University of Stuttgart
Institute of Industrial Automation
and Software Engineering

Automating Safety and Risk Management with Large Language Models Agents

Belal Abulabn
Supervisor: Yuchen Xia
Study Program: Elektromobilität

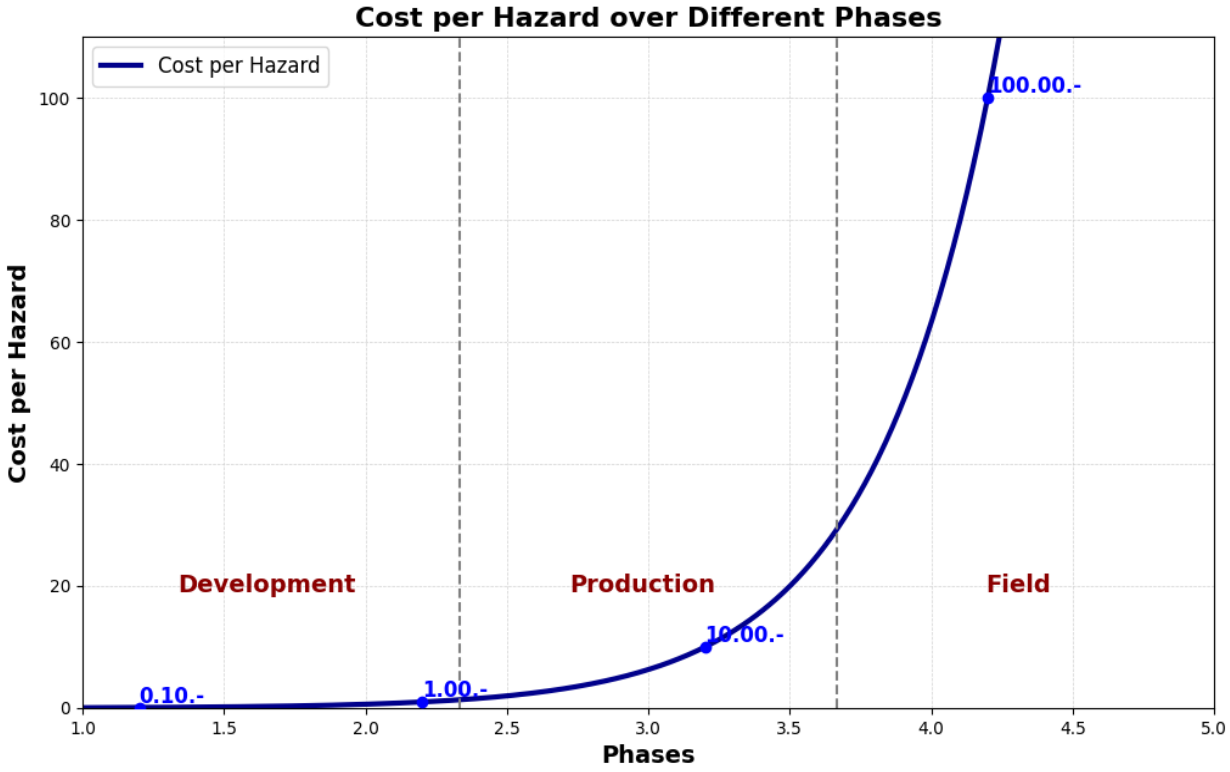
Agenda

- Einführung
- Forschungsfragen und Ziele
- Konzept Entwurf
- Implementierung
- Auswertung und Ergebnisanalyse
- Fazit

Motivation

Risikoeinschätzung

- Je früher die Risikoeinschätzung erfolgt, desto kosteneffizienter ist es im Produktlebenszyklus.
- Methods: **Failure Modes and Effects Analysis (FMEA), Fault Tree Analysis (FTA)**
- Standards wie **ISO 14971** (Risikobewertung im Produktlebenszyklus), **ISO 15026** (System- und Softwarelebenszyklus-Prozesse – Risikomanagement) und **ISO 31000** (Risikomanagement).



Hintergrund

LLM

Problem

Manuell, arbeitsintensiv, könnten kritische Probleme übersehen und erfordern Fachkräfte in unterschiedlichen Bereichen.

- Warum LLM nutzen?
  - Internalisiertes menschliches Wissen
  - Verschiedene Domänen
  - Automatisierte Informationsverarbeitung
  - Anpassungsfähigkeit
  - Skalierbarkeit durch Agent-design

Forschungsfrage

Wie können LLMs für Risikomanagementprozesse eingesetzt werden?

Forschungsfragen und -schritte

Einsatz von LLMs zur Unterstützung von Ingenieuren im Risikomanagement.

Befolgung von ISO-Normen:
ISO 14971, ISO 15026, ISO 31000

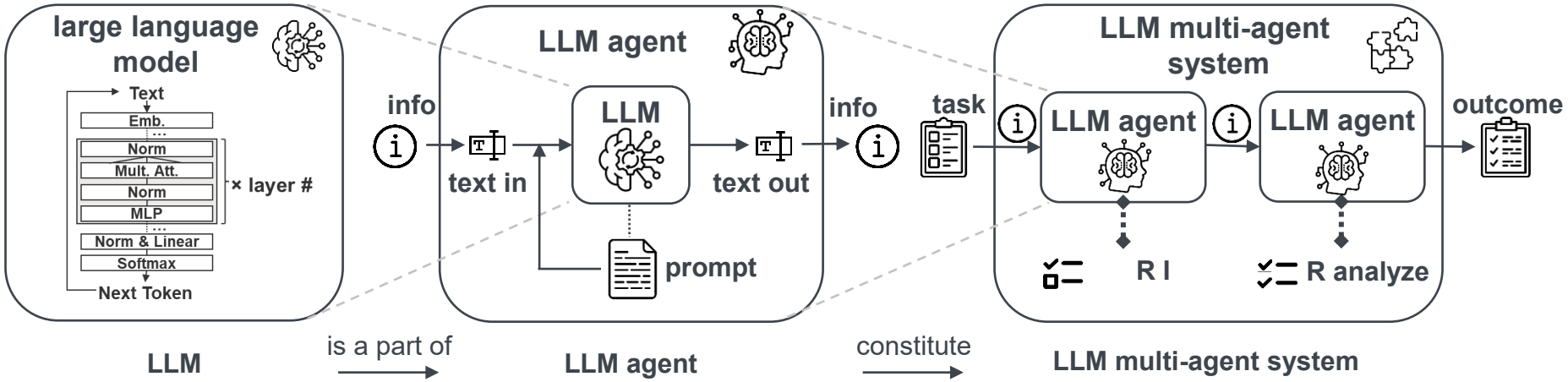
Entwicklung eines automatisierten Workflows

Modelle bewerten und Fein tuning

Grundlagen LLM-Agent

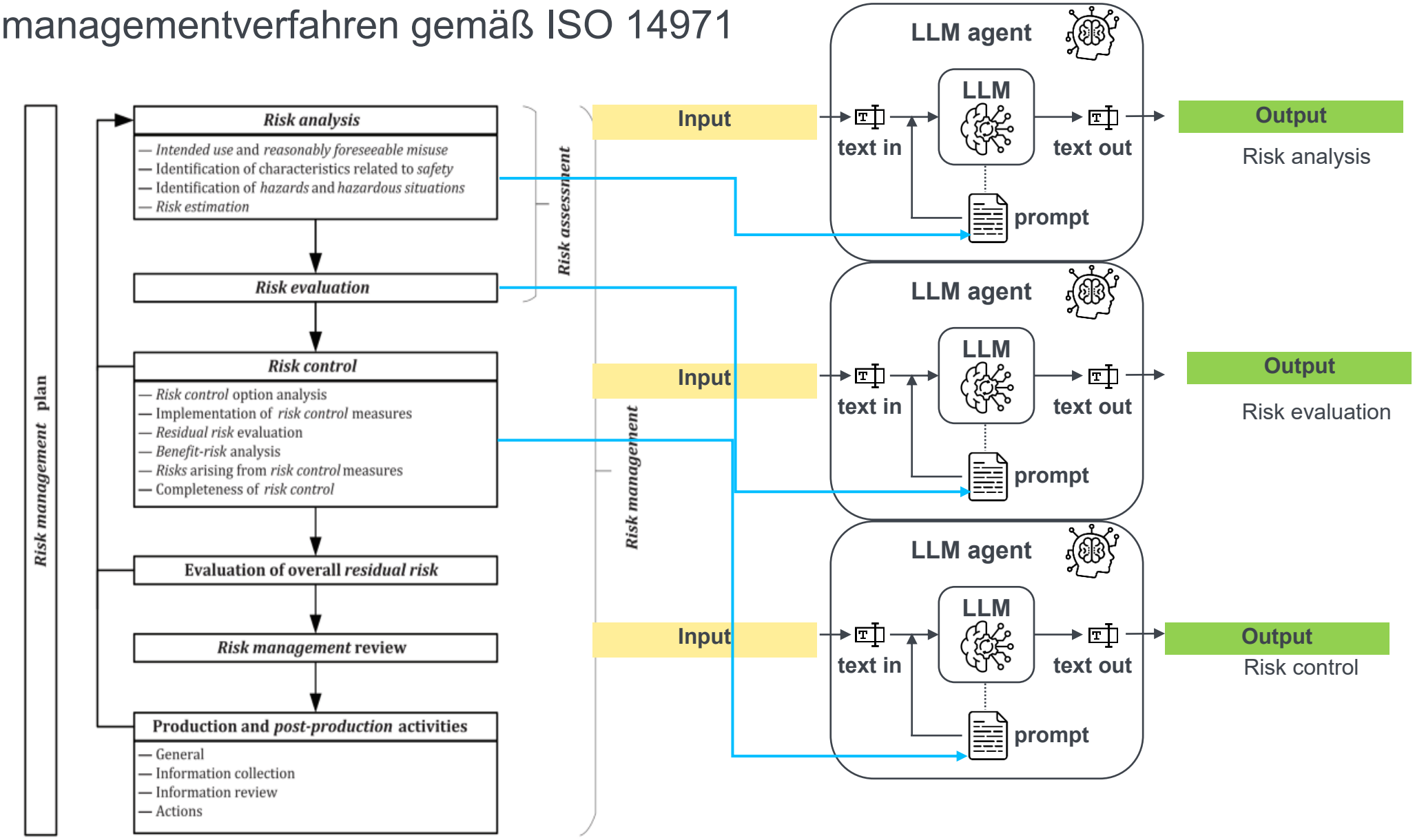
Allgemeine Methodik für den Entwurf von LLM-Systemen

Vom LLM-Modell zum LLM-Agentensystem



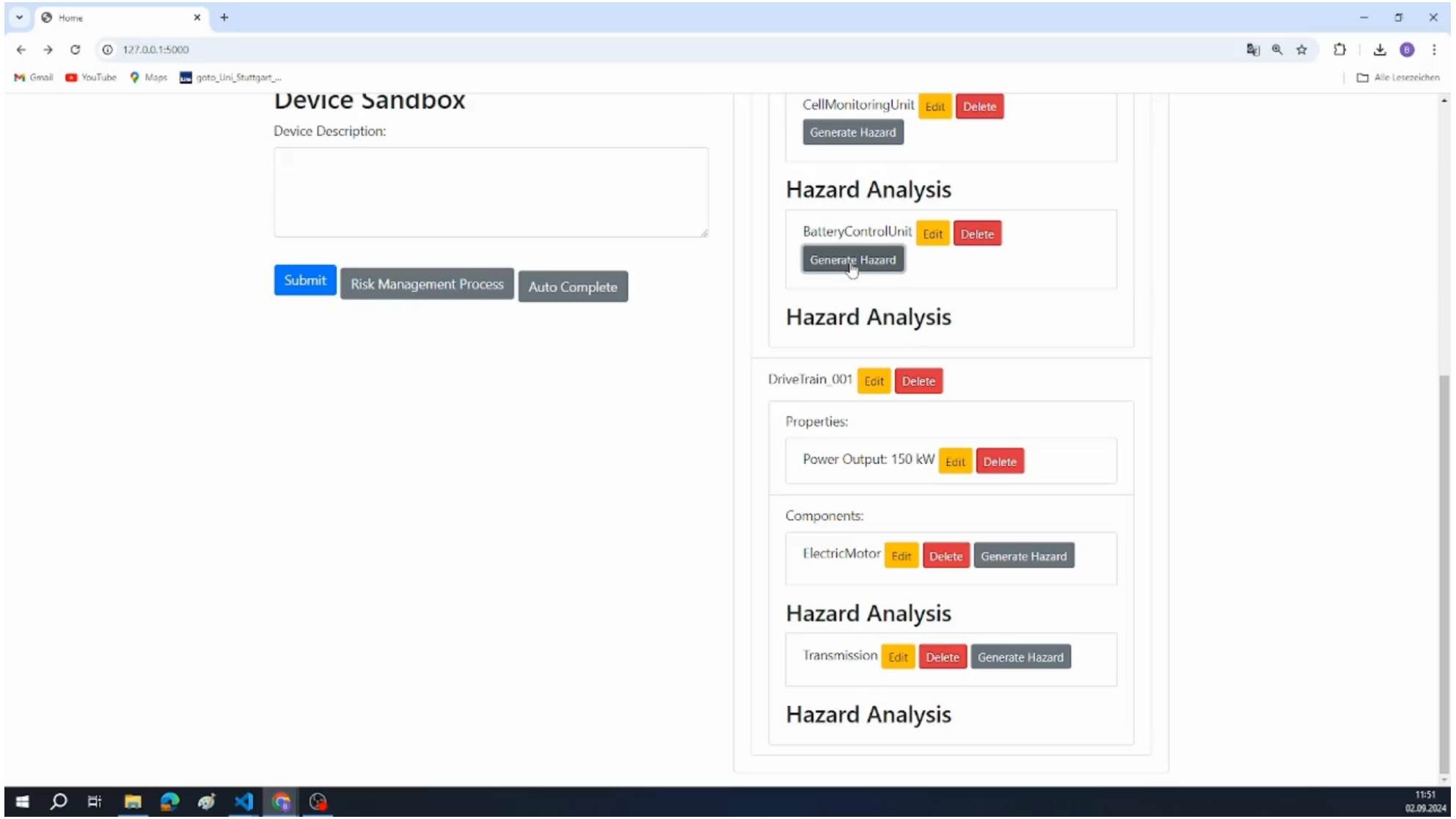
Verfahren der Risikoanalyse

Risikomanagementverfahren gemäß ISO 14971

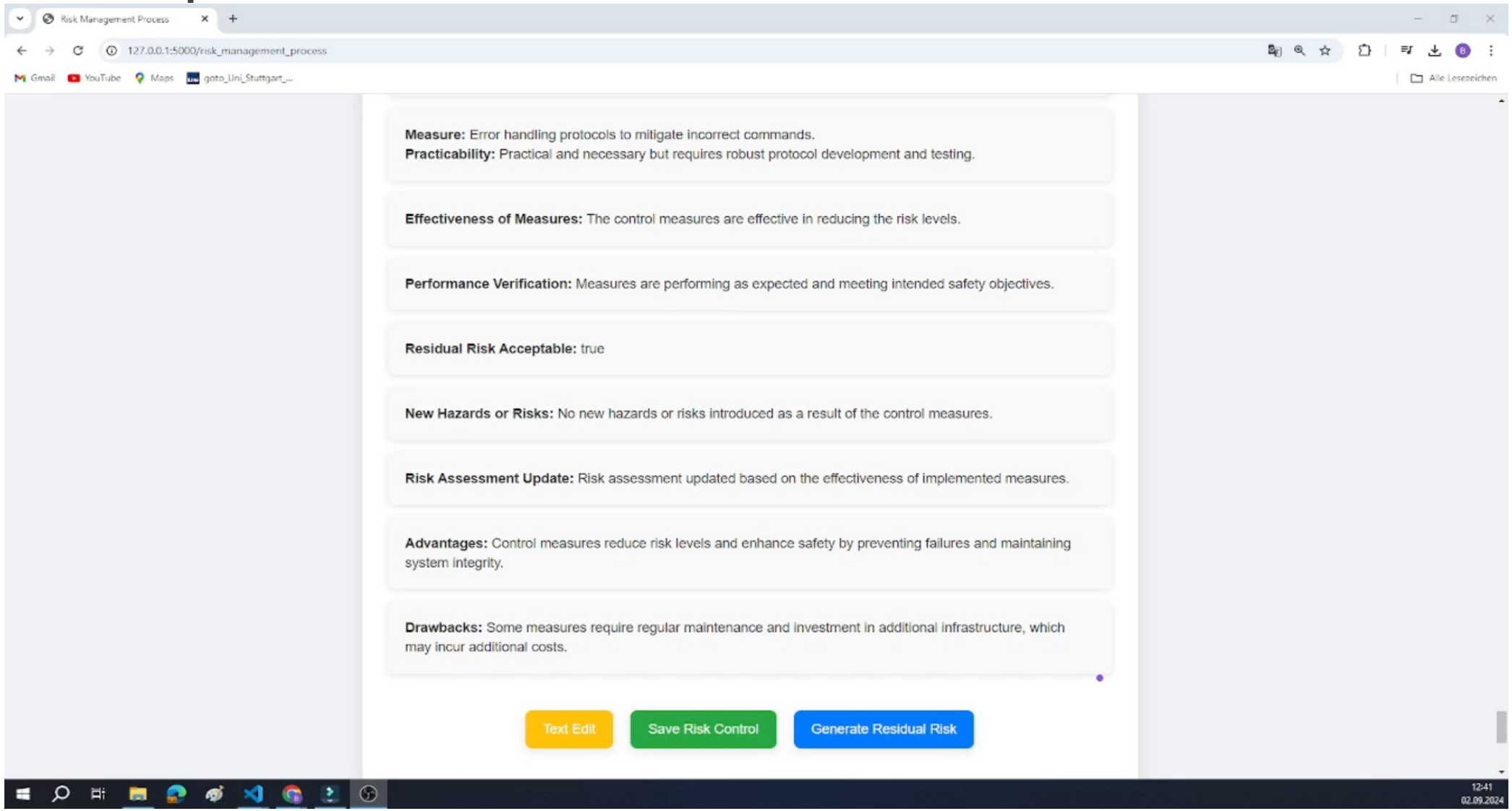


Ergebnis-Vorschau

Prozess Ablauf



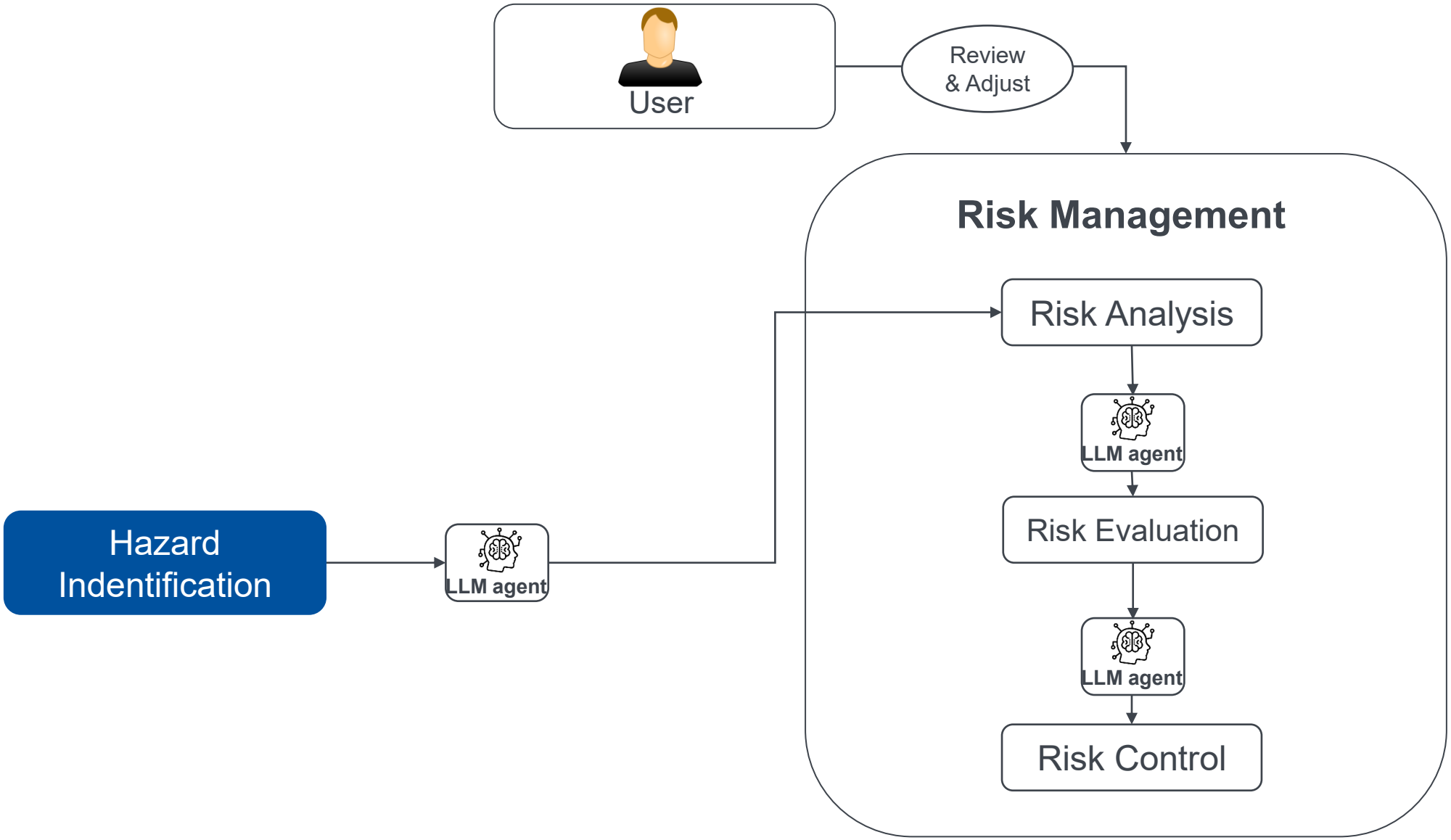
Autocomplete-Textfunktion



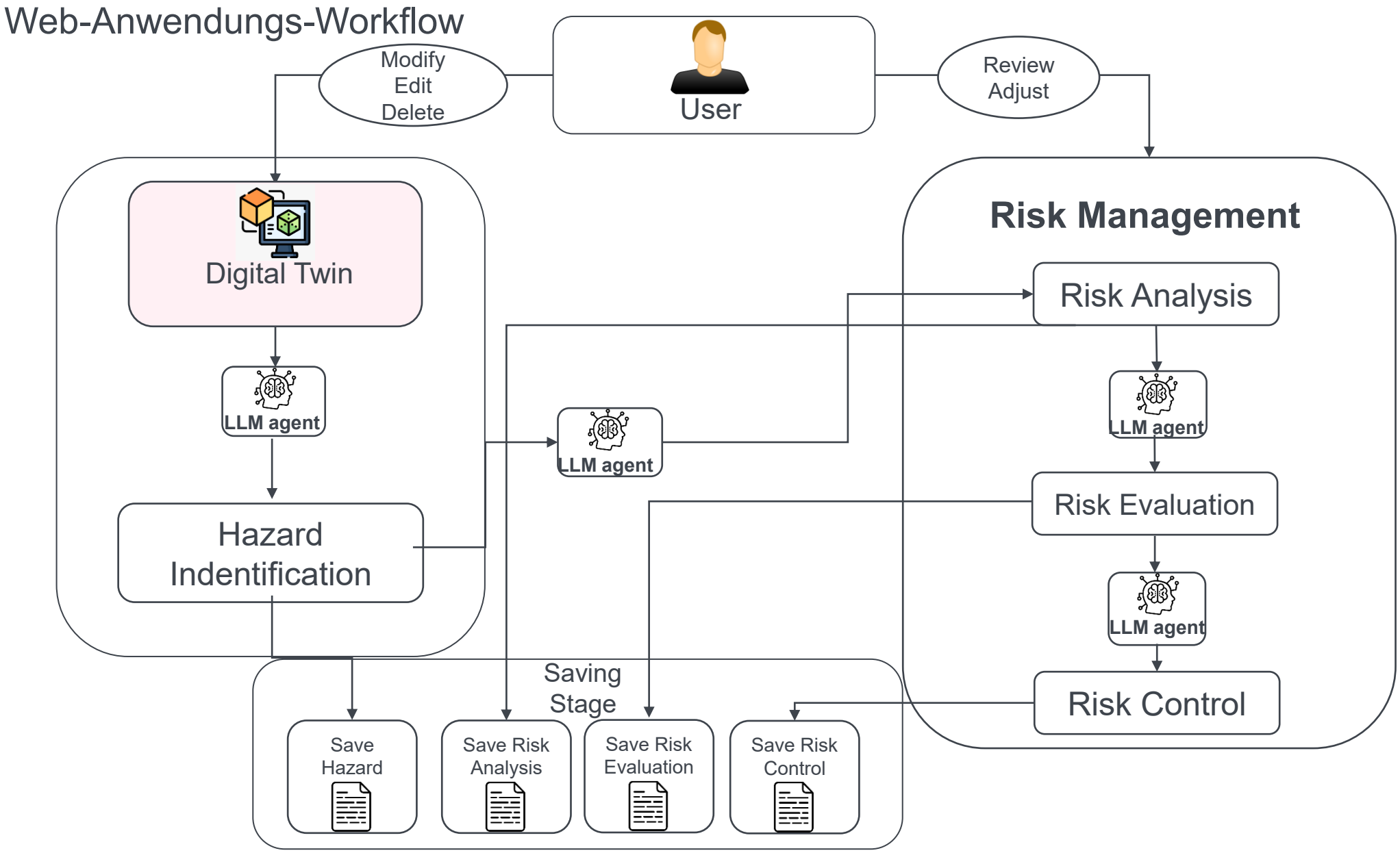
System Design

System Design

Web-Anwendungs-Workflow



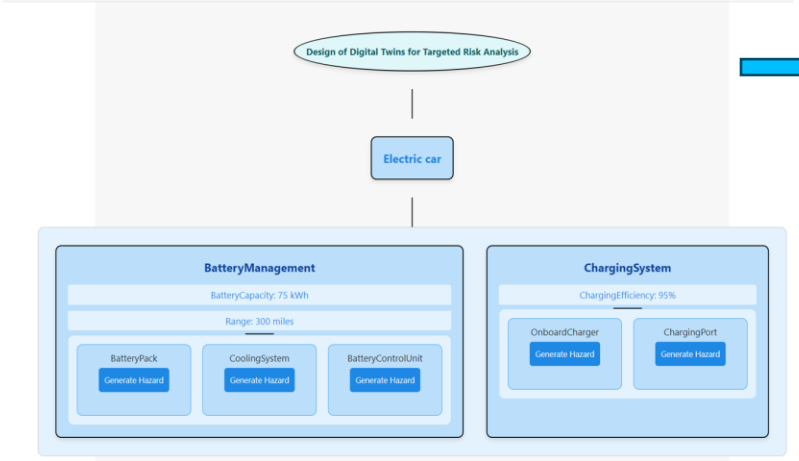
System Design

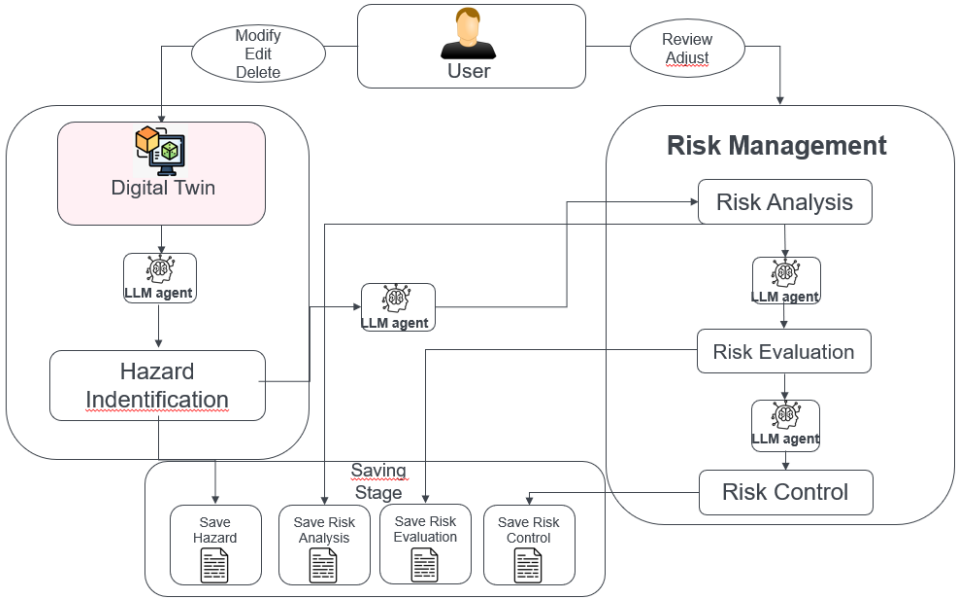


Integriere das Informationsmodell in den digitalen Zwilling

Wir benötigen einen digitalen Zwilling des Analyseobjekts, um die notwendigen Daten für die Risikobewertung bereitzustellen.

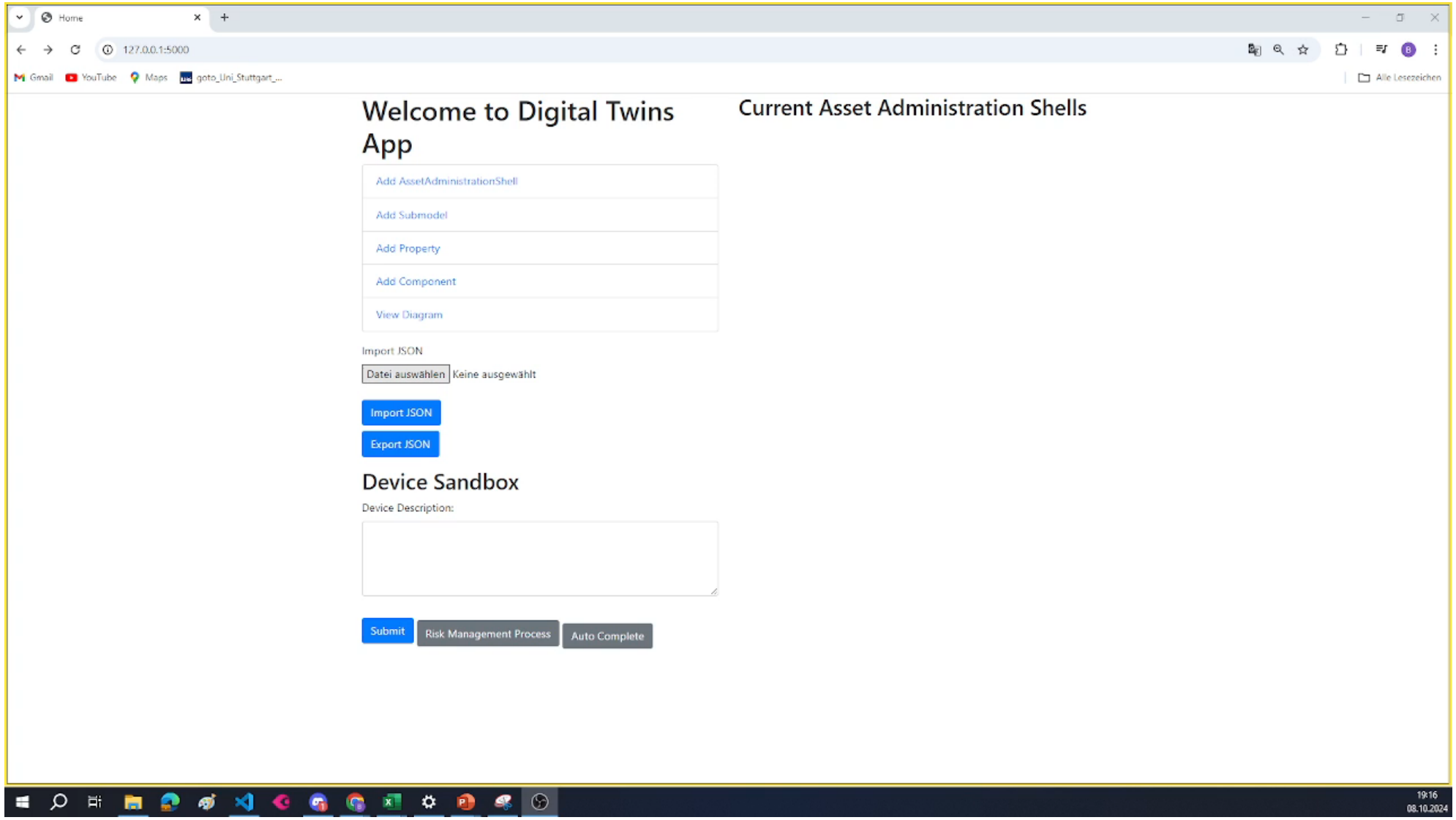
Asset Administration Shell (AAS)





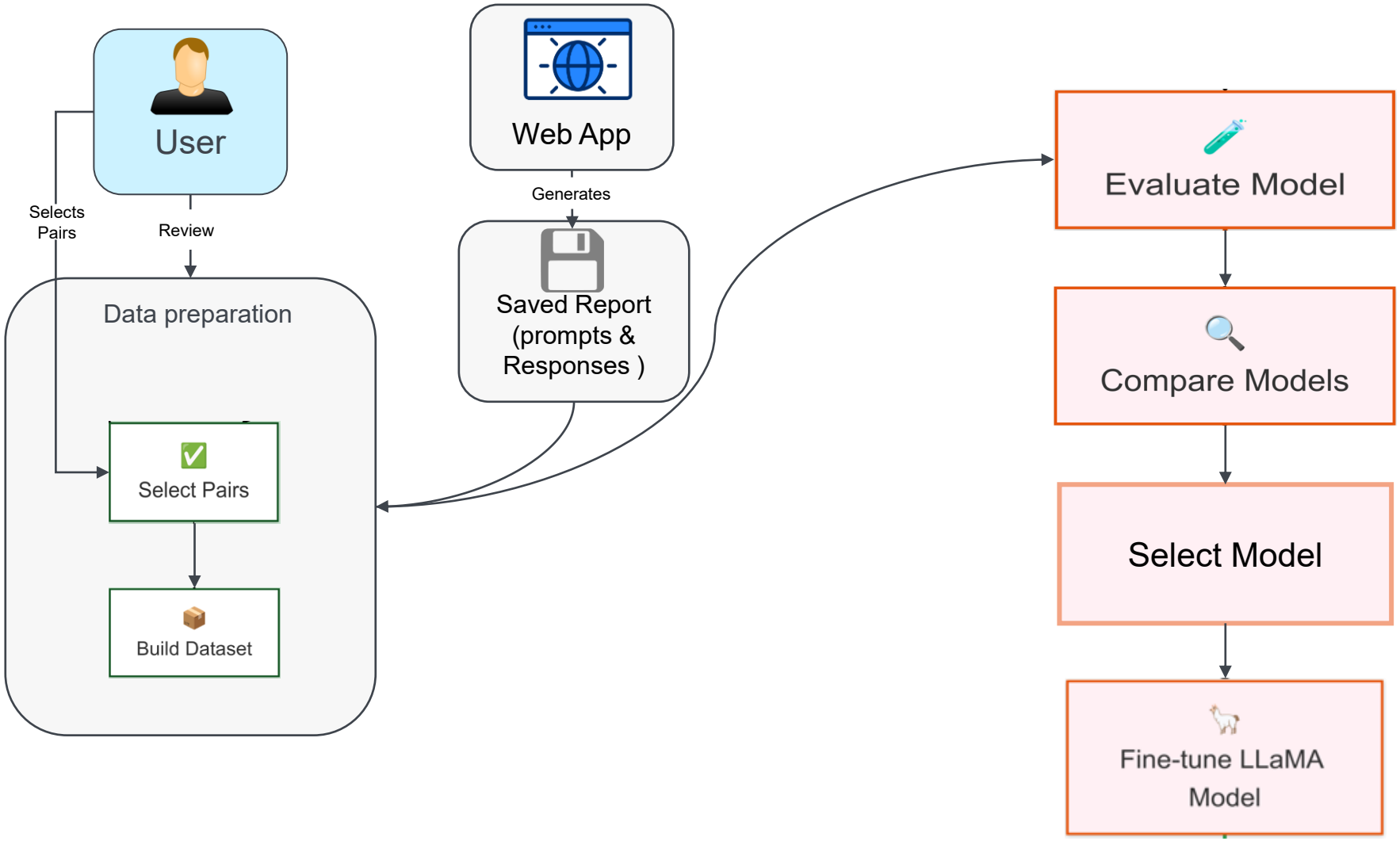
- **AAS (Asset Administration Shell)**
- **Informationsmodell**
- **Vorteile**:
  Ermöglicht Datenanalyse, Automatisierung und Interoperabilität.

Informationsmodell



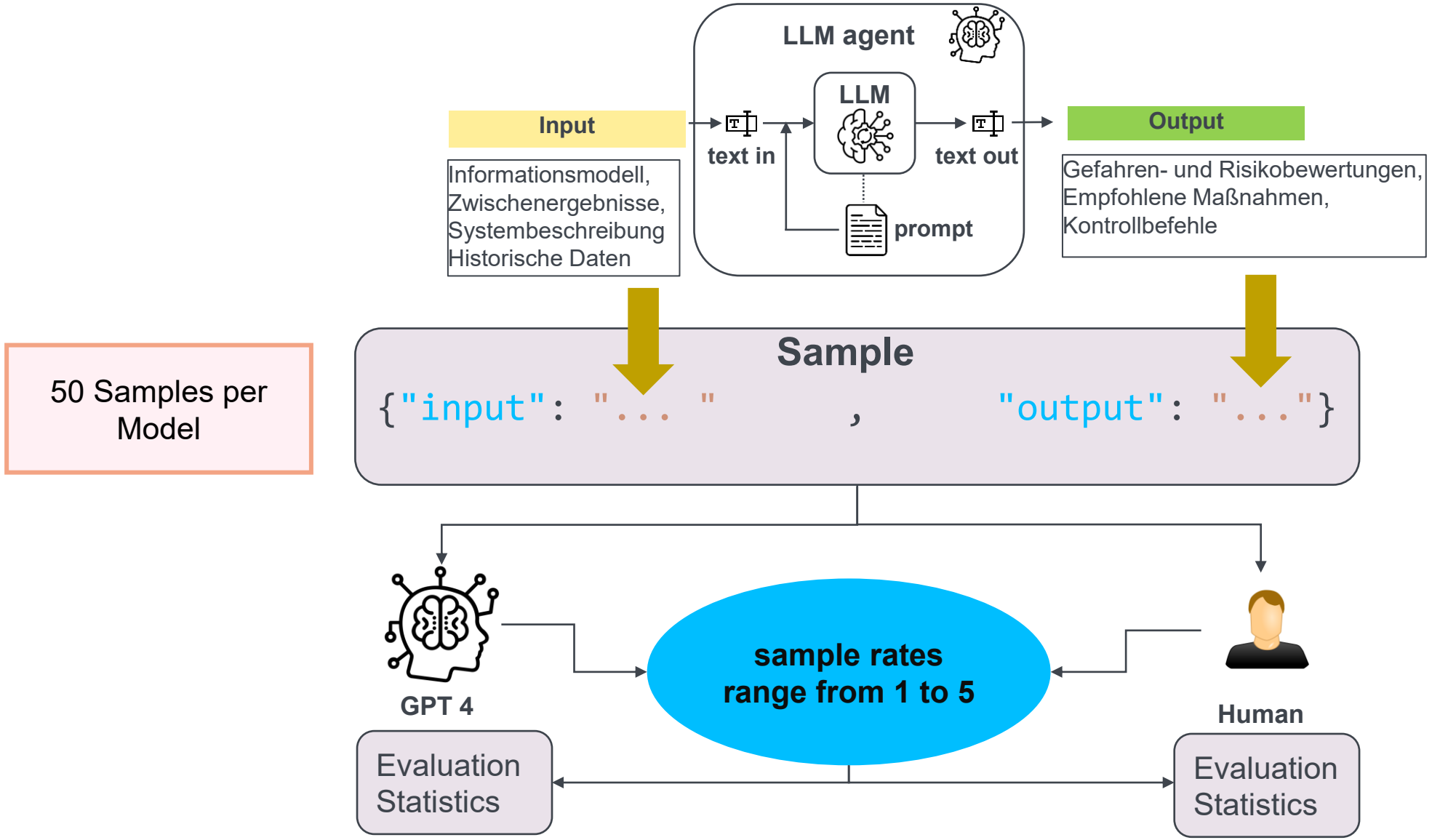
- **Testing und Evaluierung von Modelle**
- **Training**

Gesamtkonzept Design



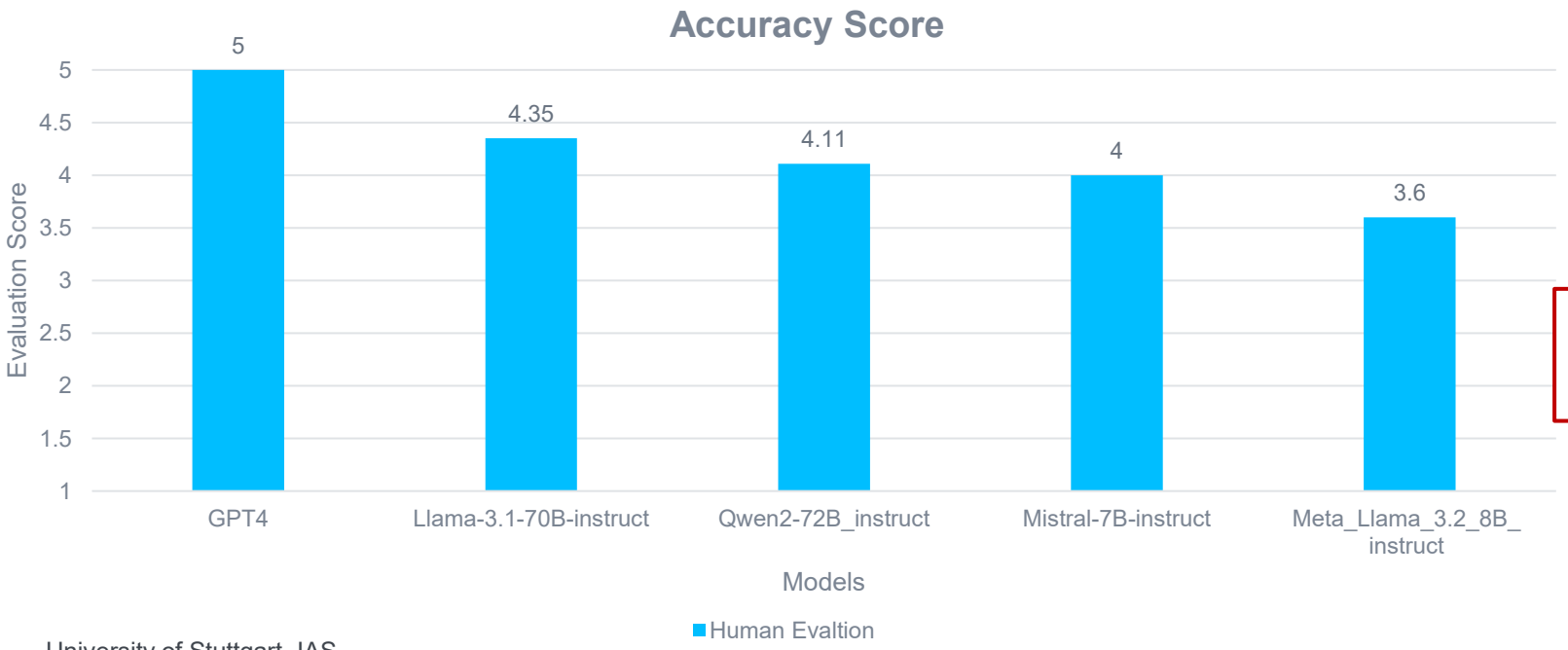
Evaluierungskonzept für jedes Modell

Evaluate Model



Evaluierung verschiedener Modelle für Risikomanagementaufgaben

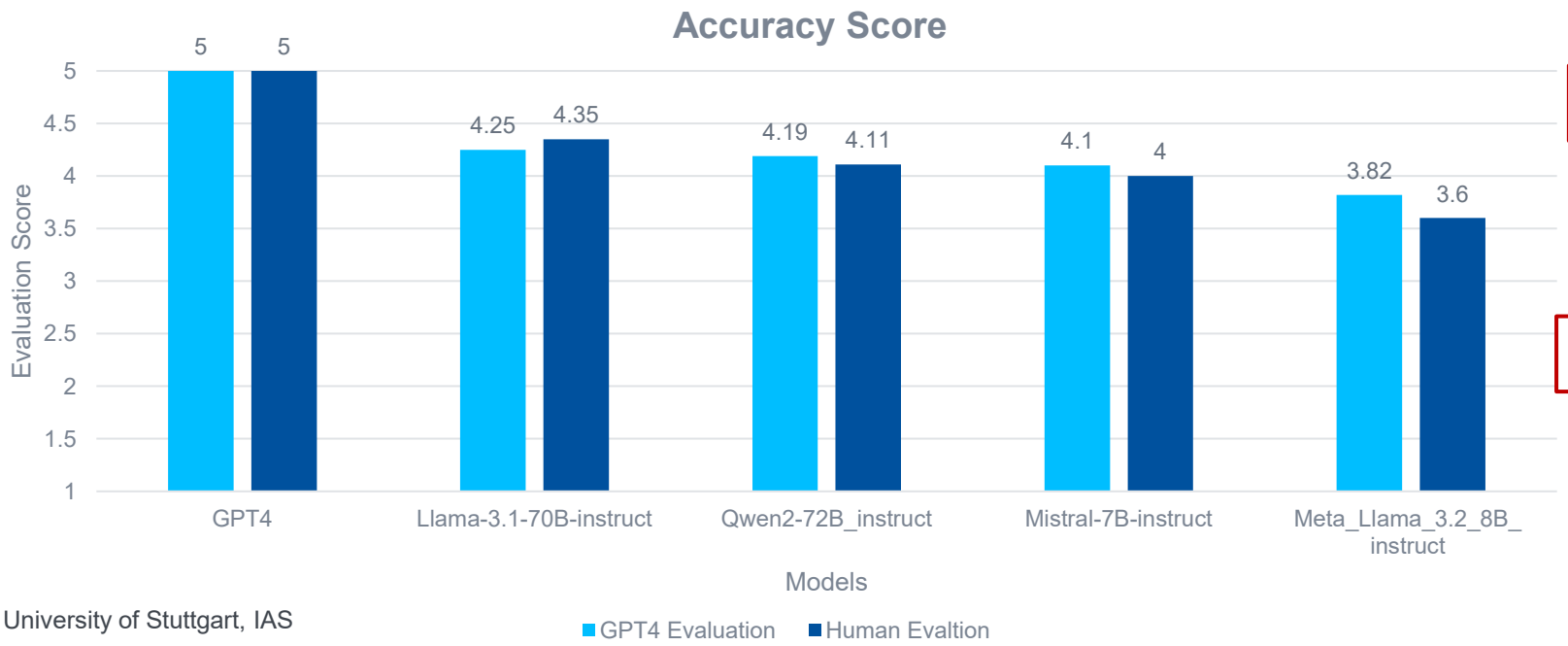
Model	Human Evaluation (%)
GPT-4	100.0%
Llama-3.1-70B-instruct	87.0%
Qwen2-72B_instruct	82.2%
Mistral-7B-instruct	80.0%
Meta_Llama_3.2_8B_instruct	72.0%



Nachteil
Zeitaufwand
Fachwissen

Evaluierung verschiedener Modelle für Risikomanagementaufgaben

Model	Human Evaluation (%)	GPT-4 Evaluation (%)
GPT-4	100.0%	100.0%
Llama-3.1-70B-instruct	87.0%	85.0%
Qwen2-72B_instruct	82.2%	83.8%
Mistral-7B-instruct	80.0%	82.0%
Meta_Llama_3.2_8B_instruct	72.0%	76.4%

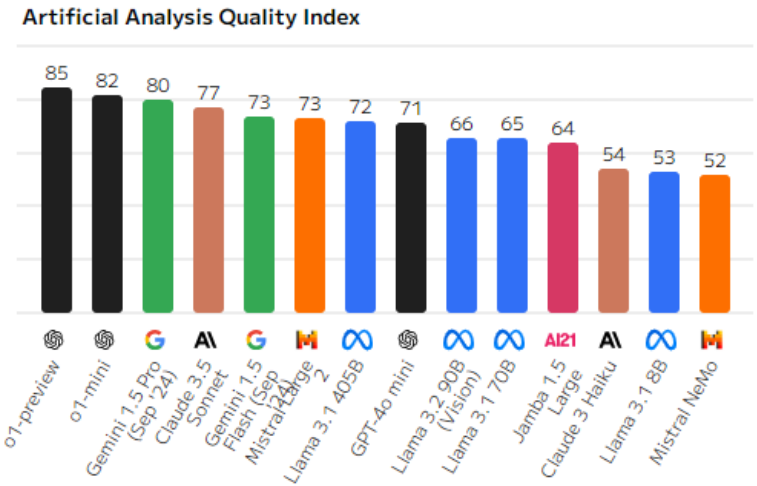


Übereinstimmung
Korrelationskoeffizient (r) =0,97

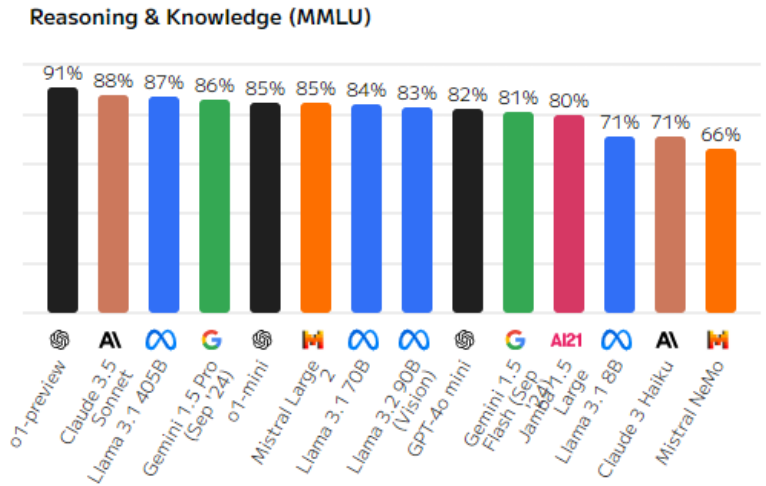
Nachteil
Teure

Wie wählt man in Zukunft ein Modell für die Risikoanalyse aus?

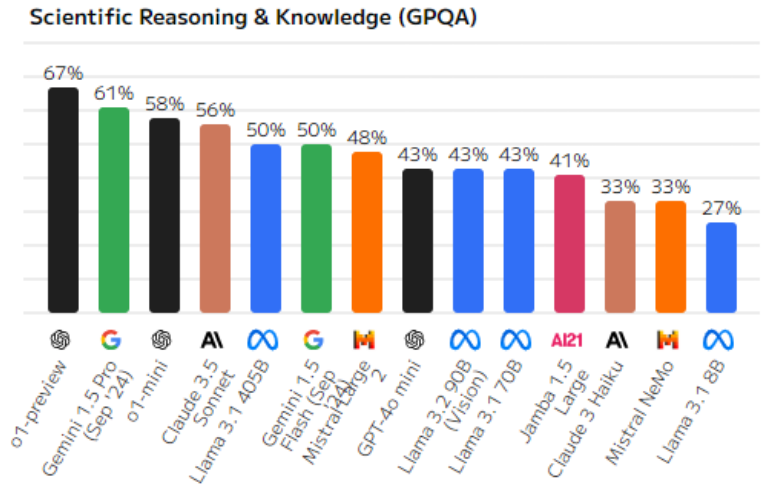
- **Problem**: Es kostet Zeit und Geld, um ein Modell für die Risikoanalyse zu testen.
  - **Token-Kosten**: 200 Euro
  - **Zeitaufwand**: 5 Stunden für jede Modell
- **Vorschlag**: Korrelation zwischen der Leistung in der Risikoanalyse und allgemeinen Benchmarks finden.



Average Benchmark Score



Reasoning and Knowledge



General Knowledge Assessment

Benchmark- und Korrelationsanalyse von LLMs für das Risikomanagement

Top 3 Pearson-Korrelationen

valuation Pair	Correlation Coefficient (r)	P-Value
Human vs. GPQA	0.948	0.014
Human vs. AAQI	0.850	0.068
Human vs. MMLU	0.802	0.102

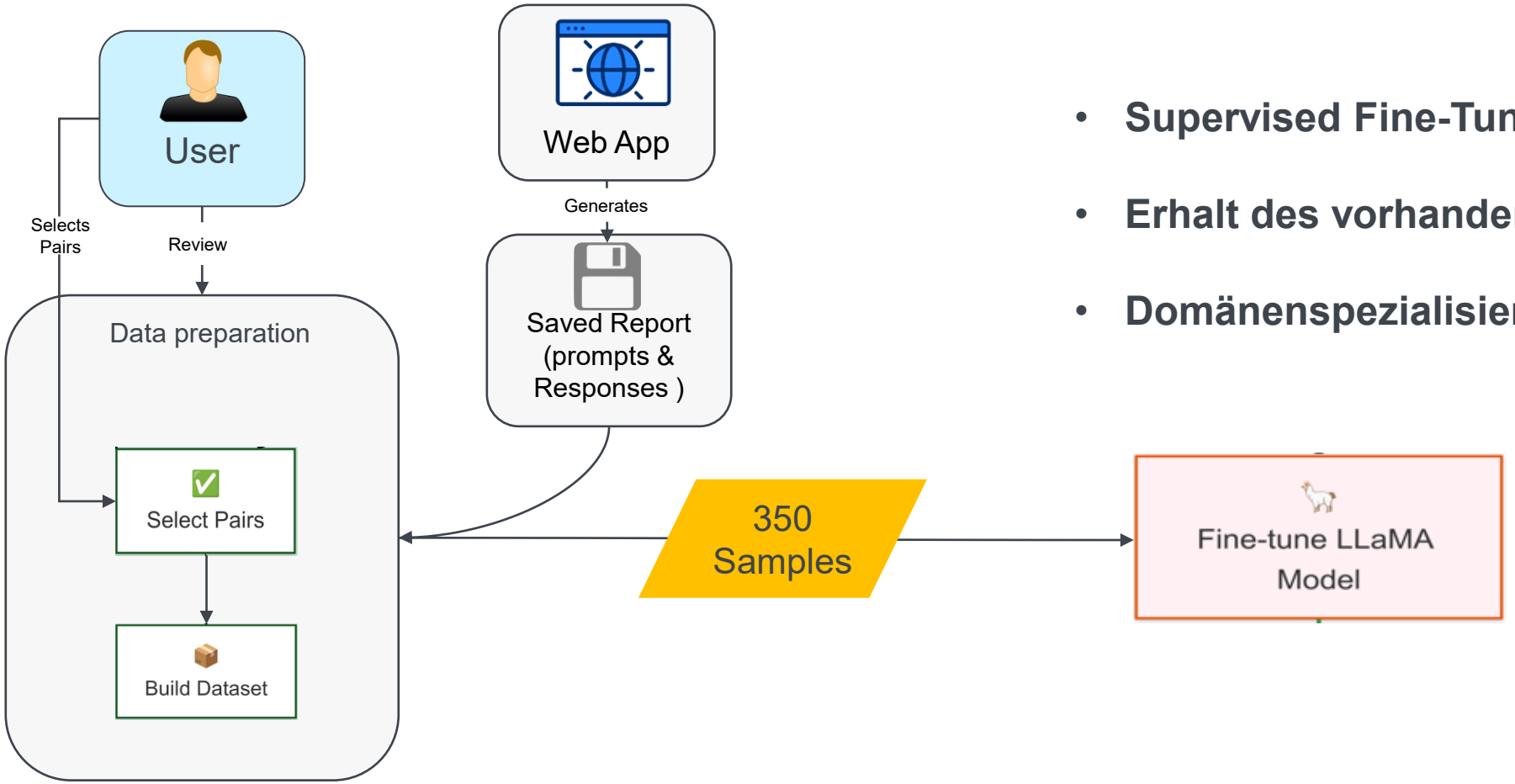
- **Zweck dieser Benchmarks:**
  - Messen die Fähigkeit, verschiedene Problemstellungen über mehrere Domänen hinweg zu lösen.
  - Bewerten das logische Denken und die Analysefähigkeiten der Modelle.
- **Bedeutung der Fähigkeiten:**
  - Entscheidend zur Identifikation von Modellen, die effizient Risiken analysieren und bewerten können.
- **Schlussfolgerung:**
  - Mit diesen Benchmarks können in Zukunft auch andere Modelle für die Risikoanalyse ausgewählt werden.

Erstellung von Daten

- Testing und Evaluierung
- Training (mit ausgewählter GPT4-Generation)

Overall Concept Design

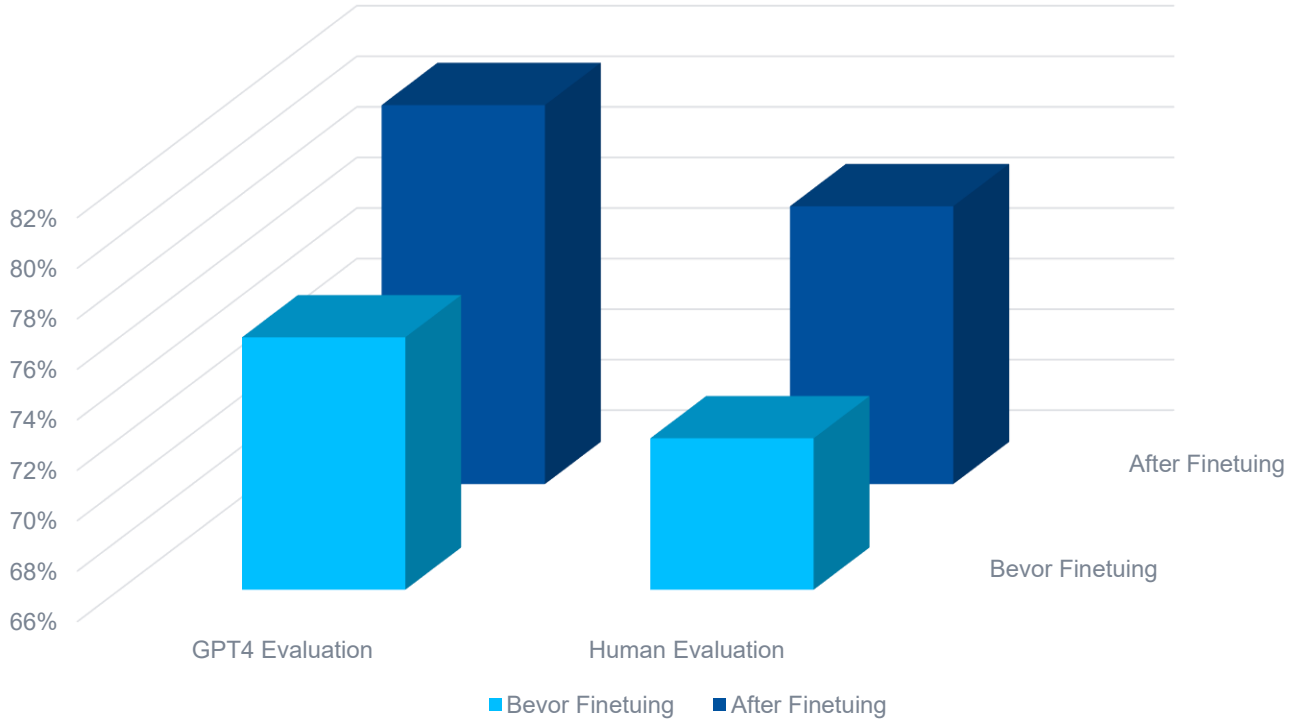
Fine tuning



- **Supervised Fine-Tuning mit LoRa**
- **Erhalt des vorhandenen Wissens**
- **Domänenspezialisierung**

Fine-Tuning the Llama 8B Model

Evaluation Metric	Before Fine-Tuning (%)	After Fine-Tuning (%)	Improvement (%)
GPT-4 Evaluation	76.4%	81.0%	+6.0%
Human Evaluation	72.0%	77.0%	+6.9%



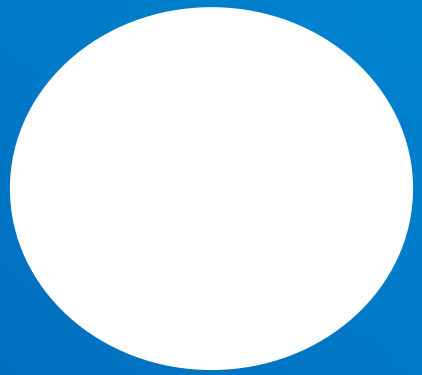
Fazit

Fazit

- Effiziente Automatisierung durch LLM Agents
- Gezielte Modellauswahl mithilfe von Benchmarks
- Leistungssteigerung durch Feinabstimmung
- Kosteneffizienz durch angepasste Modelle
  - Ausblick auf zukünftige Verbesserungen
    - Erstellung qualitativ hochwertiger Datensätze
    - Vergleich RAG vs. Fine-Tuning

University of Stuttgart
Institut of Industrial Automation
and Software Engineering

Thank you!



Belal Abulabn

e-mail st18211@stud.uni-stuttgart.de
phone +49 (0) 711 685-
fax +49 (0) 711 685-

University of Stuttgart