Bezug kostenlos - ISSN 2311-522X

September 2023 – Nr. 3/2023, 67. Ausgabe

NAFEMS

Online-Magazin

Zeitschrift für numerische Simulationsmethoden und angrenzende Gebiete: FEM, CFD, MKS, VR / VIS, PROZESS, SDM

FACHBEITRÄGE

Simulationsdaten-management

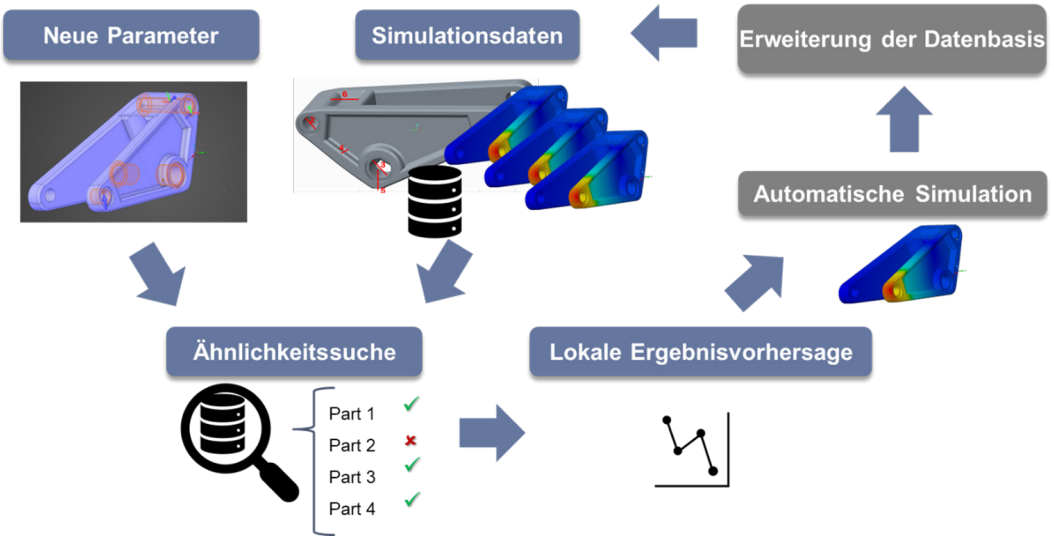
- Potentiale von Simulationsdatenmanagementsystemen zur KI-gestützten Vorhersage und Bewertung von Produkteigenschaften

Datenmanagement

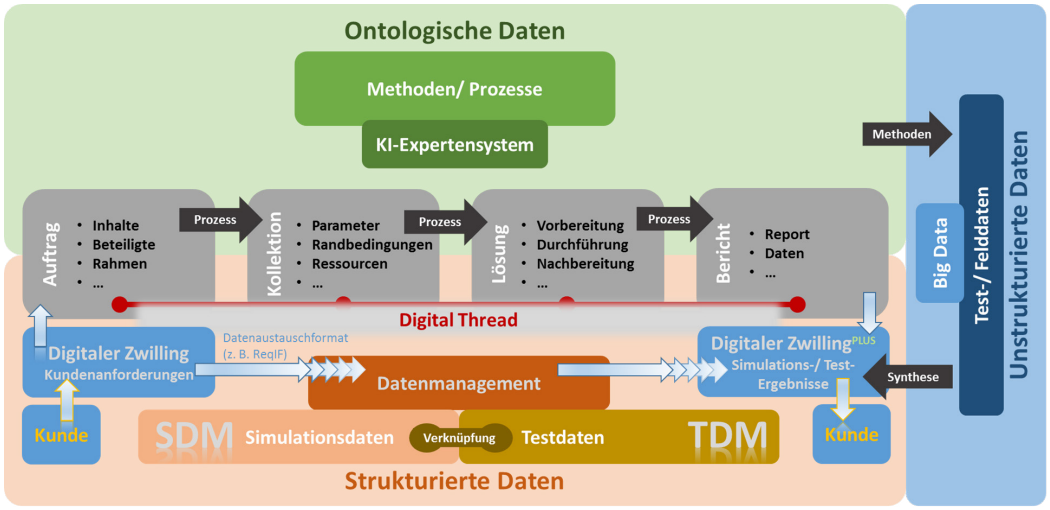
- Die assistierte Durchführung von Simulationen – Vision einer KI-Plattform für das Computer Aided Engineering

Stochastische Simulation

- Robuste Strukturen entwickeln in der Automobilindustrie
- Rechnerische Ermittlung der mechanischen Kennwerte unidirektionaler Faser-Kunststoff-Verbunde unter Berücksichtigung fertigungsbedingter Streuungen



Konzept zur Wiederverwendung von Simulationsdaten
[Gerschütz et al., Simulationsdatenmanagement]



Veranschaulichung des Prozessmodells und die Relation zu den Datenkategorien
[Rensink et al., Datenmanagement]

Alle bisherigen Ausgaben kostenlos zum Download unter: www.nafems.org/magazin

Sponsoren dieser Ausgabe:

BETA SIMULATION SOLUTIONS

INTES

SIEMENS

Die assistierte Durchführung von Simulationen – Vision einer KI-Plattform für das Computer Aided Engineering

Dr.-Ing. Dirk Rensink, Dipl.-Ing, Frank Braunroth
SEGULA Technologies

Dipl.-Ing. Lars-Christian Bütow, Mareike Keil (M.Sc.)
:em AG

Dr.-Ing. Martin Angerbauer
FKFS

1 Einleitung

Die kostenoptimierte Durchführung von CAE-Berechnungen und Tests ist heute ein entscheidender Wettbewerbsvorteil in der technischen Dienstleistung. Insbesondere können zur Senkung der Kosten einer CAE-Berechnung Teams verteilt auf mehrere Länder eingesetzt werden, um die durchschnittlichen Lohnkosten zu senken. Dabei wird die Arbeit aufgeteilt, zum Beispiel die Vernetzung in einem Team und die CAE-Modellerstellung in einem anderen. Diese Arbeitsteilung ist nur dann effizient, wenn jedem klar ist, was gemacht werden soll, die notwendigen Qualifikationen vorhanden sind und die Übergabe der Arbeitspakete reibungslos funktioniert. Ansonsten wird der Kostenvorteil durch einen erhöhten Kommunikationsaufwand der Projektleitung, die in der Regel in einem Hochlohnland angesiedelt ist, wieder aufgebraucht oder die gelieferte Qualität ist nicht ausreichend, so dass zusätzlicher Arbeitsaufwand investiert werden muss, um die Qualität auf das geforderte Maß zu bringen.

Die assistierte Durchführung von Simulationen mit einem KI-Anteil soll unterstützen, diese Art von Kostenoptimierung nachhaltig zu gestalten. In Verbindung mit einem verknüpften Simulations- und Testdatenmanagement zum effizienten Vergleich von Daten aus beiden Domänen können Projekte, in denen ein Vergleich zwischen Test und Simulation erforderlich ist, kostengünstig auf dem Dienstleistungsmarkt angeboten werden. Dies ist zum Beispiel bei der Untersuchung des Crash-Verhaltens von Fahrzeugen der Fall.

In diesem Beitrag wird daher zuerst das BMWK-geförderte Forschungsprojekt “Entwicklungsplattform 4.0” vorgestellt, welches die Entwicklung eines KI-Assistenzsystems für CAE-Berechnungen und die Testdurchführung zum Ziel hat. Dieses Assistenzsystem basiert auf dem Management von Simulations- und Testdaten. Daher werden anschließend Begriffe im Rahmen des Forschungsprojekts definiert und das grundlegende, für Simulationen und Tests vereinheitlichte, Prozessmodell erläutert. Der CAE-Kernprozess wird skizziert und seine Gültigkeit für die klassischen technischen CAE-Disziplinen gezeigt. Zum Schluss wird die grundlegende Funktionalität und das Aussehen einer KI-Assistenz beschrieben.

2 Entwicklungsplattform 4.0

Die Transformation hin zur Elektromobilität ist ein fester Bestandteil in der heutigen Automobilbranche geworden. Damit einhergehend müssen moderne elektrische Anstriebsstränge und Speichermöglichkeiten für elektrische Energie oder Wasserstoff an Bord der Fahrzeuge entwickelt werden. Die CAE-Berechnung und - damit eng verzahnt - gezielte reale Tests und Experimente spielen eine wichtige Rolle, um den Entwicklungsprozess zu beschleunigen und dabei die Kosten niedrig zu halten. [1]

Das Forschungsprojekt „Entwicklungsplattform 4.0“ verfolgt dabei einen neuen Ansatz: Neben der klassischen Optimierung von CAE- und Test-Prozessen, wie in der Einleitung beschrieben, sollen auf methodischer Ebene numerische Methoden weiterentwickelt und Modelle neuartig kombiniert werden, um wichtige Multiphysik-Simulationen für elektrische Antriebsstränge zu ermöglichen. Eine enge Verzahnung mit begleitenden Experimenten zur Verifikation dieser Simulationen hilft, die methodische Entwicklung zu beschleunigen. Testdaten werden gemeinsam mit Simulationsdaten in einer gleich strukturierten Datenbank gespeichert. Somit wird ein vereinheitliches Datenmanagement realisiert, welches die Grundlage für eine Effizienzsteigerung in der Simulation und im Test bildet. Dieser Ansatz ist in Abbildung 1 visualisiert.

Zusätzlich unterscheidet sich der Ansatz im Forschungsprojekt „Entwicklungsplattform 4.0“ zur Optimierung im Vergleich zu den dem Konsortialteam bekannten Methoden auf Datenmanagementebene durch einen KI-Assistenten. Dieser KI-Assistent basiert auf einem Expertensystem, dessen Wissensbasis mit der Anzahl der durchgeführten Simulationen und Tests wächst und Nutzerinnen und Nutzer dieses Assistenzsystems auf verschiedenen Ebenen unterstützt: Ist das Erfahrungslevel groß, wird das Assistenzsystem mehr im Hintergrund arbeiten und bei der Erstellung von CAE-Modellen gezielt zum Beispiel durch Vorschläge von Parametersätzen unterstützen. Bei einem weniger großen Erfahrungslevel übernimmt die Assistenz zusätzlich die Funktion einer erweiterten Hilfe, um relevante Mehoden und Modelle für die zu bearbeitende Problemstellung vorzuschlagen.

Mit dieser Vorgehensweise wird der Tatsache Rechnung getragen, dass neben Fachwissen ein erhebliches Wissenspotential in unternehmerischen Prozessen liegt. Durch einen entlang der Prozesskette lernenden Assistenten wird eine neue Wertschöpfung ermöglicht.

Um zusätzlich Nutzen aus der Wissensbasis der KI-Assistenz zu ziehen, sollen Schulungsempfehlungen basierend auf dem Projektprofil und dem Erfahrungslevel ausgegeben werden. Gepaart mit einer Lernplattform wie OpenOLAT können wegen der sich stetig erweiternden Wissensbasis Curricula und Inhalte einzelner Kurse überprüft und angepasst werden. Somit verkürzt sich die Zeit, um ein neu zusammengestelltes Projektteam auf den notwendige Wissenslevel zu bringen. Die Folgen einer Personalfluktuationen und dem damit einhergehenden Verlust von Wissen kann somit entgegengewirkt werden.

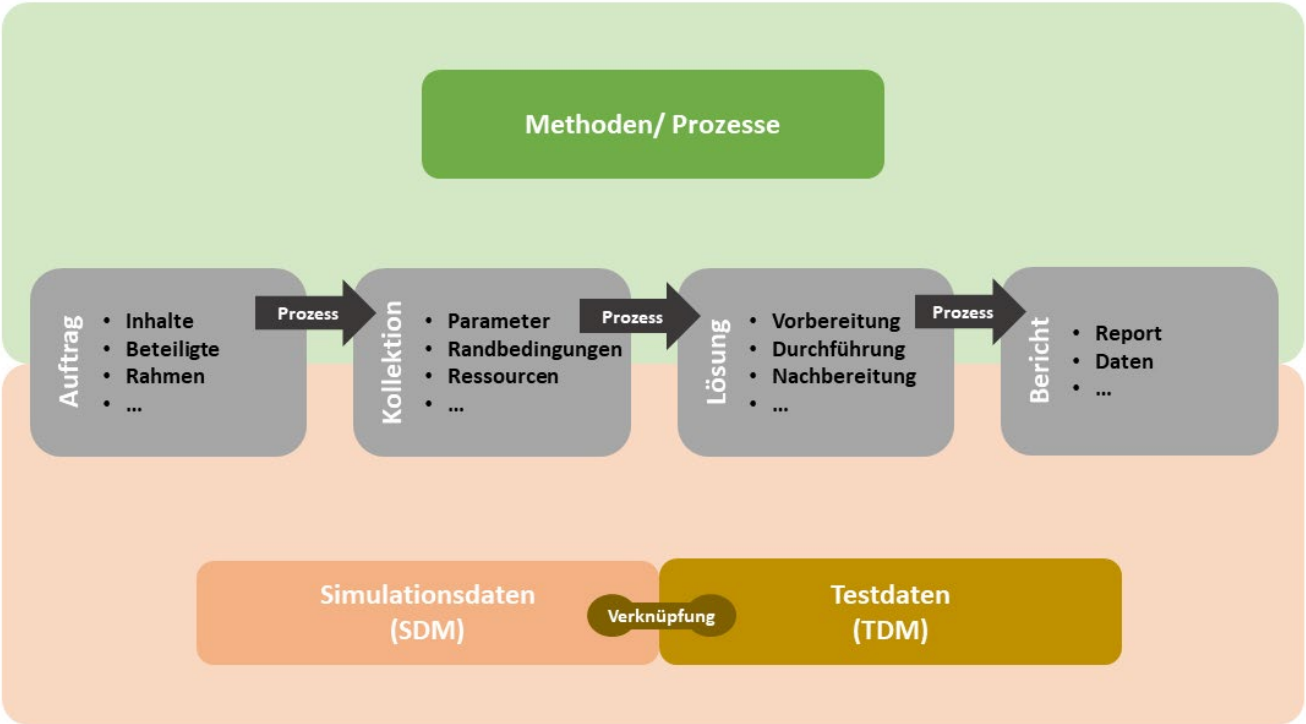


Abb. 1: Übersicht des Gesamtprozesses. [1]

2.1 Definitionen und Bedeutungen

Die Definitionen und Bedeutungen, die hier verwendet werden, sollen anhand einer Gegenüberstellung einer Organisation von Test- und CAE-Daten auf Datei- und Verzeichnisebene (nachfolgend als “klassische Datenhaltung” bezeichnet) mit einer auf einer Datenbank basierten Datenorganisation erläutert werden.

In einer klassischen Datenhaltung werden die während eines Tests oder einer CAE-Rechnung anfallenden Daten in Form von Dateien innerhalb eines Verzeichnisses oder einer Verzeichnisstruktur gespeichert. Wichtige Metainformationen wie z. B. Versionierung, Zeitstempel oder Datenart werden in dem Verzeichnis- und/oder Dateinamen gespeichert. Durch die Speicherung einer Datei in einem Verzeichnis kann dieser Datei eine weitere Bedeutung neben ihrem Dateinamen zugeweisen werden. Wird zum Beispiel die Versionierung auf

Verzeichnisebene durchgeführt, so sind alle in einem Verzeichnis einer bestimmten Version gespeicherten Dateien dieser Version zugeordnet.

Diese Art von Daten werden als strukturierte Daten bezeichnet [9]. Sie werden in hierarchisch aufgebauten Kategorien eingeordnet. Die Beziehung der Kategorien untereinander wird durch ihre Position innerhalb der Hierarchie (Eltern-Kind-Beziehung) ausgedrückt, im Falle der klassischen Datenhaltung in Form der Verzeichnisverschachtelung.

Eine andere Form der Organisation von strukturierten Daten ist die Speicherung in einer relationalen Datenbank. Die hierarchische Struktur wird hierbei über Tabellen und ihre Zusammenhänge realisiert, während die Funktion einer Datei gewissermaßen von den Zellen einer Tabelle übernommen wird. Dateien können auch in Datenbanken gespeichert werden, entweder direkt als Blob ("Binary Large Object") oder als Kopie in einem gesondert organisierten Bereich des Dateisystems ("File Vault"), wobei der Verweis auf die Datei z. B. in Form einer UUID ("Universally Unique Identifier") in der Datenbank abgelegt wird.

Der Vorteil der klassischen Datenhaltung ist der unmittelbare Zugriff der Benutzerin oder des Benutzers auf die Dateien und die Verzeichnisse auf Betriebssystemebene. Die Installation einer speziellen Software ist nicht notwendig. Dies war für lange Zeit die einzige Möglichkeit, eine Datenorganisation im Testbetrieb und für CAE-Berechnungen zu gestalten. Nachteile dieser Art der Datenorganisation sind die begrenzte Anzahl der Verschachtelung von Verzeichnissen sowie die Anzahl der Zeichen in einem Dateinamen. Ferner muss auf die Art der verwendeten Zeichen in den Verzeichnis- und Dateinamen geachtet werden (z. B. keine Sonderzeichen oder Umlaute). Ein weiterer Nachteil tritt bei der mehrfachen Verwendung einer Datei auf, z. B. eines Parametersatzes für eine CAE-Berechnung. Soll derselbe Parametersatz für mehrere Rechnungen verwendet werden, so kann die Datei in das entsprechende Verzeichnis kopiert werden. Dadurch erhöht sich allerdings der Speicherplatzbedarf und Änderungen im Parametersatz werden nicht automatisch an die anderen Rechnungen weitergegeben. Dieses Problem kann durch Datei-Verknüpfungen nur zum Teil gelöst werden. So kann das Kopieren von Dateien auf einem Rechencluster vor dem Start einer Rechnung bei verknüpften Dateien zu Problemen führen. Diese Nachteile existieren bei der Speicherung in einer Datenbank nicht. Eine Beschränkung in der Benennung von Daten exisitert nicht. Mehrfachkopien einer Datei werden über die Speicherung der UUID in Tabellen der Datenbank realisiert, ohne dass der Speicherbedarf merklich erhöht wird. Änderung in der Quelldatei sind für alle Kopien der Datei gültig. Ferner lässt sich die Suche nach einer bestimmten Information in einer Datenbank im Vergleich zu einem Dateisystem effizienter realisieren.

Den strukturierten Daten stehen die unstrukturierten Daten gegenüber. Unstrukturierte Daten sind Daten, die nicht als Dateien in einer Hierarchie gespeichert werden, sondern in einem Datenpool ohne innere Struktur [9]. Die Dateien erhalten für die spätere Verwendung sinnvolle Kennzeichnungen ("Tags"), so dass sie gezielt selektiert werden können. Anwendungen aus den Bereichen Big Data und Machine Learning nutzen solche Datenpools mit gekennzeichneten Daten.

Betrachtet man die Anwendungen, so treten die grundlegenden Unterschiede zwischen strukturierten und unstrukturierten Daten hervor: Anwendungen, welche strukturierte Daten nutzen, fußen auf Regelsystemen, d. h. vorab implementierte Regeln zur Nutzung der Daten. Diese Regeln sind in der Struktur der Kategorien hinterlegt. Anwendungen hingegen, welche unstrukturierte Daten nutzen, extrahieren Regeln aus diesen Daten (zum Beispiel Machine Learning).

Als dritte und letzte Klasse von Daten seien ontologische Daten genannt. Ontologische Daten sind Kategorien, mit denen sich Daten entweder strukturieren oder kennzeichnen lassen. Die Kategorien sind untereinander vernetzt, wobei die Vernetzung an sich ebenfalls eine Bedeutung hat. Ontologische Daten sind daher in Knoten (Kategorien) und Kanten (Vernetzung) organisiert und es gibt Datenbanksysteme, die auf die Speicherung solcher Daten spezialisiert sind (Graphendatennbanken).

2.2 Grundlegendes Prozessmodell und Zusammenhang mit den Datenklassen

Das grundlegende Prozessmodell im Forschungsprojekt Entwicklungsplattform 4.0 basiert auf dem in Abbildung 1 gezeigten vierstufigen Prozess, der sowohl für den Test als auch für die Simulation betrachtet wird.

Die Klasse der strukturierten Daten umfasst sowohl die Test- als auch die Simulationsdaten. Diese werden in einem Datenmanagementsystem abgelegt, dessen Kategorien zur Strukturierung sich am grundlegenden Prozessmodell orientieren, selbstverständlich sich aber nicht darauf beschränken. Dieser Ansatz ist sinnvoll, da im Forschungsprojekt eine Optimierung des Test- und CAE-Prozesses durchgeführt wird. Insbesondere kann eine Datenkohäsion („Digital Thread") als ein wichtiger Bestandteil eines Prozesses durch die einheitliche

Prozessabfolge realisiert werden. Mit der Datenkohäsion wird die Rückführbarkeit von Daten einer Prozessstufe auf Daten der Vorgängerstufe bezeichnet, so dass zum Schluss das Ergebnis eines Prozesses auf die Definition der Aufgabenstellung in der ersten Stufe eindeutig zurückzuführen ist. Auch spielt die Datenkohäsion bei einem späteren Nachvollziehen der Ergebnisse eine wichtige Rolle.

Den strukturierten Daten übergelagert sind die ontologischen Daten, die der Methoden- und Prozesssteuerung dienen und auf denen das noch zu implementierende KI-Expertensystem basiert.

Unstrukturierte Daten bestehen aus Sicht des Forschungsprojekt rein aus Test- und Felddaten. Die Methodik zur Auswertung dieser Datenklasse wird mit Hilfe der ontologischen Daten verwaltet. Nach der Datensynthese (Analyse) der unstruktuierten Daten, zum Beispiel mit Hilfe von Methoden des Maschinellen Lernens, werden die Ergebnisse im Datenmanagement der strukturierten Daten gespeichert. Eine Visualisierung der Zusammenhänge ist in Abbildung 2 zu sehen.

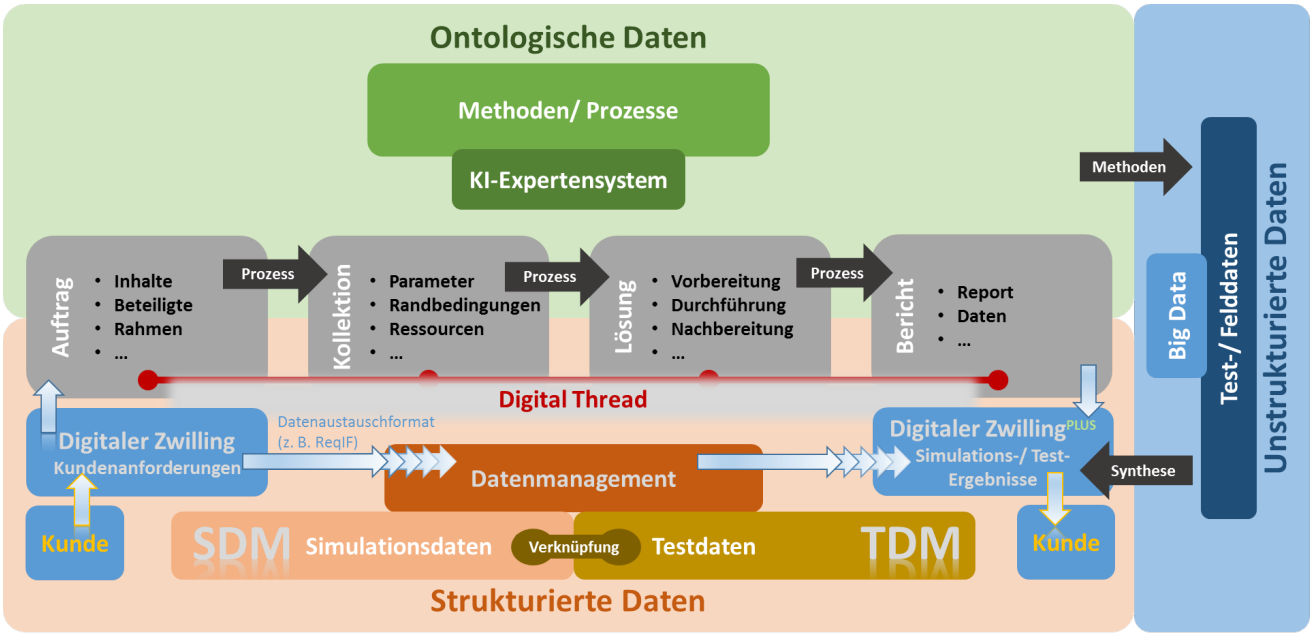


Abb. 2: Veranschaulichung des Prozessmodells und die Relation zu den Datenkategorien. [1]

3 Computer Aided Engineering: Prozesse, Daten und Disziplinen

In diesem Kapitel werden die Zusammenhänge zwischen CAE-Prozessen und den darin anfallenden Datenartefakten erläutert und dargestellt, inwieweit eine universelle Beschreibung von Prozessen und deren Datenartefakte für die CAE-Disziplinen gefunden werden kann. Dies ist von grundlegender Bedeutung für ein möglichst umfassendes Simulationsdatenmanagement, welches nicht spezifisch für eine CAE-Disziplin ist.

3.1 Der CAE-Kernprozess

Der Prozess zur Durchführung einer CAE-Berechnung kann aus vielen unterschiedlichen Sichtweisen beschrieben werden, die jede für sich ihre Berechtigung hat. Je nach Sichtweise hat der Berechnungsprozess eine unterschiedliche Anzahl von Schritten und Prozessartefakten (anfallende Daten).

Für die angestrebte Verbindung von Simulations- und Testdaten ist es wichtig, eine Prozessbeschreibung passend für beide Domänen zu entwerfen. Der für das Forschungsprojekt gewählte Ansatz orientiert sich nach einem allgemeinen Problemlösungsschema in vier Stufen:

Stufe 1: Problemdefinition
Stufe 2: Zusammenstellung der Daten
Stufe 3: Lösung
Stufe 4: Bericht

Die Darstellung des Berechnungsprozess anhand dieses Stufenschemas ist in Abbildung 3 zu sehen.

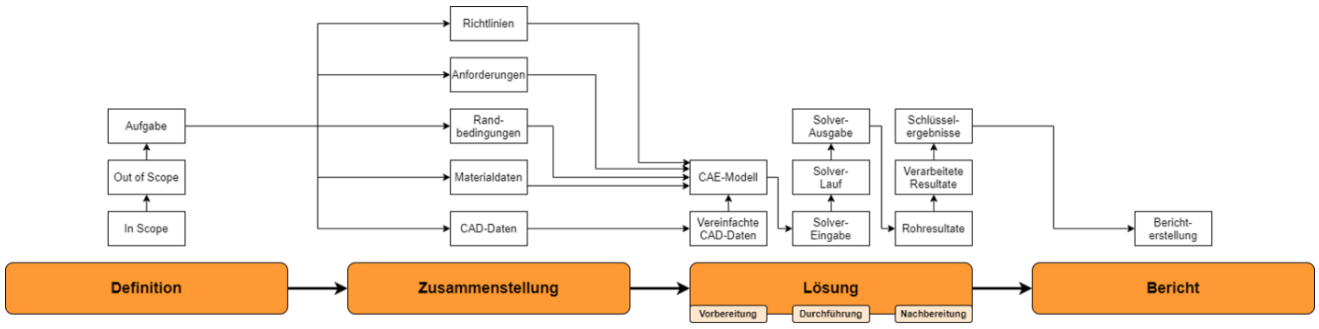


Abb. 3: Der CAE-Kernprozess, dargestellt mit den Stufen eines allgemeinen Problemlösungsschemas.

Die Darstellung des Prozesses zur Durchführung eines physikalischen Tests erfolgt vollkommen analog und macht die Identifizierung von gemeinsamen Datenobjekten für die spätere Verknüpfung in einer strukturierten Datenablage besonders einfach.

3.2 CAE-Daten und CAE-Disziplinen

Basierend auf dem CAE-Kernprozess können die während des Prozesses anfallenden Datenartefakte beschrieben und den einzelnen Stufen zugeordnet werden. Hierbei werden drei verschiedene Arten von Daten unterschieden:

- Office-Dokumente
- 3D-Daten
- CAE-Daten

Dies ist eine von vielen möglichen Unterscheidungen. Sie hat den Vorteil, dass sie sich nach der durchschnittlichen Größe der anfallenden Daten orientiert. Während Office-Dokumente, die in allen Stufen des Kernprozesses anfallen, ein nur geringes Datenvolumen haben, steigt dieses Volumen bei den CAD-Daten, die im Kernprozess in der Zusammenstellung und in der Lösung anfallen. Das höchste Datenvolumen haben in der Regel die CAE-Daten, die während des Lösungsschrittes anfallen. Die Datenartefakte und deren Position im CAE-Kernprozess ist in Abbildung 4 zu sehen.

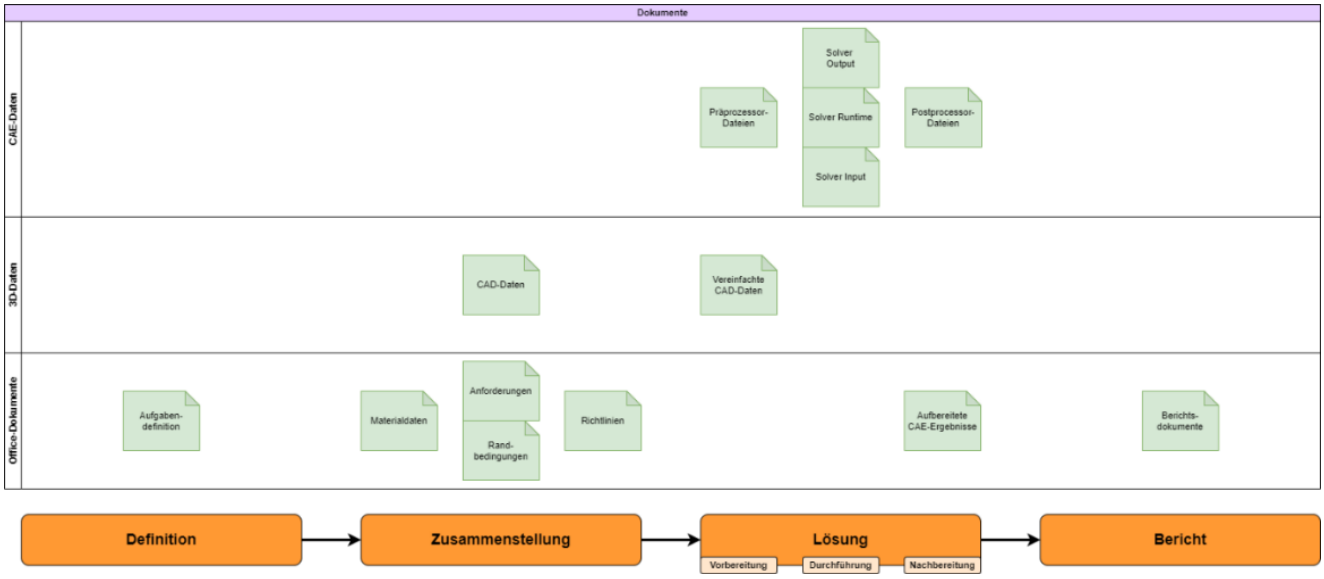


Abb. 4: Die Datenartefakte einer CAE-Berechnung.

Diese Darstellung verdeutlicht auch, dass verschiedene Datenmanagementsysteme den CAE-Prozess unterstützen können. So können die Office-Dokumente von einem klassischen Dokumentmanagement verwaltet werden, während die CAD-Daten in einem Produktdatenmanagement und die CAE-Daten in einem Simulationsdatenmanagement gespeichert werden können. Zusammen mit den während der Produktion und im Betrieb des Produkts anfallenden Daten ergibt sich somit ein CAE-Haus mit verschiedenen, aufeinander aufbauenden Hierarchien:

- Das Fundament bildet das Datenmanagement mit miteinander verbundenen Systemen.
- Die 3D-Daten bilden die Basis des CAE-Hauses und bilden die Grundlage aller darüber liegenden CAE-Disziplinen.
- Die CAE-Berechnungsdisziplinen bilden die nächste Stufe – die Produktentwicklung – und generieren Daten für das Produkt und die Produktion.
- Die oberste Etage des CAE-Hauses wird durch die CAE-Disziplinen für die Produktion gebildet. Diese fußen auf den CAD- und den CAE-Daten und stellen zusätzlich unter anderem Prozessdaten zur Verfügung.
- Das Dach des CAE-Hauses wird durch die Daten gebildet, die während des Betriebs anfallen.

Das CAE-Haus ist in Abbildung 5 zu sehen. Basierend auf der dargestellten Interaktion von 3D-Scan, 3D-Daten und Simulationen wurden zum Beispiel 3D Scan-Daten von automotiven Tanksystemen in ein PDM-System abgespeichert und für FEM-Simulationen genutzt [9] [10].

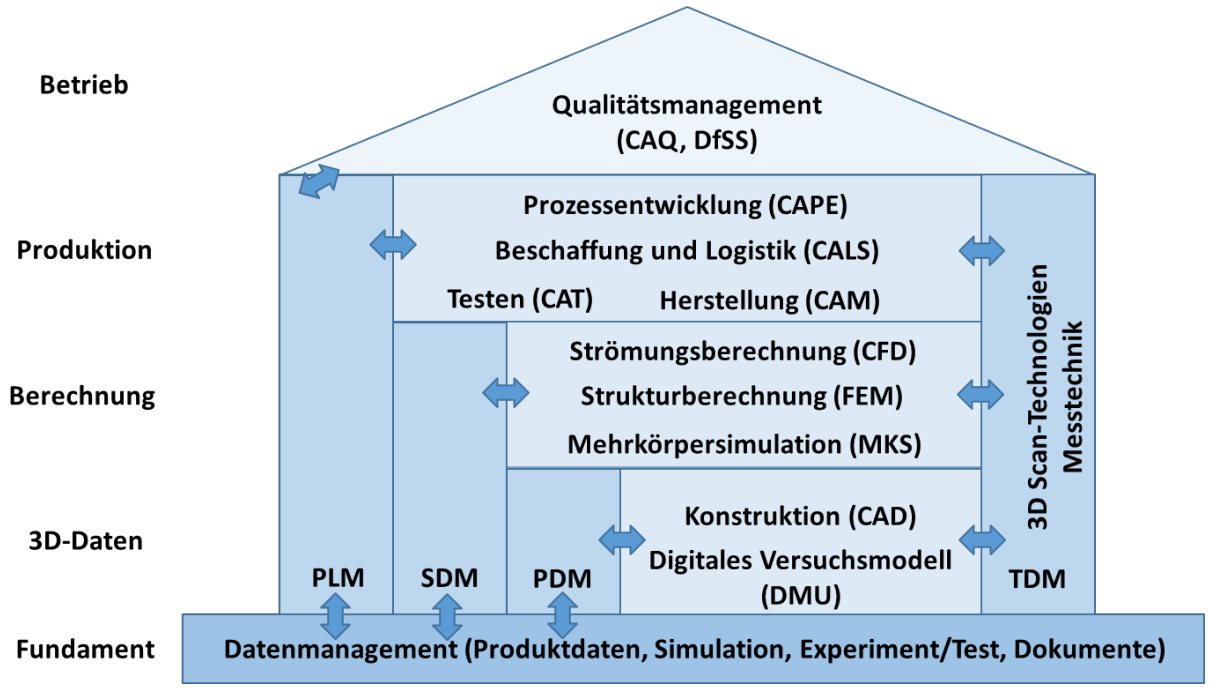


Abb. 5: Hierarchie von ausgewählten CAE-Disziplinen. Die Grundlage bilden 3D-Daten, die in der übergeordneten Stufe für die Berechnung in der Produktentwicklung verwendet werden. In allen Ebene spielen Messdaten eine Rollen. Das gemeinsame Fundament bildet das Management aller anfallenden Daten zur optimierten Entwicklung und Herstellung des Produkts.

Obwohl im Forschungsprojekt der Fokus auf die Verknüpfung von Simulations- und Testdaten gelegt wird, spielen Testdaten in allen Ebenen des CAE-Hauses eine Rolle. Daten von 3D-Scanverfahren werden hier ebenfalls als Testdaten aufgefasst und können im Qualitätsmanagement (Erfassung des Zustands am Produktlebensende), in der Produktion (Soll/Ist-Abgleich zwischen Produktion und virtuellem Produkt, um zum Beispiel den Zustand eines Werkzeugs im Tiefziehprozess zu überwachen), in der CAE-Berechnung (Bereitstellung realer Geometrien) und im Bereich der CAD-Daten (Reverse Engineering) eine Rolle spielen.

In dem CAE-Haus werden drei CAE-Berechnungsdisziplinen erwähnt, auf die der Fokus des Forschungsprojekts liegt: Die Strömungsberechnung (CFD), die Strukturberechnung (FEM) und die Mehrkörpersimulation (MKS). Sie

und ihre Schnittstellen bilden einen Großteil der technischen Simulationen ab. Die Berechnungsprozesse in allen drei Disziplinen werden durch den CAE-Kernprozess abgebildet und somit die anfallenden Daten vereinheitlicht.

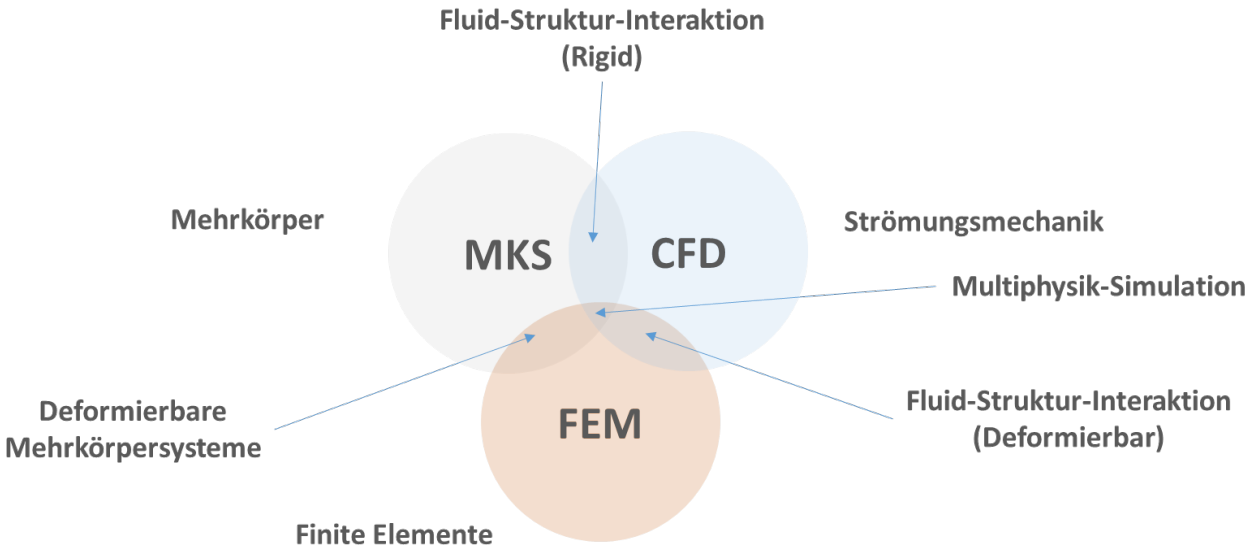


Abb. 6: Darstellung der CAE-Berechnungsdisziplinen Mehrkörpersimulation (MKS), Strömungssimulation (CFD) und Struktursimulation mit finiten Elementen (FEM) und deren Schnittbereiche.

4 KI-Assistenz für CAE-Prozesse

4.1 Wissensmanagement

Der demografische Wandel führt dazu, dass sich die Anzahl der zur Verfügung stehenden Ingenieure in Zukunft deutlich verringern wird [3]. Dies hat zwangsläufig zur Folge, dass das Wissen der erfahrenen Ingenieure verloren gehen wird, da ihre Kenntnisse und Fähigkeiten nicht ausreichend weitergegeben werden können. Insofern ist es von enormer Bedeutung, dass Erfahrungswerte und Know-How dieser Mitarbeiter konserviert werden, um auch qualitativ hochwertige Ergebnisse zukünftig zu gewährleisten.

Zudem werden die Systeme durch ihre Weiterentwicklungen stets komplexer [3] , was es für Ingenieure schwierig macht, die Komplexität auf ein für Menschen verständliches Niveau zu reduzieren. Daher ist das Bestreben von EP 4.0, neben der Verknüpfung der Test- und Simulationsdaten, ein KI-Expertensystem zu enwicklen, das eben genau dieses Wissen sichert und auch Nicht-Experten Zugang zu diesem gewährt. Hierfür werden die verknüpften Simulations- und Testdaten durch einen Data Scientist bzw. Domänenexperten entsprechend auf- und vorbereitet. Hierunter fällt unter anderem die Bereinigung der Daten, also z.B. das Entfernen invalider Werte, aber natürlich auch die Featureauswahl für das Training des KI-Algorithmus. Das trainierte Modell wird am Ende mittels einer geeineten UI dem Nutzer zur Verfügung gestellt.

Das entwickelte KI-Expertensystem soll die Ingenieure vor allem bei der Parametrierung der Modelle unterstützen. Daher ist es wichtig, möglichst viel Wissen zu verknüpfen, um optimale Ergebnisse hier zu erreichen. Entsprechend müssen mehrere Datenquellen und damit Datenformate zusammengeführt werden, z.B. Informationen aus Lastfällen, Test- und Simulationsdaten sowie Anforderungen. Hierfür bietet sich z.B. die Low Code Big Graph Platform Linksphere von Conweaver an. So stellen auch Änderungen der Daten im Quellsystem aufgrund der vorhandenen Schemalosigkeit in Linksphere kein Problem dar. Die Anwendung ermöglicht zudem die direkte Datenauf- und Vorbereitung und stellt die Daten in einem geeigneten Format der KI als Trainings- und Testdaten zur Verfügung. Allerdings sollten die Workflows hierbei von einem Data Scientist bzw. Domänenexperten angelegt werden, um qualitative Ergebnisse zu erzielen. Des Weiteren müssen die Workflows bei Eingang von neuen Daten geprüft werden, ob sie noch allen Anforderungen genügen und ggf. angepasst werden, bevor der KI-Algorithmus nachtrainiert wird.

Beispielhaft werden 0D/1D-Simulationsmodellen gesamter Antriebsstrangsysteme oder auch nur Teilen davon mittels neuronaler Netze analysiert. Die Simulationsmodelle müssen dafür in einer automatisiert auslesbaren Form vorliegen und dürfen nicht verschlüsselt sein. Im Anwendungsfall ist dies eine XML-Struktur, in der alle

Systemkomponenten, sowie deren Verknüpfungen nach einem festen Schema gespeichert sind. Aus allen Verknüpfungen werden Pfade vom ersten bis zum letzmöglichen Teil gebildet, welche wiederum in kürzere Sequenzen geteilt werden. Im ersten Ansatz wird ein überwachter Lernalgorithmus angewandt (Supervised Learning). Für die benötigten Trainingsdaten werden jeder Sequenz kein, ein oder mehrere Tags zugewiesen, die hinterher von der KI wiedererkannt werden sollen [4]. So werden alle bestehenden und neu erstellten Simulationsmodelle analysiert und deren Wissen konzentriert gespeichert. In einem zweiten Ansatz kommt die Methode des unüberwachten Lernens (unsupervised Learning) zum Einsatz. Hierbei sucht ein Algorithmus ohne Vorgaben selbstständig nach Analogien zwischen den Modellen, wodurch das Erkennen von ausschließlich offensichtlichen Zusammenhängen vermieden werden soll [5].

Nach dem erfolgreichen Training der KI ist ein Teil des Wissens der Ingenieure gesichert. Zudem lernt die KI hier auch selbst neue Muster und Zusammenhänge. Das restliche Wissen der Ingenieure wird über Ontologien konserviert. Hierbei handelt es sich dann allerdings um eine regelbasierte KI, da der Entscheidungsprozess bestimmten Regeln/Abfolgen folgt [6]. Über ein geeignetes User Interface können dann auch Nicht-Experten Informationen über Parameter, Simulationsmodelle oder ähnliches erhalten. In EP 4.0 handelt es sich bei der Benutzerschnittstelle um ein KI-Cockpit. Erinnerungsverfälschungen durch Wahrnehmungsfehler oder ein Informationsverlust beim Übergang ins Langzeitgedächtnis der Ingenieure können dadurch verringert bzw. vermieden werden.

4.2 KI-Cockpit

Das KI-Cockpit bietet verschiedene Möglichkeiten. Zu den wichtigsten gehören die Modellauswahl, die Parametrierung, der Prozess-/Projektmanager, die Dokumente/Lastfälle sowie die Wissensdatenbank, die die hinterlegten Ontologien enthält, die eingesehen und je nach Rolle und Rechten bearbeitet werden können.

Beim Prozess- und Projektmanager können die entsprechenden Prozesse eingesehen werden, und auf die einzelnen Projekte und deren Daten kann zugegriffen werden. Dies ermöglicht auch ein TISAX-konformes Vorgehen. Eine Schnittstelle zu den Datenquellen, wo die SDM/TDM Daten in einem Datenmanagementsystem, wie z.B. ARAS abgelegt sind, ermöglich dem Benutzer einen direkten Zugriff auf diese Daten, so daß er über alle wichtigen Informationen für seine Arbeit verfügt.

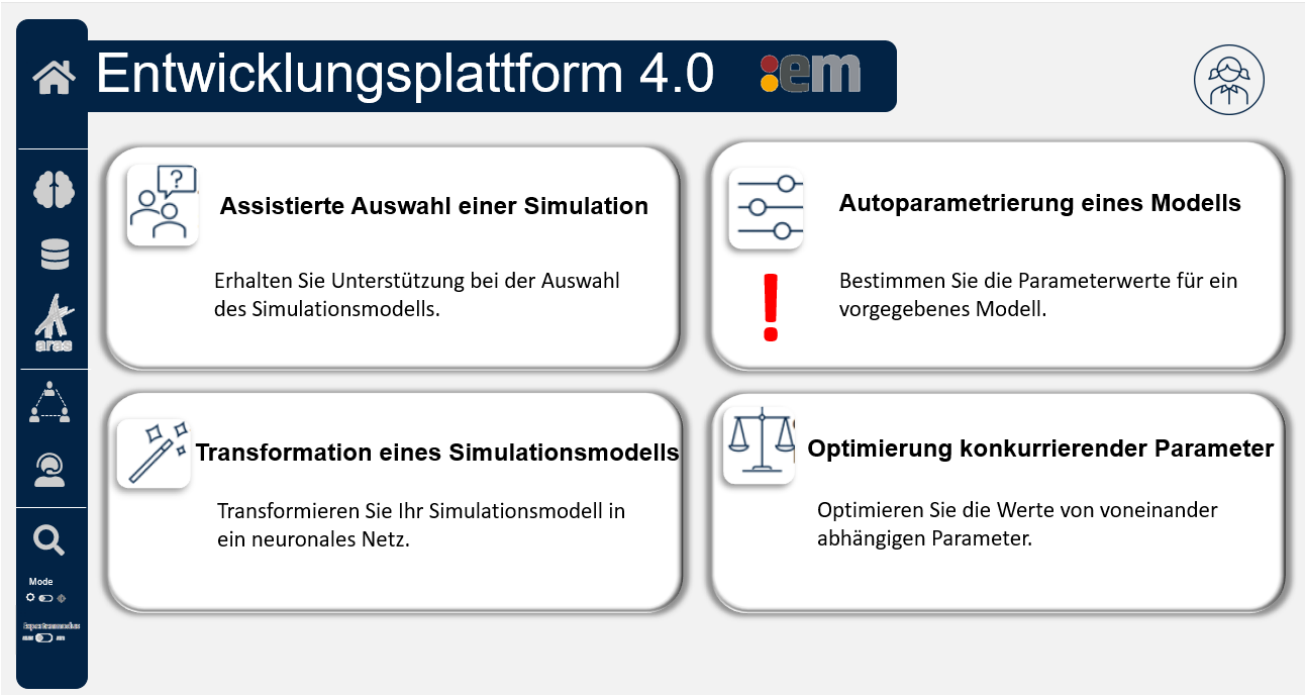


Abb. 7: Visualisierung des KI-Cockpits.

Unter dem Punkt Parametrierung ermittelt der trainierte KI-Algorithmus die optimalen Paramter des Simulationsmodells anhand der eingegebenen Informationen. Bei der Brennstoffzelle wären die Inputparameter

z.B. *temperature, current density, humidity of membrane, cathode pressure, anode pressure* und *cathode stoichiometry* und die Zielparameter *voltage, current, mass flow hydrogen* und *mass flow oxygen*.

Bei der Modellauswahl handelt es sich um die regelbasierte KI, die durch Abfrage von Informationen das entsprechende Simulationsmodell für das vorliegende Problem vorschlägt, indem sie bestimmten vordefinierten Regeln folgt.

Bevor dies an einem Beispiel verdeutlicht wird, lässt sich zusammenfassend sagen, dass die wichtigsten Elemente des KI-Expertensystems die Lastfälle, die Parametrierung und die Wissensdatenbank sind.

4.3 KI-Assistenz

Der erste Versuch eines regelbasierten KI-Expertensystems, welches bei der Simulationsmodellauswahl unterstützend wirkt, wurde mithilfe von JavaDON realisiert.

Anhand einer Aufgabenstellung werden durch das Expertensystem bestimmte Fragen gestellt, die es zu beantworten gilt. Anhand der hinterlegten Ontologie analysiert das Expertensystem die Antworten und schlägt ein passendes Modell vor. Bei mehreren Vorschlägen ist für jedes Modell nochmals eine entsprechende Beschreibung hinterlegt, so dass der Benutzer entscheiden kann, welches Simulationsmodell für die konkrete Aufgabenstellung benötigt wird. Sollte kein Modell für die Kombination der Antworten hinterlegt sein, so wird dies ebenfalls kommuniziert.

Bei der regelbasierten KI muss der Anwender sich zumindest über die richtigen Antworten auf die gestellten Fragen bewusst sein, z.B. ob es sich um ein struktur- oder strömungsmechanisches Problem handelt. Allerdings bietet das Expertensystem hier natürlich mittels Hinweise eine Hilfestellung, indem es z.B. die Unterschiede zwischen diesen Problemen hervorhebt. Eine weitere zukünftige Implementierungsmöglichkeit besteht auch hier, um eine bestmögliche Unterstützung zu erzielen. Kennt ein Anwender nicht die Antwort auf eine Frage, so könnten tiefergehende Fragen durch das System gestellt werden, damit keine explizite Rückmeldung auf die Ursprungsfrage erfolgen muss.

Diese Art von Expertensystem arbeitet ein Schema bzw. eine Ontologie ab, welche(s) vorab einprogrammiert wurde. Die KI durchläuft sozusagen einen Baum und trifft anhand dessen die Entscheidung. Zudem erfordert sie grundlegendes Wissen auf dem entsprechenden Gebiet [6].

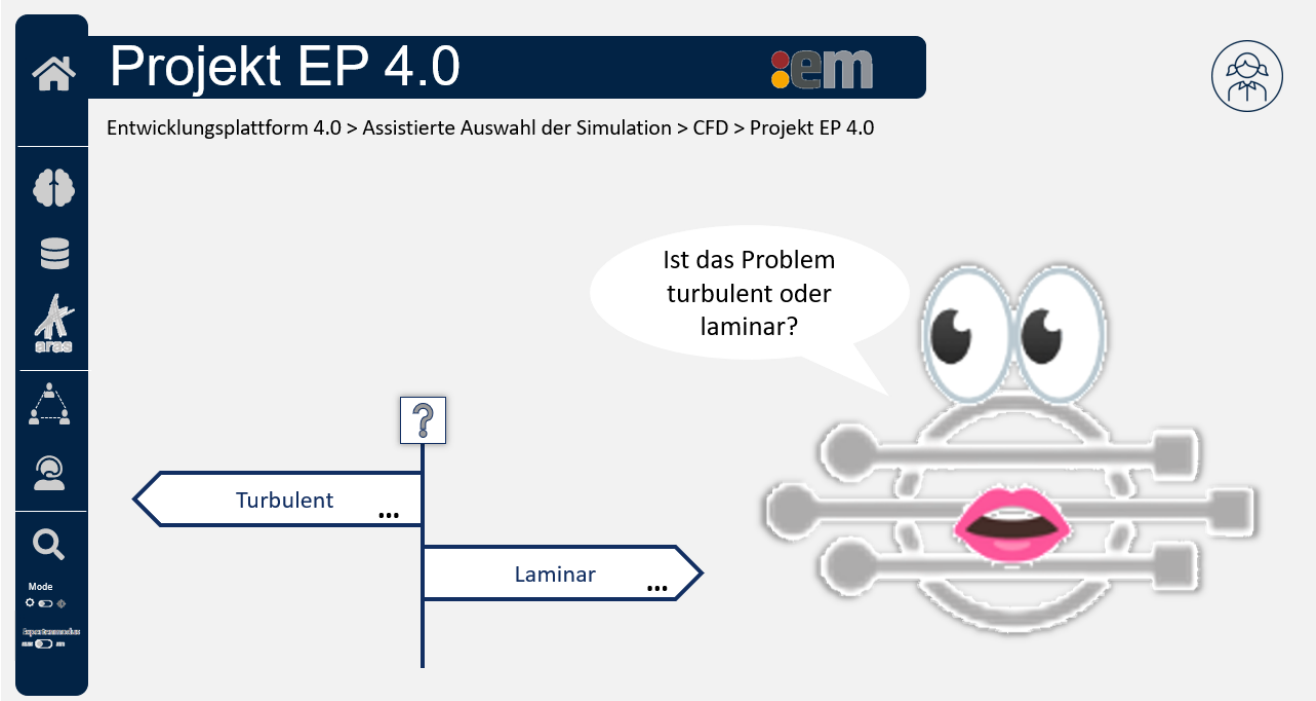


Abb. 8: Eine mögliche Ausprägung des KI-Assistenten in Form von Abfrageformularen, um zum Schluss ein passendes CAE-Modell vorzuschlagen.

Ein weiteres Ziel des Forschungsvorhabens ist die Entwicklung datenbasierter Modelle, die sich durch eine sehr geringe Rechenzeit auszeichnen, sogenannte Ultra-Fast-Running Modelle (UFRM). Dies sind künstliche neuronale Netze (KNN) [7], die mittels Zeitreihen trainiert wurden. Messdaten werden durch Simulationsdaten ergänzt und bilden so eine breite Datenbasis, um einen möglichst großen Betriebsbereich abzudecken. Dies ist notwendig, da KNN im Allgemeinen nicht extrapolationsfähig sind, sondern nur in dem Bereich valide arbeiten, in dem sie trainiert wurden. Durch die hohe Rechengeschwindigkeit und die Möglichkeit, die Modelle parallelisiert auszuführen, ergibt sich eine ausserordentliche Simulationsleistung. Diese ermöglicht disruptiv den Einsatz neuer Technologien im Entwicklungsprozess, da beispielsweise Optimierungsaufgaben mit vielen Parametern mit einer hohen Qualität abgeschlossen werden können. Durch die Integration dieser Modelle in das Expertensystem können zudem neu hinzugefügte Mess- oder Simulationsdaten in kürzester Zeit analysiert und auf ihre Plausibilität überprüft werden.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel des Forschungsprojekts EP 4.0 ist das Konservieren von Wissen und Erfahrung sowie die Bereitstellung dieses Know-Hows, auch für Nicht-Experten. Dies soll mittels eines KI-Expertensystems geschehen, welches unter anderem eine trainierte KI hinterlegt hat. Hierfür werden qualitativ hochwertige Daten benötigt, deren Bereitstellung durch eine geeignete Verknüpfung von Test- und Simulationsdaten gewährleistet wird. Die Interaktion mit dem KI-Expertensystem erfolgt über ein User Interface – dem KI-Cockpit.

Eine weitergehende Überlegung wäre zudem für jedes Projekt eine eigene KI-Instanz zur Verfügung zu stellen, die nur allgemeingültige Daten zurück an die „Mutter-KI“ liefert. Hierdurch würden projektspezifische Informationen geschützt, aber gleichzeitig würde ermöglicht, dass die KI mit neuen Daten trainiert wird und somit weiteres Wissen konserviert werden kann. Zudem könnte das User Interface so entwickelt bzw. angepasst werden, dass es von allen Nutzern mit der bestmöglichen Zufriedenheit genutzt werden kann. Dies ist im Bezug auf die Tatsache, dass immer mehr Unternehmen Autisten (bzw. neurodivergente Personen) einstellen, eine elementare Herausforderung in der Zukunft, da diese Menschen besondere Erwartungen und Bedürfnisse haben, die nicht außer Acht gelassen werden dürfen, wenn man ihre Stärken nutzen möchte [8].

6 Danksagung

Das Projekt „Aufbau einer Entwicklungsplattform EP 4.0 (EP_4_0)“ wird gefördert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) im Verbundprojekt 2021/BMWi/EP_4_0 und zudem unterstützt durch den TÜV Rheinland Consulting GmbH, Projektträger Bodengebundene Verkehrstechnologien (PT BVt) mit der Vereinbarung № 19 I 21020A (June 02, 2021). Dafür danken wir dem BMWi und dem TÜV Rheinland.

Träger:	BMWi
Fachprogramm:	Neue Fahrzeug- und Systemtechnologien
Schwerpunkt:	Künstliche Intelligenz als Schlüsseltechnologie für das Fahrzeug der Zukunft
Beteiligte Partner:	SEGULA Technologies, FKFS, :em AG, Eigner Engineering Consult (UB), Fraunhofer IESE (UB)
Projektbeginn:	01.06.2021
Projektdauer:	3 Jahre

7 Literatur

[1] Vorhabensbeschreibung “Entwicklungsplattform 4.0”. Konsortialteam des Forschungsprojekts (2021)
[2] Baars, H., & Kemper, H. G. (2008). Management support with structured and unstructured data—an integrated business intelligence framework. *Information systems management*, *25*(2), 132-148.
[3] Richter, G. (2012). Demografischer Wandel in der Arbeitswelt.
[4] Cunningham, P., Cord, M., & Delany, S. J. (2008). Supervised learning. *Machine learning techniques for multimedia: case studies on organization and retrieval*, 21-49.
[5] Dayan, P., Sahani, M., & Deback, G. (1999). Unsupervised learning. *The MIT encyclopedia of the cognitive sciences*, 857-859.
[6] Hayes-Roth, F. (1985). Rule-based systems. *Communications of the ACM*, *28*(9), 921-932.

[7] Guresen, E., & Kayakutlu, G. (2011). Definition of artificial neural networks with comparison to other networks. *Procedia Computer Science*, *3*, 426-433.
[8] AI-Supported User Interface Design for Neurodivergent Users, Mareike Keil (2023)
[9] **Rensink, D.; Werner, A (2016)** – Charakterisierung des Schwingungsverhaltens von Kunststoff-Tankbehältern automotiver Kraftstoffsysteme, SIMVEC 2016.
[10] **Rensink, D.; Werner, A.; Wuchatsch, J.; Teske, L. (2017)** – Real Wall Thickness CAE Model of Automotive HDPE Tanks: Generation, Usage and Impact on Vibrational Behaviour, CAE Grand Challenge Hanau.