Ausgaben auf Ungenauigkeiten und Inkonsistenzen. Durch die Klassifizierung fehlerhafter erwarteter Ergebnisse, die den Anforderungen widersprechen, lässt sich nachvollziehen, warum der Prompt das LLM in die Irre geführt hat; daraus ergeben sich konkrete Hinweise für das Refinement des Prompts.

b) FALSCH – A/B-Tests von Prompts eignen sich eher zum Vergleich verschiedener Prompt-Versionen als zur Ursachendiagnose fehlerhafter erwarteter Ergebnisse.

c) FALSCH – Die Anpassung von Länge und Spezifität eines Prompts kann zwar durch mehr oder weniger Kontext die Antwortqualität verbessern, adressiert jedoch nicht unmittelbar die Ursachen fehlerhafter erwarteter Ergebnisse.

d) FALSCH – Die Nutzung der von Testerinnen und Testern gewonnenen Erkenntnissen zur Nützlichkeit und Klarheit der generierten Ausgaben kann das Prompt-Refinement unterstützen, adressiert aber ebenfalls nicht unmittelbar die Ursachen fehlerhafter erwarteter Ergebnisse.

Frage 19	GenAI-3.1.1	K1	Punkte 1.0

Was ist eine Halluzination im Zusammenhang mit LLM-Ausgaben?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Ein logischer Fehler, bei dem das LLM einen mehrstufigen Denkprozess nicht korrekt nachvollziehen kann.	☐
b)	Eine Generierung irrelevanter oder sachlich falscher Ergebnisse durch das LLM für eine bestimmte Aufgabe.	☒
c)	Eine Verzerrung in der LLM-Ausgabe, die dadurch verursacht wird, dass die Trainingsdaten bestimmte Perspektiven bevorzugen.	☐
d)	Eine Einschränkung des LLM beim Verstehen nicht-englischer Perspektiven bei der Testgenerierung.	☐

GenAI-3.1.1 (K1): Die Lernenden können Definitionen von Halluzinationen, Schlussfolgerungsfehlern und Verzerrungen in Systemen mit generativer KI wiedergeben.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Dies beschreibt argumentative Fehlschlüsse, keine Halluzinationen.

b) KORREKT – Halluzinationen liegen vor, wenn ein LLM Ausgaben erzeugt, die sachlich falsch oder für die jeweilige Aufgabe irrelevant sind (vgl. Abschnitt 3.1.1 des Lehrplans).

c) FALSCH – Hier werden Verzerrungen (BIAS) in den KI-Ergebnissen beschrieben, nicht Halluzinationen.

d) FALSCH – Beschreibt Verzerrungen infolge Unterrepräsentation in den Trainingsdaten, nicht Halluzinationen.

Frage 20	GenAI-3.1.2	K3	Punkte 2.0

Sie verwenden generative KI, um Testfälle für eine E-Commerce-Anwendung (Online-Shop) zu erstellen. Die folgenden Merkmale wurden in der Projektbeschreibung ausdrücklich erwähnt:

- **Warenkorbverwaltung**
- **Anwendung von Rabattcodes**
- **Generierung von Bestellbestätigungs-E-Mails**

Welche der folgenden KI-generierten Testfälle stellt auf Grundlage dieser Angaben AM EHESTEN eine Halluzination dar?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Überprüfe, ob ein Benutzer mehrere Artikel in seinen Warenkorb legen und zur Kasse gehen kann.	☐
b)	Überprüfe, ob ein Benutzer beim Bezahlen keinen abgelaufenen Rabattcode anwenden kann.	☐
c)	Überprüfe, ob ein Benutzer nach erfolgreicher Bestellung eine Bestellbestätigungs-E-Mail erhält.	☐
d)	Überprüfe, ob ein Benutzer eine Wunschliste erstellen kann, um Lieblingsartikel für später zu speichern.	☒

GenAI-3.1.2 (K3): Die Lernenden können Halluzinationen, Schlussfolgerungsfehler und Verzerrungen in der LLM-Ausgabe identifizieren.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Die Warenkorbverwaltung wird in der Projektbeschreibung ausdrücklich erwähnt, daher ist dieser Testfall relevant.

b) FALSCH – Die Verwendung von Rabattcodes wird in der Projektbeschreibung ausdrücklich erwähnt, daher ist dieser Testfall relevant.

c) FALSCH – Bestellbestätigungs-E-Mails werden in der Projektbeschreibung ausdrücklich erwähnt, daher ist dieser Testfall gültig.

d) KORREKT – Die Wunschlistenverwaltung wird in der Projektbeschreibung nicht erwähnt und ist daher der am ehesten halluzinierte Testfall.

Frage 21	GenAI-3.1.3	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Optionen beschreibt AM BESTEN einen unmittelbaren Vorteil klarer und strukturierter Eingabedatenformate (z. B. Tabellen, JSON, fest definierte Felder) beim Einsatz von LLMs für Testaufgaben?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Führt dazu, dass der Aufwand für das Fein-Tuning von LLMs für Testaufgaben reduziert wird.	☐
b)	Führt dazu, dass LLMs kontextrelevantere und präzisere Ausgaben für Testaufgaben erzeugen.	☒
c)	Führt dazu, dass LLMs grundsätzlich keine mehrdeutigen Ergebnisse für Testaufgaben mehr erzeugen.	☐
d)	Führt dazu, dass LLMs kreativere Ergebnisse für Testaufgaben erzeugen.	☐

GenAI-3.1.3 (K2): Die Lernenden können Verfahren zur Minderung von GenAI-Halluzinationen, Reasoning-Fehlern und Verzerrungen (bias) bei Software-Testaufgaben zusammenfassen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Der Aufwand für das Fein-Tuning von LLMs für Testaufgaben ist mit einer weiteren Schulung dieser Modelle anhand eines gezielten Datensatzes verbunden, damit sie das domänenspezifische Wissen und die Feinheiten erlernen können, die für die Durchführung dieser Testaufgaben erforderlich sind. Die Verwendung klarer und strukturierter Eingabedatenformate hat keinen Einfluss auf diesen Aufwand.

b) KORREKT – Die Bereitstellung detaillierter und strukturierter Eingabedaten hilft dem LLM, genauere und kontextbezogenere Ergebnisse zu generieren. Klare Formate wie Tabellen, JSON oder fest definierte Felder reduzieren Interpretationsspielräume und unterstützen eine präzisere Verarbeitung der für die Testaufgabe erforderlichen Informationen.

c) FALSCH – Klare und strukturierte Eingabedaten können Mehrdeutigkeiten reduzieren, sie schließen mehrdeutige Ergebnisse jedoch nicht grundsätzlich aus. LLM-Ausgaben können weiterhin durch unvollständigen Kontext, unklare Instruktionen oder nicht-deterministisches Verhalten variieren.

d) FALSCH – Die Verwendung klarer und strukturierter Eingabedatenformate erhöht nicht die Kreativität von LLMs bei der Generierung von Ausgaben. Im Gegenteil: Solche Formate schränken kreative Variationen ein, da sie von LLMs verlangen, Antworten zu erzeugen, die den vorgegebenen Formaten entsprechen.

Frage 22	GenAI-3.1.4	K1	Punkte 1.0

Welche Strategie kann dazu beitragen, die Variabilität der Ausgaben eines LLMs zu verringern, indem die Wahrscheinlichkeitsverteilung während der Antwortgenerierung eingeschränkt wird?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Senkung des Temperaturparameters.	☒
b)	Erhöhung der Lernrate.	☐
c)	Erhöhung des Anfangswerts für den Zufallsgenerator (Random Seed).	☐
d)	Senkung des Anfangswerts für den Zufallsgenerator (Random Seed).	☐

GenAI-3.1.4 (K1): Die Lernenden können Verfahren zur Risikominderung für nicht-deterministisches Verhalten von LLMs wiedergeben

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – Die Temperatur ist ein Parameter, der die Zufälligkeit der Ausgabe steuert, indem er auf die Wahrscheinlichkeitsverteilung während der Inferenz einwirkt. Eine Senkung der Temperatur reduziert die Zufälligkeit und führt zu konsistenteren Ausgaben.

b) FALSCH – Die Lernrate ist eine Einstellung (die vor Beginn des Trainings festgelegt wird), die den Lernprozess neuronaler Netze steuert. Diese Einstellung bestimmt, wie stark die Gewichtung des Modells während des Trainings verändert wird. Sie hat keinen Einfluss auf die Variabilität der Inferenz. Eine Erhöhung kann zu einer schnelleren Konvergenz während des Trainings führen, hat jedoch keinen Einfluss auf die Variabilität der Ergebnisse während der Inferenz.

c) d) FALSCH – Die Einstellung eines Zufallsstartwerts kann zwar die Reproduzierbarkeit verbessern, führt jedoch nicht von selbst zu einer Verengung der Wahrscheinlichkeitsverteilung während der Inferenz. Darüber hinaus ist es irrelevant, ob sein Wert hoch oder niedrig ist.

Frage 23	GenAI-3.2.1	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen zu Datenschutzbedenken bei der Verwendung generativer KI in Softwaretests ist NICHT korrekt?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Generative KI kann unbeabsichtigt sensible Daten durch ihre Ausgabe offenlegen.	☐
b)	Generative KI-Tools können sensible Daten ohne ausdrückliche Zustimmung des Benutzers speichern und verarbeiten, was zu Missbrauch führen kann.	☐
c)	Die Verwendung von generativen KI-Tools ohne Einhaltung von Datenschutzbestimmungen wie der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) kann zu Rechtsstreitigkeiten führen.	☐
d)	Ein LLM kann unter Umständen echte sensible Daten offenlegen, wenn es bei der Generierung synthetischer Testdaten halluziniert, unabhängig von den Trainingsdaten.	☒

GenAI-3.2.1 (K2): Die Lernenden können die wichtigsten Risiken für den Datenschutz und die Sicherheit im Zusammenhang mit der Verwendung von generativer KI im Softwaretest erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Dies ist ein Datenschutzproblem, da sich der Begriff „unbeabsichtigte Datenoffenlegung" auf Ausgaben generativer KI (GenAI) bezieht, die versehentlich sensible Informationen preisgeben.

b) FALSCH – Dies ist ein Datenschutzproblem, da es den fehlenden Kontrollmechanismus betrifft, mit dem sensible Daten gespeichert oder verarbeitet werden.

c) FALSCH – Dies ist ein Datenschutzproblem im Zusammenhang mit der Nichteinhaltung von Vorschriften wie der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO), was zu rechtlichen Risiken führen kann.

d) KORREKT – Ein LLM gibt keine echten sensiblen Daten preis, wenn es bei der Generierung synthetischer Testdaten halluziniert, solange es nicht mit echten sensiblen Daten trainiert wurde. In diesem Fall wären die Halluzinationen rein synthetisch und würden auf Mustern und Strukturen basieren, die das Modell während des Trainings gelernt hat. Das LLM könnte unbeabsichtigt synthetische Testdaten erzeugen, die echten sensiblen Daten ähneln (was ein potenzielles Risiko darstellt), würde jedoch keine echten sensiblen Daten offenlegen. Insgesamt ist eine solche Generierung sehr unwahrscheinlich.

Frage 24	GenAI-3.2.2	K2	Punkte 1.0

Ein Angreifer schleust gefälschte Testergebnisse in den Trainingsdatensatz eines LLMs ein, das dafür vorgesehen ist, optimale Testabdeckungsstrategien zu empfehlen.

Auf welche Art von Angriffsvektor bezieht sich diese Beschreibung AM BESTEN?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Generierung von bösartigem Code.	☐
b)	Datenverunreinigung	☒
c)	Kontextmanipulation	☐
d)	Manipulation von Anfragen.	☐

GenAI-3.2.2 (K2): Die Lernenden können Beispiele für Datenschutz und Sicherheitslücken bei der Verwendung von generativer KI im Softwaretest nennen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Die Generierung von bösartigem Code umfasst die Manipulation eines LLM, um während der Nutzung Hintertüren (z. B. externe Befehlsaufrufe) zu generieren, nicht das Einschleusen falscher Daten in Trainingsdatensätze.

b) KORREKT – Gemäß dem Lehrplan, Abschnitt 3.2.2, umfasst Datenverunreinigung die „Manipulation von Trainingsdaten“ mit dem konkreten Beispiel „Bereitstellung gefälschter Bewertungen beim Beurteilen der Ergebnisse eines KI-generierten Testberichts“. Die Frage beschreibt genau diesen Angriffsvektor: Ein Angreifer schleust gefälschte Testergebnisse (Ausführungsergebnisse) in den Trainingsdatensatz ein, wodurch die Trainingsdaten direkt manipuliert werden, um die Fähigkeit des LLM, präzise Empfehlungen für optimale Testabdeckungsstrategien zu geben, zu beeinträchtigen.

c) FALSCH – Bei der Kontextmanipulation geht es darum, Anfragen zu senden, die darauf abzielen, vertrauliche Trainingsdatensätze zu extrahieren, nicht das Einschleusen falscher Daten in Trainingsdatensätze.

d) FALSCH – Bei der Manipulation von Anfragen werden während der Laufzeit Daten übergeben oder verändert, um die Ausgabe der KI zu stören, jedoch nicht das Einschleusen falscher Daten in Trainingsdatensätze.

Frage 25	GenAI-3.2.2	K2	Punkte 1.0

Ordnen Sie jede Art von Angriffsvektor (1-4)

1. **„Kontextmanipulation”**
2. **“Manipulation von Anfragen”**
3. **“Datenverunreinigung”**
4. **“Generierung von bösartigem Code”**

dem entsprechenden Beispiel (A-D) zu:

A. Ein Angreifer verändert in böswilliger Absicht Daten, die die Rückverfolgbarkeit zwischen Anforderungen und Testfällen betreffen, innerhalb des Datensatzes, der zum Fein-Tuning eines LLM verwendet wird, und beeinträchtigt damit dessen Genauigkeit bei der Generierung von Testfällen aus Anforderungen.

B. Ein Angreifer erstellt und übermittelt böswillig manipulierte Eingabeaufforderungen (Prompts), die ein LLM, das zur Unterstützung von Testern bei der automatisierten Testskriptgenerierung feinabgestimmt wurde, dazu veranlassen, verwundbare Testskripte mit versteckten Sicherheitslücken zu erstellen.

C. Ein Angreifer übermittelt in böswilliger Absicht umfangreiche, speziell präparierte Eingabeaufforderungen (Prompts), die ein LLM, das zur Unterstützung von Testern bei der Generierung von Testfällen feinabgestimmt wurde, dazu verleiten, versehentlich vertrauliche API-Schlüssel preiszugeben, die aus früheren Testprojekten stammen.

D. Ein Angreifer übermittelt in böswilliger Absicht sorgfältig manipulierte Referenz-Screenshots an ein visuelles Testframework, das ein LLM für vergleichende visuelle Analysen verwendet, um das LLM zu täuschen, sodass es während Regressionstests echte UI-Probleme systematisch ignoriert.

Fortsetzung nächste Seite.

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	1C, 2D, 3A, 4B	☒
b)	1B, 2D, 3A, 4C	☐
c)	1D, 2C, 3B, 4A	☐
d)	1C, 2B, 3D, 4A	☐

GenAI-3.2.2 (K2): Die Lernenden können Beispiele für Datenschutz und Sicherheitslücken bei der Verwendung von generativer KI im Softwaretest nennen.

Begründung:

- **1C – Kontextmanipulation:** Prompt-Injection veranlasst das LLM, vertrauliche API-Schlüssel preiszugeben → Exfiltration sensibler Daten.
- **2D – Manipulation von Anfragen:** Böswillig veränderte Referenz-Screenshots sind **Laufzeit-Eingaben**, die die Ausgabe verfälschen → Request-Manipulation.
- **3A – Datenverunreinigung (Poisoning):** Training/Fein-Tuning-Datensatz wird manipuliert (Rückverfolgbarkeit verfälscht) → Modell lernt falsche Korrelationen.
- **4B – Generierung von bösartigem Code:** Prompt zwingt das LLM, verwundbare/mit Hintertüren versehene Skripte zu erzeugen.

Daher ist a) KORREKT.

Frage 26	GenAI-3.2.3	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Strategien adressiert die Risiken für den Datenschutz im Zusammenhang mit auf generativer KI basierenden Softwaretesten AM BESTEN?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Mehrere LLMs zur Bewertung und zum Vergleich von Testergebnissen verwenden, um die Genauigkeit zu verbessern.	☐
b)	Uneingeschränkten Zugriff auf sensible Testdaten gewähren, um das Training generativer KI zu verbessern.	☐
c)	Die Verschlüsselung sensibler Testdaten deaktivieren, um die Datenspeicherung und Übertragungsprozesse zu vereinfachen.	☐
d)	Sensible Testdaten durch eine anonymisierte Version derselben ersetzen.	☒

GenAI-3.2.3 (K2): Die Lernenden können Strategien zur Minderung von Risiken zusammenfassen, um beim Einsatz von generativer KI im Softwaretest den Datenschutz zu wahren und die Sicherheit zu erhöhen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Obwohl die Bewertung von Ausgaben durch den Vergleich mehrerer LLMs eine nützliche Vorgehensweise ist, liegt der Fokus hier auf der Ausgabequalität im Hinblick auf Genauigkeit, ohne Datenschutzrisiken zu berücksichtigen.

b) FALSCH – Der uneingeschränkte Zugriff auf sensible Daten erhöht das Risiko einer Verletzung des Datenschutzes.

c) FALSCH – Die Deaktivierung der Verschlüsselung sensibler Daten schwächt die Sicherheit und erhöht das Risiko des Datendiebstahls sensibler Daten.

d) KORREKT – Anonymisierung ist eine effektive Strategie zur Minderung von Datenschutzrisiken.

Frage 27	GenAI-3.3.1	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen über die Auswirkungen der Verwendung von LLMs auf den Energieverbrauch und die CO_2-Emissionen ist korrekt?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Bildgenerierungsaufgaben verbrauchen wesentlich mehr Energie als Textgenerierungsaufgaben, verursachen jedoch weniger CO_2-Emissionen.	☐
b)	Generative KI-gestützte Suchvorgänge verbrauchen aufgrund ihrer optimierten Algorithmen deutlich weniger Energie als herkömmliche Websuchen.	☐
c)	Bildgenerierungsaufgaben verbrauchen aufgrund ihrer höheren Komplexität erheblich mehr Energie als Textgenerierungsaufgaben.	☒
d)	Textgenerierungsaufgaben verbrauchen sehr wenig Energie und können daher von Millionen Nutzern ausgeführt werden, ohne einen nennenswerten Energieverbrauch zu verursachen.	☐

GenAI-3.3.1 (K2): Die Lernenden können die Auswirkungen von Aufgabenmerkmalen und Modellnutzung auf den Energieverbrauch von generativer KI im Softwaretest erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Die Bildgenerierung ist weitaus energie- und CO_2-intensiver als die Textgenerierung. Der Energieverbrauch und die CO_2-Emissionen stehen in der Regel in Zusammenhang miteinander, sofern kein Schlüsselfaktor (wie Unterschiede bei den Energiequellen) angegeben ist.

b) FALSCH – Im Gegenteil: Durch GenAI unterstützte Suchanfragen verbrauchen erheblich mehr Energie als herkömmliche Websuchen.

c) KORREKT – Die Bildgenerierung erfordert deutlich mehr Rechenressourcen als die Textgenerierung und ist daher wesentlich energieintensiver.

d) FALSCH – Die kumulativen Auswirkungen der Textgenerierung durch Millionen von Benutzern sind nicht zu vernachlässigen.

Frage 28	GenAI-3.4.1	K1	Punkte 1.0

Welche zwei der folgenden Normen – oder Teile davon – sind für den Einsatz von generativer KI beim Testen von Software AM EHESTEN relevant?

Wählen Sie ZWEI Optionen! (2 aus 5)

a)	ISO/IEC 25010:2023	☐
b)	ISO/IEC 23053:2022	☒
c)	ISO/IEC/IEEE 29119-2:2021	☐
d)	ISO/IEC 42001:2023	☒
e)	ISO/IEC/IEEE 29119-3:2021	☐

GenAI-3.4.1 (K1): Die Lernenden können Beispiele für KI-Vorschriften, Standards und Best-Practice-Rahmenwerke nennen, die für den Einsatz von generativer KI im Bereich Softwaretest relevant sind.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – ISO/IEC 25010:2023 ist eine Norm (nicht im Lehrplan erwähnt, aber im CTFL-Lehrplan genannt), die ein Produktqualitätsmodell definiert, das sich auf die Qualitätseigenschaften von IKT- und Softwareprodukten bezieht. Sie befasst sich jedoch nicht mit der Verwendung von GenAI beim Testen von Software.

b) KORREKT – ISO/IEC 23053:2022 ist eine Norm (im Abschnitt 3.4.1 des Lehrplans erwähnt), die einen Rahmen für Datenqualität, Transparenz und Fehlertoleranz bei der Verwendung von GenAI im Testkontext bereitstellt.

c) FALSCH – ISO/IEC/IEEE 29119-2:2021 ist ein Teil (Band) der Norm (nicht im Lehrplan erwähnt, aber im CTFL-Lehrplan genannt), der sich mit Testprozessen befasst. Er behandelt jedoch nicht die Verwendung von GenAI beim Testen von Software.

d) KORREKT – ISO/IEC 42001:2023 ist eine Norm (im Abschnitt 3.4.1 des Lehrplans erwähnt), die Anforderungen für das Management von KI-basierten Systemen innerhalb einer Organisation festlegt, bewährte Verfahren für GenAI im Bereich Softwaretesten bereitstellt und Konsistenz und Zuverlässigkeit fördert.

e) FALSCH – ISO/IEC/IEEE 29119-3:2021 ist ein Teil (Band) der Norm (nicht im Lehrplan erwähnt, aber im CTFL-Lehrplan genannt), der sich mit Testdokumentation befasst. Er behandelt jedoch nicht den Einsatz von GenAI beim Testen von Software.

Frage 29	GenAI-4.1.1	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Komponenten einer LLM-gestützten Testanwendung ist dafür verantwortlich, Benutzereingaben mit strukturierten, semantisch ähnlichen Daten zu kombinieren, um einen Prompt für das LLM vorzubereiten?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Backend	☒
b)	Frontend	☐
c)	Authentifizierungskomponente	☐
d)	Post-Processing-Komponente	☐

GenAI-4.1.1 (K2): Die Lernenden können die wichtigsten Architekturkomponenten und Konzepte einer LLM-gestützten Testinfrastruktur erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – Das Backend (Orchestrator/LLM-gestützter Agent) ist dafür verantwortlich, Daten aus relationalen Datenbanken und Vektordatenbanken abzurufen, sie mit Benutzer-Prompts zu kombinieren und den für das LLM maßgeschneiderten Prompt vorzubereiten.

b) FALSCH – Das Frontend dient als Benutzerschnittstelle zur Eingabeübermittlung, bereitet jedoch nicht den Prompt für das LLM vor.

c) FALSCH – Die Authentifizierungskomponente gewährleistet einen sicheren Zugriff, ist jedoch weder an der Datenabfrage noch an der Vorbereitung des Prompts beteiligt.

d) FALSCH – Die Post-Processing-Komponente verfeinert die vom LLM generierte Ausgabe, übernimmt jedoch keine Aufgabe bei der Vorbereitung des Prompts.

Frage 30	GenAI-4.1.2	K2	Punkte 1.0

Als Tester sind Sie für eine Bankanwendung zuständig, die Funktionen wie die Benutzeranmeldung, die Kontoverwaltung und sichere Transaktionen umfasst. Die Systemdokumentation, einschließlich der API-Spezifikationen und Sicherheitsanforderungen, ist in einer Vektordatenbank gespeichert. Historische Testfälle sind dagegen in einer relationalen Datenbank gespeichert.

Ihre Aufgabe besteht darin, mithilfe eines Retrieval-Augmented Generation-(RAG)-Frameworks Testfälle zu erstellen, um die Übereinstimmung mit den neuesten Spezifikationen und Anforderungen sicherzustellen.

Welche der folgenden Optionen stellt die AM BESTEN geeignete Verwendung des RAG-Frameworks in diesem Szenario dar?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Eine Abfrage absenden, in der alle zu testenden Funktionen angegeben sind. Das RAG-Framework ruft relevante Spezifikationen und Anforderungen aus der Vektordatenbank ab, kombiniert sie mit historischen Testfällen und generiert automatisch präzise und kontextbezogene Testfälle über das LLM.	☐
b)	Eine Abfrage absenden, die eine zu testende Funktion angibt. Das RAG-Framework ruft relevante Spezifikationen und Anforderungen aus der Vektordatenbank ab, kombiniert sie mit passenden historischen Testfällen und erzeugt über das LLM kontextbezogene Testfallvorschläge, die anschließend überprüft werden können.	☒
c)	Das RAG-Framework verwenden, um historische Testfälle aus der relationalen Datenbank und Sicherheitsanforderungen aus der Vektordatenbank abzurufen. Die abgerufenen Informationen manuell überprüfen, bevor die Abfrage für das LLM verfeinert wird, um gezielte Testfälle zu generieren.	☐
d)	Sich auf die internen Trainingsdaten des LLM verlassen, um Testfälle zu generieren, während das RAG-Framework oder die Referenzabfrage verwendet wird, ohne die abgerufenen Informationen direkt in den Generierungsprozess einzubeziehen.	☐

GenAI-4.1.2 (K2): Die Lernenden können die Retrieval-Augmented Generation zusammenfassen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – RAG eignet sich besser, wenn gezielt nach spezifischen Informationen aus der Vektordatenbank gesucht wird, nicht für den gesamten Datensatz.

b) KORREKT – RAG ruft relevante externe Informationen ab und stellt sie dem LLM als Kontext bereit. Eine gezielte Abfrage zu einer bestimmten Funktion unterstützt ein fokussiertes Retrieval und erhöht die Wahrscheinlichkeit kontextbezogener und genauerer Testfallvorschläge.

c) FALSCH – Die manuelle Prüfung abgerufener Informationen ist nicht grundsätzlich falsch, beschreibt aber nicht den am besten geeigneten RAG-Ablauf in diesem Szenario. RAG zielt darauf ab, relevante Informationen abzurufen und sie unmittelbar als Kontext für die LLM-gestützte Generierung zu verwenden.

d) FALSCH – Sich auf die internen Daten des LLM zu verlassen, ignoriert die Kernfunktion von RAG, Antworten durch die Integration externer, aktueller Informationen zu verbessern.

Frage 31	GenAI-4.1.3	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Optionen beschreibt AM BESTEN die Verbesserungen, die autonome und semiautonome LLM-gestützte Agenten für die Automatisierung von Testprozessen mit sich bringen?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Sie können Effizienz und Qualität primär durch die Wahl zwischen Single-Agenten und Multi-Agenten-Systemen verbessern, unabhängig vom Grad menschlicher Interaktion.	☐
b)	Sie können die Qualität bei der Automatisierung von Testprozessen durch zusätzliche Verifizierungsschritte verbessern, jedoch auf Kosten der Effizienz.	☐
c)	Sie können sowohl die Effizienz als auch die Qualität bei der Automatisierung von Testprozessen verbessern, indem sie ihre Fähigkeit nutzen, mit unterschiedlichen Graden menschlicher Interaktion zu arbeiten.	☒
d)	Sie können sowohl die Effizienz als auch die Qualität bei der Automatisierung von Testprozessen verbessern und gleichzeitig die Notwendigkeit von Verifikationen innerhalb dieser Testprozesse beseitigen.	☐

GenAI-4.1.3 (K2): Die Lernenden können die Rolle und Anwendung von LLM-gestützten Agenten bei der Automatisierung von Testprozessen erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Autonome und semiautonome Agenten können als Einzel-Agent- und/oder Multi-Agenten-Systeme implementiert werden, um sowohl die Effizienz als auch die Qualität in Testprozessen zu verbessern. Die wichtigsten Verbesserungen, die diese Agenten mit sich bringen, beziehen sich jedoch auf eine gesteigerte Effizienz und Qualität in Testprozessen aufgrund ihrer Fähigkeit, Autonomie mit menschlicher Aufsicht in Einklang zu bringen.

b) FALSCH – Obwohl autonome und semiautonome Agenten über Verifizierungen zur Qualitätssicherung verfügen, sind diese Verifizierungen auch auf Effizienz ausgelegt. Der Einsatz automatisierter Prüfungen zielt tatsächlich darauf ab, die Testprozesse zu optimieren und die Qualität zu verbessern, ohne dabei die Effizienz zu beeinträchtigen (und umgekehrt), die dadurch ebenfalls verbessert wird.

c) KORREKT – Autonome Agenten erhöhen die Effizienz, indem sie Testaufgaben innerhalb der Testprozesse mit minimalem menschlichen Eingriff ausführen und dabei automatisierte, auf Effizienz ausgelegte Prüfungen verwenden. Semiautonome Agenten beinhalten eine strategische menschliche Überwachung, die die Qualität der Testergebnisse sicherstellt. Diese beiden Arten von Agenten ermöglichen einen ausgewogenen Ansatz, um sowohl Effizienz als auch Qualität zu erreichen, indem sie ihre Fähigkeit nutzen, mit unterschiedlichen Graden menschlicher Interaktion zu arbeiten.

d) FALSCH – Die vollständige Abschaffung der Verifizierung ist weder realistisch noch wünschenswert. Die Verifizierung bleibt auch bei der Verwendung fortschrittlicher Technologien wie autonomen und halbautonomen LLM-gestützten Agenten von entscheidender Bedeutung.

Frage 32	GenAI-4.2.1	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen über das Fein-Tuning von Sprachmodellen für spezifische Testaufgaben ist FALSCH?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Fein-Tuning umfasst das Training eines vortrainierten Modells mit aufgabenspezifischen Daten, um dessen Leistung und Fachkenntnisse zu verbessern.	☐
b)	Durch Fein-Tuning wird ein Sprachmodell mit neuen Fähigkeiten ausgestattet, indem sein allgemeines Wissen durch aufgabenspezifisches Denken ersetzt wird, wodurch eine Überanpassung vermieden wird.	☒
c)	Durch Fein-Tuning werden die Parameter eines vortrainierten Modells anhand eines gezielten Datensatzes modifiziert, um es an einen bestimmten Bereich oder eine bestimmte Aufgabe anzupassen.	☐
d)	Fein-Tuning erfordert qualitativ hochwertige, aufgabenspezifische Datensätze, um verzerrte oder ungenaue Ergebnisse zu vermeiden.	☐

GenAI-4.2.1 (K2): Die Lernenden können das Fein-Tuning von Sprachmodellen für bestimmte Testaufgaben erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Korrekte Beschreibung von Fein-Tuning, die die Leistung eines Modells in einem bestimmten Bereich durch aufgabenspezifisches Training verbessert.

b) KORREKT – Diese Aussage ist falsch, da Fein-Tuning das allgemeine Wissen des Modells nicht ersetzt und Überanpassung weiterhin eine potenzielle Herausforderung darstellt.

c) FALSCH – Dies ist eine korrekte Beschreibung, da Fein-Tuning die Anpassung von Parametern unter Verwendung gezielter Datensätze beinhaltet.

d) FALSCH – Dies ist eine korrekte Beschreibung der mit Fein-Tuning verbundenen Herausforderungen, da Datensätze von hoher Qualität für eine effektive Anpassung entscheidend sind.

Frage 33	GenAI-4.2.2	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen beschreibt AM BESTEN den Schwerpunkt von Large-Language-Model-Operations (LLMOps) bei der Bereitstellung und Verwaltung von LLMs für Testaufgaben?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Effiziente Verwaltung, Überwachung und Optimierung von LLMs über ihren Lebenszyklus hinweg, einschließlich Datenschutz-, Sicherheits- und Kostenaspekten.	☒
b)	Vermeidung der Abhängigkeit von generativer KI in Testprozessen.	☐
c)	Die Beschränkung der LLM-Nutzung auf Chatbot-basiertes Testen, um die Komplexität zu reduzieren.	☐
d)	Vollständige Automatisierung aller Testaufgaben ohne menschliche Beteiligung.	☐

GenAI-4.2.2 (K2): Die Lernenden können LLMOps und dessen Rolle bei der Bereitstellung und Verwaltung von LLMs für Testaufgaben erläutern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – LLMOps verwaltet LLMs über deren Lebenszyklus hinweg und befasst sich mit Datenschutz, Sicherheit und Kosten im Zusammenhang mit Testen.

b) FALSCH – Large-Language-Model-Operations (LLMOps) konzentriert sich auf die Verwaltung von LLMs, nicht auf die Verhinderung ihrer Nutzung.

c) FALSCH – LLMOps findet in verschiedenen Anwendungsbereichen Verwendung und beschränkt sich nicht nur auf Chatbot-basierte Lösungen.

d) FALSCH – LLMOps zielt nicht darauf ab, alle Testaufgaben vollständig zu automatisieren, sondern auf einen kontrollierten und effizienten Betrieb.

Frage 34	GenAI-5.1.1	K1	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen über Schatten-KI ist richtig?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Schatten-KI erzwingt die Einhaltung der Datenrichtlinien des Unternehmens und der geltenden KI-Vorschriften.	☐
b)	Schatten-KI macht klare Lizenzvereinbarungen für KI-Tools überflüssig.	☐
c)	Schatten-KI verringert das Risiko von Streitigkeiten über geistiges Eigentum.	☐
d)	Schatten-KI kann zu unbefugten Zugriffen auf sensible Informationen führen.	☒

GenAI-5.1.1 (K1): Die Lernenden können sich an die Risiken von Schatten-KI erinnern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Schatten-KI unterläuft Unternehmensrichtlinien, statt sie durchzusetzen.

b) FALSCH – Schatten-KI birgt Risiken im Zusammenhang mit unklaren Lizenzvereinbarungen, die zu Streitigkeiten über geistiges Eigentum führen können.

c) FALSCH – Schatten-KI erhöht das Risiko von Streitigkeiten über geistiges Eigentum, anstatt es zu verringern.

d) KORREKT – Schatten-KI verfügt oft nicht über robuste Sicherheit, was das Risiko von Datenpannen oder unbefugtem Zugriff erhöht.

Frage 35	GenAI-5.1.2	K2	Punkte 1.0

Was ist ein wichtiger Aspekt, der bei der Definition einer generativen KI-Strategie für das Testen zu berücksichtigen ist?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Planung von Schulungsprogrammen, um sicherzustellen, dass die Teammitglieder Zertifizierungen für jedes verwendete LLM erhalten.	☐
b)	Auswahl von LLMs, die sich effizient in bestehende Testumgebungen und Testtools integrieren lassen.	☒
c)	Sicherstellen der Verfügbarkeit möglichst vieler Eingabedaten, um die Wahrscheinlichkeit einer höheren LLM-Ausgabequalität zu gewährleisten.	☐
d)	Erhebung von standardisierten Metriken aus dem überwachten maschinellen Lernen, um die Effektivität der LLM-Ausgaben zu bewerten.	☐

GenAI-5.1.2 (K2): Die Lernenden können die wichtigsten Aspekte erläutern, die bei der Definition einer Strategie für den Einsatz von generativer KI im Softwaretest zu berücksichtigen sind.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Auch wenn Zertifizierungen für bestimmte LLMs nützlich sein könnten und künftig häufiger angeboten werden, sollten Schulungsprogramme darauf ausgerichtet sein, dass die Mitglieder des Testteams die technischen Fähigkeiten erwerben, die erforderlich sind, um GenAI-Tools effektiv einzusetzen.

b) KORREKT – Die Auswahl von LLMs, die mit der bestehenden Testinfrastruktur und den Skalierbarkeitsanforderungen kompatibel sind, ist ein zentraler Aspekt einer GenAI-Strategie. Testwerkzeuge und Testumgebungen bilden dabei die wesentlichen Elemente der Testinfrastruktur.

c) FALSCH – Datenqualität und strukturierte, sichere Eingaben sind entscheidend, um zuverlässige Ergebnisse mit GenAI zu erzielen. Es ist wichtig, eine ausreichende Menge qualitativ hochwertiger Eingabedaten (entsprechend den Testzielen) bereitzustellen, nicht einfach so viele Daten wie möglich.

d) FALSCH – In Abschnitt 5.1.2 wird betont, dass eine GenAI-Strategie aufgabenspezifische Metriken erfassen muss, um die Effektivität der LLM-Ausgaben zu bewerten. Die in Abschnitt 2.3.1 beschriebenen Metriken (z. B. Relevanz, Erfolgsquote bei der Ausführung, Effizienz) sind auf Testaufgaben zugeschnitten und nicht als Ganzes aus dem klassischen überwachten maschinellen Lernen übernommen.

Frage 36	GenAI-5.1.3	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Aussagen beschreibt AM BESTEN ein wesentliches Kriterium für die Auswahl eines geeigneten Large-Language-Modells (LLM) für bestimmte Testaufgaben in einer Testorganisation?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Die Leistung des LLM sollte ausschließlich anhand unternehmensinterner Benchmarks für die jeweiligen Testaufgaben bewertet werden.	☐
b)	Die Bewertung des LLM sollte sich an öffentlich verfügbaren Community-Benchmarks orientieren, um vollständige Kompatibilität sicherzustellen.	☐
c)	Die wiederkehrenden Kosten, z. B. für die benötigten Rechenressourcen, sollten berücksichtigt werden.	☒
d)	Die wiederkehrenden Kosten sollten anhand der Einbindung des LLM an das Testmanagement-Werkzeug bewertet werden, um die Eignung des LLM für Testaufgaben nachzuweisen.	☐

GenAI-5.1.3 (K2): Die Lernenden können die wichtigsten Kriterien für die Auswahl von LLMs/SLMs für Software-Testaufgaben in einem gegebenen Kontext zusammenfassen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Ein nicht hinreichendes / alleiniges Auswahlkriterium ist die Bewertung der Leistung des Modells für die Testaufgaben anhand unternehmensinterner Benchmarks unter Verwendung von Metriken, wie sie im Lehrplan beschrieben sind (siehe Abschnitt 5.1.3).

b) FALSCH – Die Bewertung eines LLM anhand öffentlich verfügbarer Community-Benchmarks zur Sicherstellung vollständiger Kompatibilität ist nicht eines der im Lehrplan (Abschnitt 5.1.3) genannten Schlüsselkriterien für die Auswahl eines geeigneten LLM für spezifische Testaufgaben.

c) KORREKT – Ein wichtiges Auswahlkriterium ist die Bewertung der wiederkehrenden Kosten (siehe Abschnitt 5.1.3). Diese Antwort stellt ein typisches Beispiel für solche wiederkehrenden Kosten dar.

d) FALSCH – Ein wichtiges Auswahlkriterium ist die Bewertung der wiederkehrenden Kosten (siehe Abschnitt 5.1.3). Diese Antwort bezieht sich jedoch auf ein typisches Beispiel für einmalige Kosten.

Frage 37	GenAI-5.1.4	K1	Punkte 1.0

Welche Phasen sind bei der Einführung von generativer KI in einem Unternehmen BESONDERS WICHTIG?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Erkundung, Einführung und Definition der Nutzung, sowie Nutzung und Iteration.	☒
b)	Bewusstsein, Priorisierung der Nutzung, Leistungsüberwachung.	☐
c)	Planung, Experimentieren, Bewertung und Verfeinerung (Refinement).	☐
d)	Schulung, Testen, Implementierung und Skalierung.	☐

GenAI-5.1.4 (K1): Die Lernenden können sich an die wichtigsten Phasen bei der Einführung von generativer KI in einer Testorganisation erinnern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

Der Lehrplan (Abschnitt 5.1.4) beschreibt drei Schlüsselphasen bei der Einführung von generativer KI in einem Unternehmen:

- Erkundung
- Einführung und Definition der Nutzung
- Nutzung und Iteration

Somit:

a) KORREKT – Alle drei Schlüsselphasen werden ausdrücklich erwähnt.

b) FALSCH – Diese Option enthält keine der drei Phasen, sondern nur Ziele bzw. Aktivitäten.

c) FALSCH – Bezieht sich auf Projektaktivitäten, nicht auf die im Lehrplan genannten Phasen.

d) FALSCH – Beschreibt Implementierungsschritte, nicht die Phasen der Einführung von generativer KI.

Frage 38	GenAI-5.2.1	K2	Punkte 1.0

Welche der folgenden Optionen beschreibt AM BESTEN ein Beispiel für Anforderungen an Kenntnisse und/oder Fähigkeiten, die Tester benötigen, um in Testprozessen mit Large-Language-Modellen (LLMs) effektiv zu arbeiten?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Beherrschung von Techniken, die speziell darauf abzielen, zu verhindern, dass LLMs bei bestimmten Testaufgaben Halluzinationen oder Argumentationsfehler begehen.	☐
b)	Auswahl und Implementierung geeigneter Testautomatisierungsansätze, wie z. B. der schlüsselwortgetriebenen Testautomatisierung, zur Automatisierung von Testprozessen.	☐
c)	Auswahl des am besten geeigneten LLM anhand von Kriterien wie seiner Fähigkeit, an spezifische Testaufgaben angepasst oder feinabgestimmt (fine-tuned) zu werden.	☒
d)	Sicherstellung, dass die bei der Entwicklung der LLMs verwendeten Validierungs- und Testdaten von höchster Qualität sind.	☐

GenAI-5.2.1 (K2): Die Lernenden können die wesentlichen Fähigkeiten und Wissensbereiche erläutern, die Tester benötigen, um effektiv mit generativer KI in Testprozessen zu arbeiten.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Halluzinationen in LLMs sind ein inhärentes Problem aktueller KI-Technologien; Tester können sie nicht verhindern, sondern müssen deren Risiken erkennen und mindern.

b) FALSCH – Auch wenn Kenntnisse in Testautomatisierung wertvoll sind, befassen sich jedoch nicht spezifisch mit der Integration von GenAI in Testprozesse.

c) KORREKT – Der Lehrplan nennt die *Bewertung der Fähigkeiten von LLMs* als Schlüsselkompetenz. Dazu gehört der Vergleich und die Auswahl geeigneter Modelle, die für bestimmte Testaufgaben angepasst oder feinabgestimmt werden können.

d) FALSCH – Diese Fähigkeit betrifft die Entwicklung von LLMs (z. B. durch KI-Forscher), nicht jedoch den Einsatz von GenAI in Testaufgaben. Tester konzentrieren sich auf die Qualität der Testdaten, die sie direkt für ihre LLM-gestützten Tests verwenden.

Frage 39	GenAI-5.2.2	K1	Punkte 1.0

Was ist der BESTE Ansatz, um innerhalb von Testteams Fähigkeiten zu fördern, die speziell die Einführung von generativer KI unterstützen?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Hauptsächlich auf externe Expertenkurse mit praktischen Übungen setzen, mit dem Ziel, KI sofort in alle täglichen Testaufgaben zu integrieren.	☐
b)	Unabhängiges Experimentieren mit verschiedenen LLMs fördern, ohne einem strukturierten Lernprozess zu folgen.	☐
c)	Hauptsächlich auf theoretische Kurse von externen Experten setzen, um KI schrittweise im Einklang mit dem tatsächlichen Lernfortschritt in die täglichen Testaufgaben zu integrieren.	☐
d)	Einen praxisorientierten, schrittweisen Lernprozess einführen, der durch angeleitete Übungen, Peer-Learning und Wissensaustausch-Communities unterstützt wird.	☒

GenAI-5.2.2 (K1): Die Lernenden können sich an Strategien zur Entwicklung von KI-Fähigkeiten innerhalb von Testteams erinnern, um die Einführung von generativer KI in Testaktivitäten zu unterstützen.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) FALSCH – Externe Expertenkurse mit praktischen Übungen können zwar von Vorteil sein, aber wenn man sich hauptsächlich auf sie verlässt, verliert das interne Training und der Aufbau einer Community an Bedeutung. Außerdem ist es nicht empfehlenswert, KI in alle täglichen Testaufgaben in Form eines „Big-Bang“-Ansatzes zu integrieren.

b) FALSCH – Auch wenn Experimentieren Teil des Lernprozesses ist, führt unabhängiges Experimentieren ohne Struktur möglicherweise nicht zu einer konsistenten oder effektiven Kompetenzentwicklung.

c) FALSCH – Eine überwiegende Abhängigkeit von theoretischen Kursen externer Experten mindert die Bedeutung der Entwicklung praktischer Fähigkeiten und des Know-hows durch internen Wissensaustausch innerhalb des Unternehmens.

d) KORREKT – Der Lehrplan empfiehlt einen schrittweisen, praxisorientierten Lernprozess mit Peer-Learning und Wissensaustausch in Communities.

Frage 40	GenAI-5.2.3	K1	Punkte 1.0

Welche der folgenden Antworten beschreibt AM BESTEN, wie sich die Einführung von generativer KI für das Testen auf die Rolle von Testern innerhalb einer Testorganisation auswirkt?

Wählen Sie EINE Option! (1 aus 4)

a)	Tester verlagern ihren Schwerpunkt vom manuellen Testentwurf/-ausführung hin zum Steuern und Reviewen von KI-generierten Testartefakten.	☒
b)	Testmanager verlagern ihren Fokus vom Management von Testprojekten auf das Verständnis der inneren Funktionsweise generativer KI-Technologien.	☐
c)	Tester verlagern ihren Fokus vom manuellen Entwerfen von Testfällen hin zur Überwachung KI-basierter Testprozesse.	☐
d)	Testmanager verlagern ihren Fokus von der Abhängigkeit von Menschen hin zur ausschließlichen Nutzung generativer KI, um die Produktivität bei Testaufgaben zu steigern.	☐

GenAI-5.2.3 (K1): Die Lernenden können erkennen, wie sich Testprozesse und Verantwortlichkeiten innerhalb einer Testorganisation bei der Einführung von generativer KI verändern.

Begründung (siehe ISTQB®-Lehrplan CT-GenAI V1.1):

a) KORREKT – Tester entwickeln sich zu Spezialisten für KI-gestützte Tests, die Prompts verfeinern und KI-Ausgaben überprüfen.

b) FALSCH – Die Verantwortlichkeiten der Testmanager werden um die Entwicklung einer KI-basierten Teststrategie, das KI-basierte Risikomanagement und die Überwachung KI-basierter Testprozesse erweitert. Ihr Schwerpunkt liegt also weiterhin auf dem Testmanagement und nicht auf dem Verständnis der (technisch komplexen) Funktionsweise von GenAI-Technologien.

c) FALSCH – Die operative Überwachung / Steuerung KI-basierter Testprozesse liegt überwiegend beim Testmanagement; Tester prüfen/kuratieren KI-Artefakte.

d) FALSCH – Testmanager sollen Fähigkeiten von Menschen und KI ausbalancieren, um effiziente Ergebnisse zu erzielen.

Platz für Ihre Notizen:
(werden bei der Korrektur weder gelesen noch bewertet)

Platz für Ihre Notizen:
(werden bei der Korrektur weder gelesen noch bewertet)