KIARA

Künstliche Intelligenz zur Alterungsidentifikation realer Anwendungen von Abgaskatalysatoren

Partnerspezifischer Abschlussbericht

AVL Deutschland GmbH

Finanziert von der Europäischen Union
NextGenerationEU

Gefördert durch:
Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz
aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages

Version:	1.0
Zuwendungsempfänger:	AVL Deutschland GmbH
Förderkennzeichen:	19I21032B
Vorhabenbezeichnung:	KIARA: Künstliche Intelligenz zur Alterungsidentifikation realer Anwendungen von Abgaskatalysatoren
Laufzeit des Vorhabens:	36 Monate (+ 6 Monate Verlängerung)

DOKUMENTENINFORMATION

AUTOREN

Dhwani Vakil

KONTAKT

M.Sc. Dhwani Vakil

AVL Deutschland GmbH

Carl-Zeiss-Straße 26

74321 Bietigheim-Bissingen

Tel.: +49 151 15054146

Email: dhwani.vakil@avl.com

VERSIONSÜBERSICHT

Version	Datum	Kommentar	Autor
V1.0	11.02.2025	Draft Version	Dhwani VAKIL
V2.0	25.02.2025	Finale Version	Dhwani VAKIL

INHALTSVERZEICHNIS

1. **AGENDA UND VORSTELLUNG 6**

2. **WICHTIGSTE ERGEBNISSE UND EREIGNISSE 7**

2.1 AP1 - Messkonfiguration, Fahrzeugflotte und Datenaufbereitung 7
2.2 AP2 - Analyse der katalytischen Alterung im Feld und Versuch sowie KI auf Komponenten-Ebene 8
2.3 AP3 - Indikatoren und Trainingsdaten für die KI-Entwicklung aus realen und simulierten Daten 10
2.4 AP4 - Abbildung realer Fahrzeugbedingungen am Engine-in-the-Loop Prüfstand und KI-Integration 12
2.5 AP5 – KI-Framework 18
2.6 AP6 – Anwendung und Bewertung der KI zur Alterungsdetektion 20

3. **ANDERE WESENTLICHE EREIGNISSE 20**

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1: Renault Kadjar Aufbau 7

Abbildung 2: AVL Concerto 5™ automatisierte Skripte und Formulare 8

Abbildung 3: NOx-Konvertierungsrate über den Betrachtungszeitraum – Renault Kadjar 9

Abbildung 4: Darstellung Modelleingänge im CAMEO 5™ Graphik 10

Abbildung 5: Beispiel CAMEO 5™ Modellierung von einem Fahrzeug aus der Flotte 11

Abbildung 6: Intersection Plots aus CAMEO 5™ Modell 12

Abbildung 7: AVL PUMA CAN System Architektur 13

Abbildung 8: Model.CONNECT™ Python Komponent 14

Abbildung 9: Model.CONNECT™ FMU Komponent 14

Abbildung 10: Einstellungen für FMU Komponent bei Model.CONNECT™ 15

Abbildung 11: Grundlegende CAMEO 5™ Funktionalität Darstellung 16

Abbildung 12: CAMEO WebAPI Architektur Übersicht 17

Abbildung 13: Verbindung zu dem Prüfstand 18

Abbildung 14: Live-Trial am Prüfstand 19

Abbildung 15: Ergebnisse KI-Integration AVL CAMEO mit simulierte Prüfstandsoftware 20

Abbildung 16: AVL PUMA 2™ Machine Learning Workflow 21

Abbildung 17: Warum Machine Learning? AVL PUMA 2™ 22

Abbildung 18: CAMEO ActiveDoE Arbeitsablauf 23

1. Agenda und Vorstellung

Der Automobilmarkt befindet sich derzeit in einer Phase der Erholung, Innovation und Herausforderungen. Regulierungsbehörden weltweit verschärfen die Emissionsstandards und Nachhaltigkeitsziele. Beispielsweise hat die Europäische Union ihre CO2-Emissionsvorgaben aktualisiert, um bis 2050 Klimaneutralität zu erreichen. Dieser regulatorische Druck treibt erhebliche Investitionen in Elektrotechnologien und nachhaltige Materialien voran.

Trotz des Vorstoßes zur Elektrifizierung spielen Verbrennungsmotoren (ICE) nach wie vor eine entscheidende Rolle, insbesondere bei Nutzfahrzeugen. Der Markt für ICE-Fahrzeuge wird voraussichtlich weiterhin bedeutend bleiben, wobei Fortschritte bei alternativen Kraftstoffen und Hybridtechnologien niedrigere Emissionen und höhere Effizienz bieten.

Ziel des Projekts war die Entwicklung einer KI-basierten Methode zur Analyse und Reduzierung von Alterungsphänomenen bei Abgasnachbehandlungssystemen. Im Fokus stand die Erkennung und Prädiktion von Alterungsmustern einzelner Komponenten während des Fahrbetriebs, um durch gezielte Anpassungen in der Betriebsstrategie der Motoren die Alterung der Abgasnachbehandlungssysteme zu minimieren. Dabei lag ein besonderes Augenmerk darauf, die Emissionen auch im gealterten Zustand niedrig zu halten und einen hohen katalytischen Wirkungsgrad zu gewährleisten.

AVL ist das weltweit größte, unabhängige Unternehmen für die Entwicklung, die Simulation und das Testen von Antriebssystemen (Hybrid, Verbrennungsmotoren, Getriebe, Elektromotoren, Brennstoffzelle, Batterien und Software) für Pkw und Nutzfahrzeuge. 1948 in Graz gegründet, beschäftigt die AVL Gruppe weltweit über 11.000 Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter. 12,5% des Umsatzes werden in Forschung investiert.
Die AVL Deutschland GmbH mit Hauptsitz in Mainz-Kastel mit 2.500 MA vertritt das Produkt- und Dienstleistungsspektrum der AVL in Deutschland. Ein wichtiger Fokus liegt dabei auf dem Verbrennungsmotor. In den späten 90er Jahren hielten vermehrt alternative Antriebe Einzug in den Entwicklungsabteilungen. Heute deckt AVL alle möglichen Antriebsformen sowie der Hauptkomponenten ab und gestaltet auch den Bereich alternativer Kraftstoffe aktiv mit.
In KIARA werden Kenntnisse im Umfeld mechanische Alterungsmechanismen, Data Analytics und Applikation für Abgasnachbehandlung und Diagnose aus dem Geschäftsbereich PowerTrain Engineering (PTE) eingebracht. Die Datenauswertung im Rahmen der Projekte geschieht derzeit maßgeblich auf konventionellem Wege über ingenieursmäßige, technische Analyse unter Zuhilfenahme von Auswertetools wie AVL-Concerto 5™, AVL CAMEO 5™, MATLAB und MS Excel inklusive der Möglichkeit zur Implementierung von Skripten.

2. Wichtigste Ergebnisse und Ereignisse

2.1 AP1 - Messkonfiguration, Fahrzeugflotte und Datenaufbereitung

Zur Definition geeigneter Messstellen im Abgasstrang wurden die Alterungs- beziehungsweise die Schädigungsmechanismen der sich in der Abgasführung befindenden Bauteile wie zum Beispiel 3-Wege-Katalysator, Dieselpartikelfilter, Ottopartikelfilter methodisch untersucht und entsprechende Positionen und die Art der Sensorik abgeleitet. Hierbei wurde im Wesentlichen zwischen thermischen Alterungsfaktoren sowie Korrosion- und Vergiftungsmechanismen unterschieden.

Die Fahrzeugflotte und zugehörige Messtechnikkonfiguration mit den Projektpartnern besprochen. Darüber hinaus wurde gemeinsam am Aufsetzen einer Datenplattform für die Erfassung der Messdaten gearbeitet. Es wurden verschiedene Darstellungs- und Auswertemöglichkeiten der Messdaten ausgearbeitet.

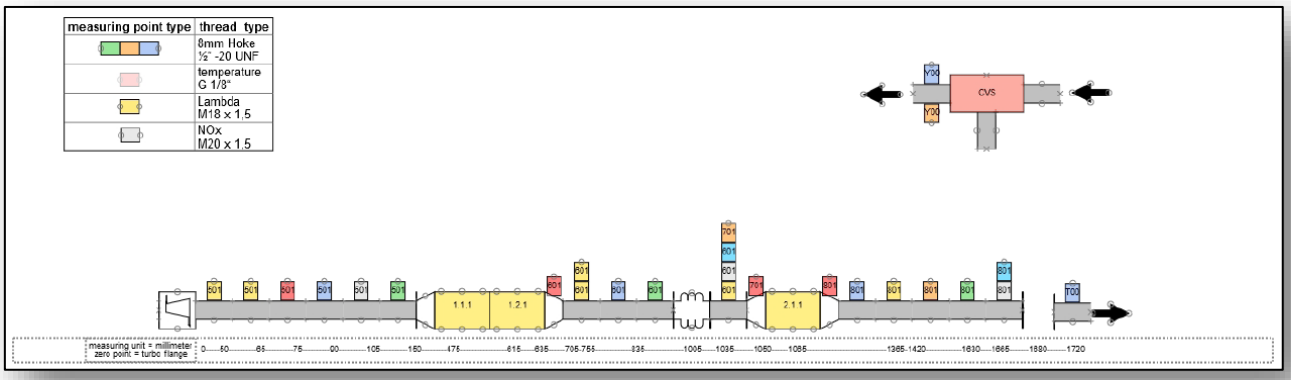

Abbildung 1: Renault Kadjar Aufbau

Für die Analyse der riesigen Datenmengen aus den Fahrzeugen hat jeder Projektpartner seine eigene Routine entwickelt, um auf effiziente Weise einen besseren Einblick zu erhalten.

AVL Deutschland erstellte eine Reihe von standardisierten AVL CONCERTO 5™ basierten Layouts und automatisierten Routinen.

AVL CONCERTO 5™ ist die generische Datenauswertungsplattform für die Visualisierung, Analyse und Berichterstellung von verschiedenen Arten von Daten, die auf Prüfständen (stationäre und instationäre Messdaten, Indikatordaten, Emissionsdaten usw.) oder während der Erprobung mit Messsystemen in/an Fahrzeugen (wie Steuergerätedaten, On-Board-Sensordaten usw.) erzeugt werden, sowie von Daten, die während der Simulation entstehen.

Als generische Plattform unterstützt CONCERTO 5™ die folgenden Funktionen:

Datenzugriffsmodule (welche Dateien/Serverformate können gelesen werden) und Datensuchfunktionen

- Anzeigeobjekte (Datenanzeigeoptionen)

- Grundlegende Berechnungsfunktionen (CalcBar, Calculator und Umfang der Bibliotheken)
- Verwendung von Toolboxen und Apps, Makros, Formeln und Skripten

2.2 AP2 - Analyse der katalytischen Alterung im Feld und Versuch sowie KI auf Komponenten-Ebene

Unter Verwendung die verfügbaren AVL CONCERTO 5™ Funktionalitäten wurden die Fahrzeugdaten zunächst nach plausiblen Kanälen bzw. Daten sortiert. Die gültigen Dateien wurden dann auf der Grundlage des Fahrzeugs und seiner Kategorie (Benzin, Diesel, usw.) gruppiert. Anschließend wurden fahrzeugspezifische Layouts erstellt, um die Daten zu analysieren und auf eine Leistungsverschlechterung der Abgasanlage zu überprüfen.

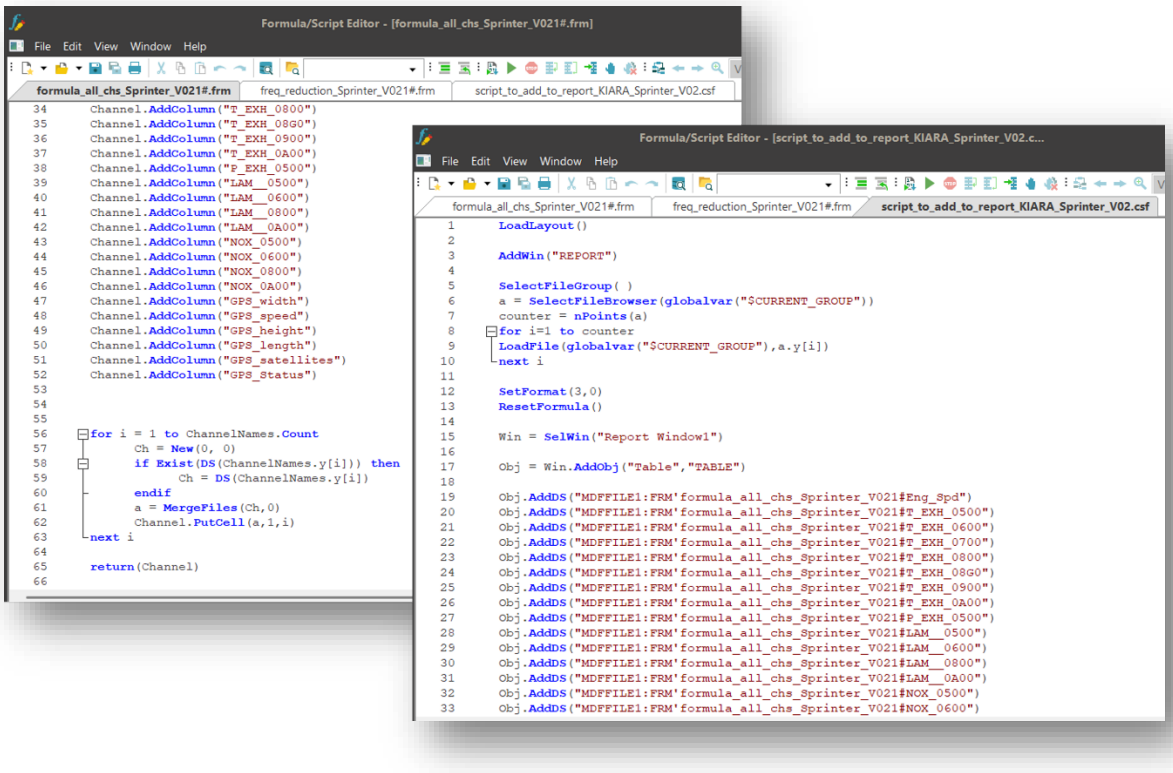

Abbildung 2: AVL Concerto 5™ automatisierte Skripte und Formulare

Es wurden Skripte erstellt, um den gesamten oben genannten Prozess zu automatisieren, der wiederholt ausgeführt werden kann, sobald neue Fahrzeugdaten verfügbar waren. Für jedes Fahrzeug im Pool wurde eine einzige große Datei mit allen relevanten Kanälen erstellt, um die kontinuierlichen KPIs wie die Kilometerleistung und die Katalysatoralterung besser analysieren zu können. Die Daten wurden in diesen Dateien kontinuierlich von den automatisierten Skripten hinzugefügt.

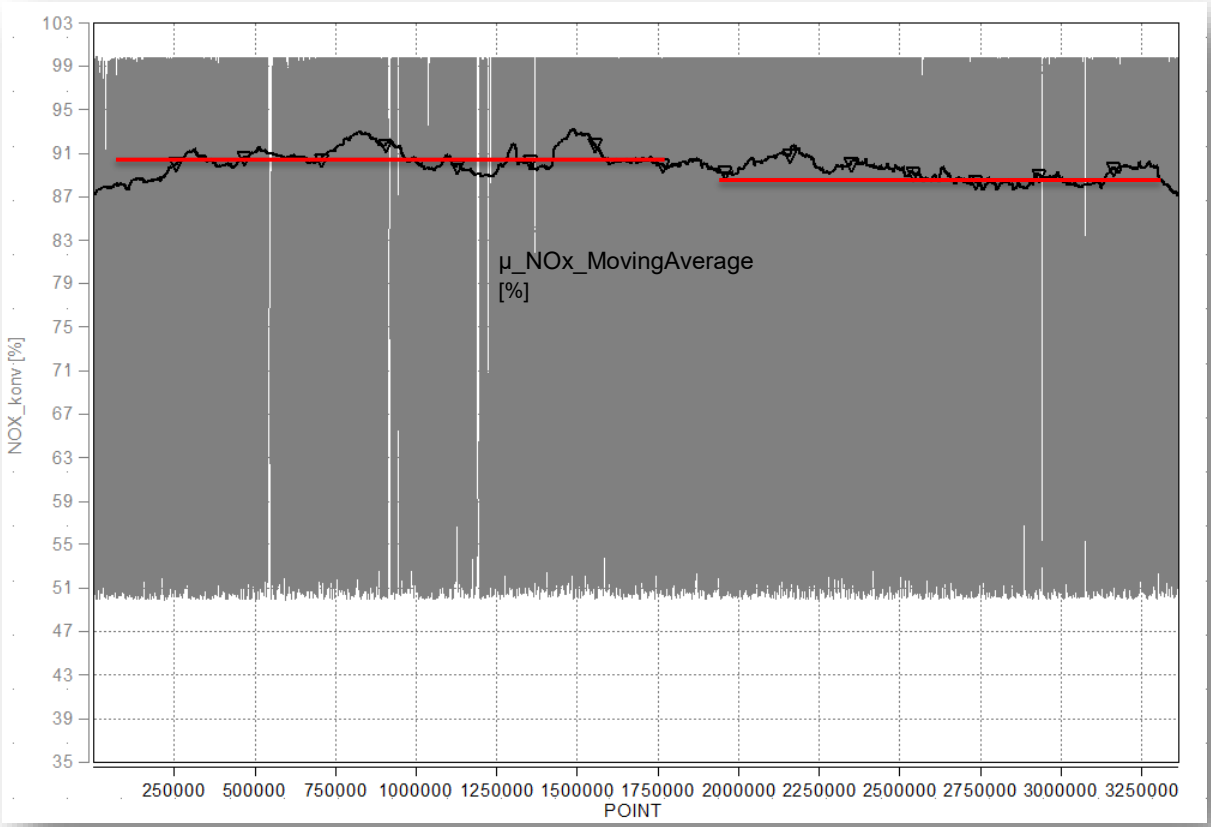

Abbildung 3: NOx-Konvertierungsrate über den Betrachtungszeitraum – Renault Kadjar

2.3 AP3 - Indikatoren und Trainingsdaten für die KI-Entwicklung aus realen und simulierten Daten

Mit Hilfe dieser großen Datenfiles und AVL CAMEO 5™ wurden erste Vorhersagemodelle erstellt. Hier wurde die Auflösung der Daten erheblich verringert, um ein wirklich umfassendes Verständnis des Fahrzeugs durch das Modell zu erreichen.

AVL CAMEO 5™ ist ein leistungsfähiges Werkzeug, das zur Unterstützung des gesamten Entwicklungsprozesses dient - vom Funktionstest über die Validierung und Datenerfassung bis hin zur intelligenten Kalibrierung von XCU-Kennfeldern. Dies gilt unabhängig von der Antriebsart; batterieelektrische Antriebskonzepte werden ebenso unterstützt wie Brennstoffzellen, hybride Antriebskonzepte sowie klassische Verbrennungsmotoren. Die Modellierung ist Teil von AVL CAMEO 5™ mit dem Ziel, die Erstellung eines Testdesigns, die Plausibilitätsprüfung und die Optimierung von Kalibrierdaten aus einem Prüfstand oder aus der Simulation durchzuführen.

Es bietet verschiedene Modellierungsalgorithmen wie typischerweise Polynomial Modelle für frei definierbare Ordnungen, Polynome mit frei definierbaren interagierenden Termen oder die Möglichkeit, den Standardalgorithmus durch verschiedene Arten von Neuronalen Netzalgorithmen zu erweitern. Außerdem informiert AVL CAMEO 5™ den Ingenieur über die Modellqualität und die Güte der Modellvorhersage mit statistischen Mitteln. Im Falle einer geringen Modellqualität, die in der Regel auf die Qualität der verwendeten Messinstrumente zurückzuführen ist, werden Strategien zur Verbesserung der Qualität vorgeschlagen (z.B.: Eliminierung von Ausreißern).

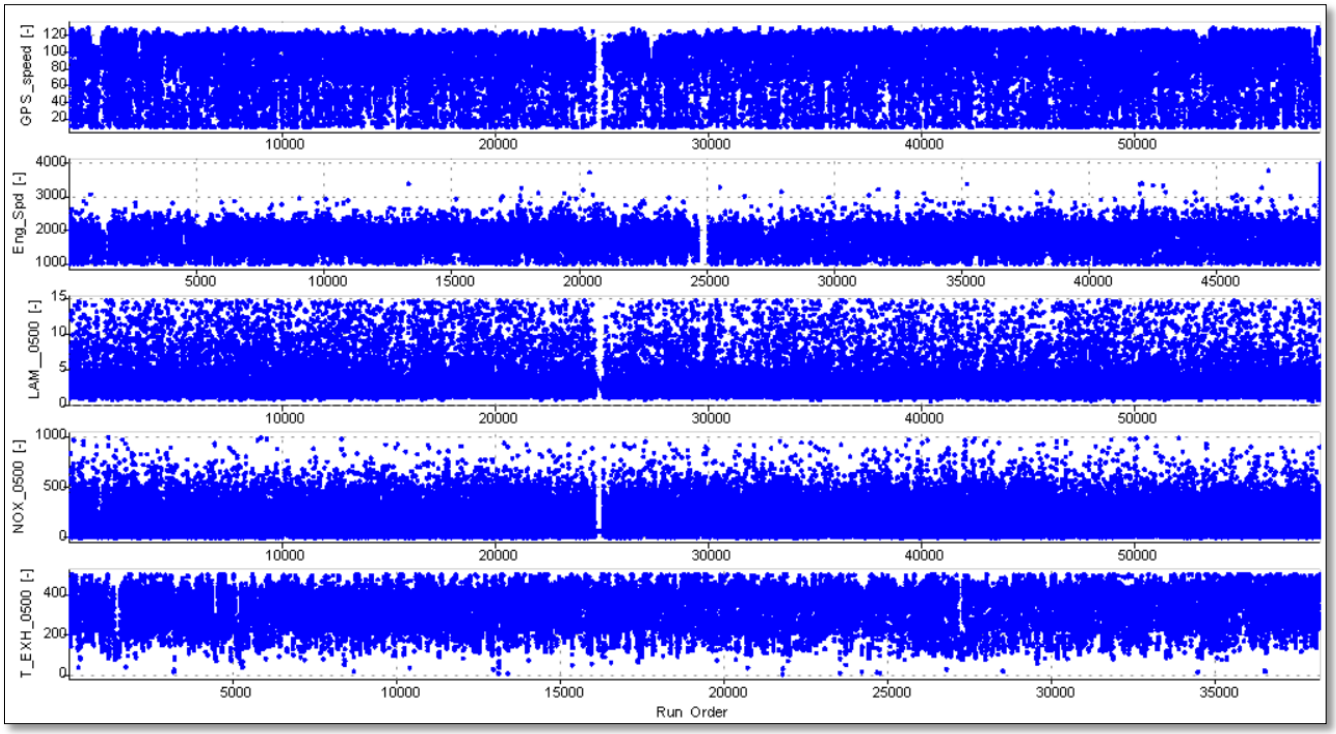

Abbildung 4: Darstellung Modelleingänge im CAMEO 5™ Graphik

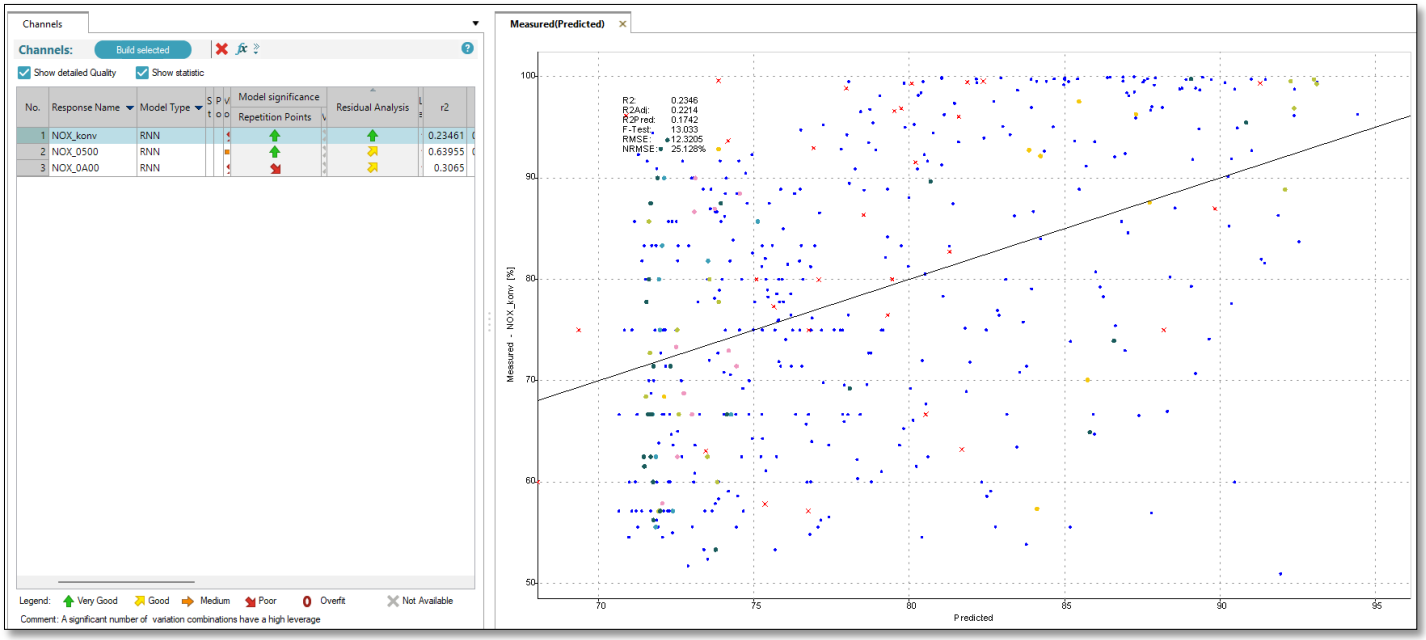

Abbildung 5: Beispiel CAMEO 5™ Modellierung von einem Fahrzeug aus der Flotte

Für dieses Projekt wurden die verfügbaren Rohdaten zunächst auf eine niedrigere Auflösung reduziert, um die Handhabung zu erleichtern, etwa 0,01 Hz (jede 100. Messung). Mit Hilfe von AVL CONCERTO 5™ wurden diese Daten als Textdateien exportiert, um sie in AVL CAMEO 5™ einzuspeisen, und es wurden erste Eingangs-/Ausgangskanäle ausgewählt. Unter Verwendung der verfügbaren AVL CAMEO 5™ Modellierungsoptionen wurden für jede Fahrzeugdatei grundlegende RNN-Modelle (Robuste Neuronalen Netzalgorithmen) erster Ordnung erstellt. Diese Modelle wurden weiter angepasst, bis ein zufriedenstellender R2-Wert erreicht war. Die Ergebnisse wurden mit Hilfe der Grafik-Registerkarte von AVL CAMEO 5™ gezeichnet. Die Modellgrafiken, wie z. B. das Intersection Plot (siehe unten), stellen eine Visualisierung des multikriteriellen Variationsraums dar. Auf diese Weise können die Ingenieure die Variationen in den Ergebnissen leicht erkennen.

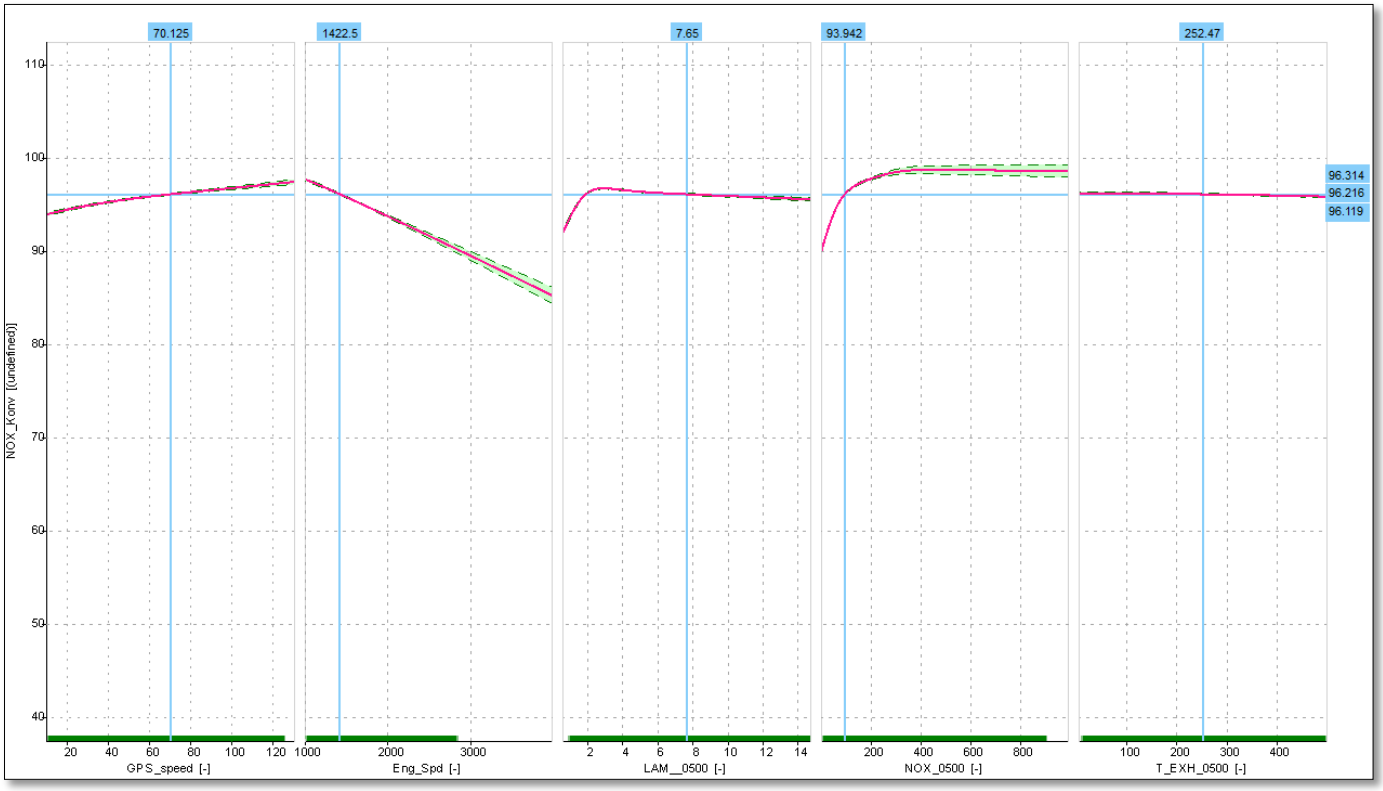

Abbildung 6: Intersection Plots aus CAMEO 5™ Modell

Mit Hilfe des AVL RNN-Modells und der ersten grafischen Analyse wurde bei einem der Fahrzeuge eine deutliche Alterung festgestellt.

Diese Ergebnisse und Modelle wurden den Projektpartnern vorgestellt, mit ihnen diskutiert und bei der Festlegung der ersten Einflussfaktoren für die KI-Modelle berücksichtigt.

2.4 AP4 - Abbildung realer Fahrzeugbedingungen am Engine-in-the-Loop Prüfstand und KI-Integration

Nachdem ein grundlegender Rahmen für die KI festgelegt und der Prüfling erfolgreich am Motorenprüfstand in Betrieb genommen worden war, bestand der nächste Schritt darin, das KI-Modell auf dem Prüfstand zu integrieren, um Echtzeitvorhersagen zu ermöglichen.

Für eine KI-Integration am EiL-Prüfstand würden mehrere Möglichkeiten in Betracht gezogen. Von Seiten der AVL-D wurden verschiedene Anschlussmöglichkeiten (Interface) erarbeitet und diskutiert. Gemeinsam mit den Projektpartnern wurde entschieden, dass die Umsetzung bzw. Ausführung des KI-Modells in Form eines Python-Skripts ideal ist.

Dabei wurden verschiedene Formen von Anbindungsplattformen in Betracht gezogen.

1. **CAN-Verbindung:**

Eine der ersten Ansätze war die Verbindung über CAN, aufgrund ihrer tendenziell einfachen Umsetzbarkeit. Der Prüfstand war bereits mit der AVL PUMA R6™ Software ausgestattet, die eine CAN-Schnittstelle in Echtzeit ermöglicht. CAN-Nachrichten können zyklisch gesendet oder durch Ereignisse in Echtzeit ausgelöst werden. Diese Methode wurde erfolgreich durchgeführt, erwies sich jedoch als unzuverlässig und daher weitere Möglichkeiten in Betracht gezogen werden mussten.

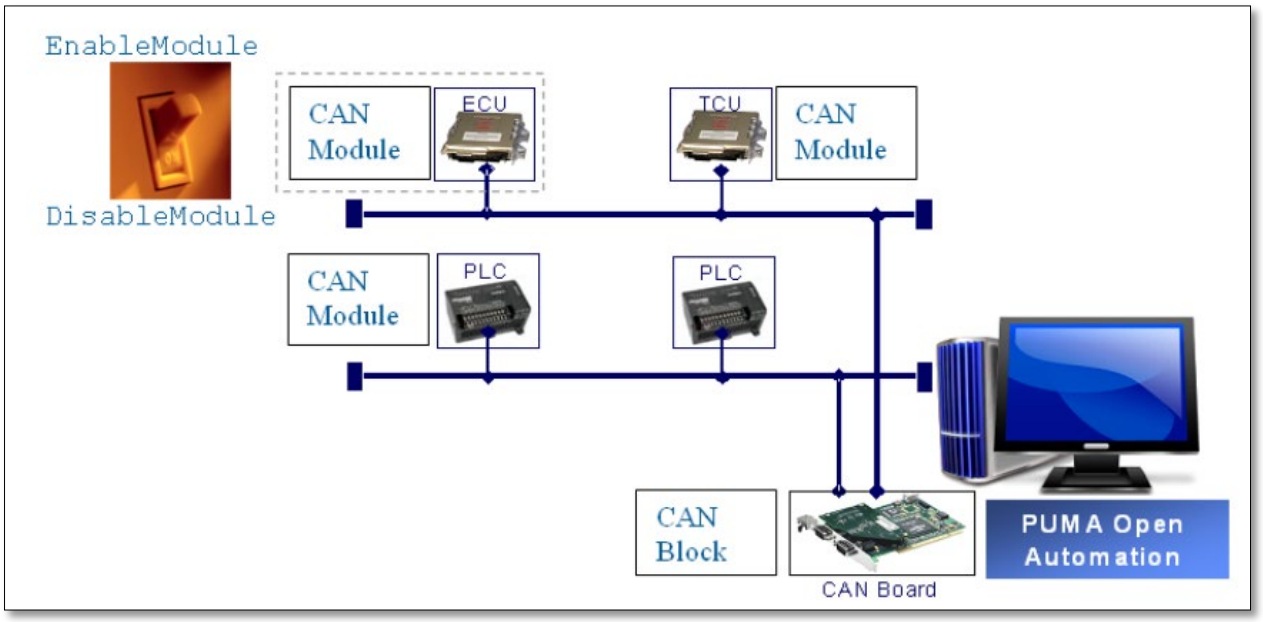

Abbildung 7: AVL PUMA CAN System Architektur

2. Model.CONNECT Verbindung:

Model.CONNECT™ ist die offene Modellintegrations- und Co-Simulationsplattform von AVL. Sie unterstützt die Verbindung bestehender Simulationskomponentenmodelle zu einem konsistenten virtuellen Prototyp. Modelle können sowohl über standardisierte Schnittstellen (Functional Mockup Interface, FMI) als auch über spezifische Schnittstellen zu einer Vielzahl von bekannten Simulationswerkzeugen integriert werden.

Leider ist die Python-Komponente für Model.CONNECT™ nicht kompatibel für Echtzeit-Verbindungen. Daher war ein anderer Ansatz erforderlich, um diese Software für die KI-Integration zu verwenden.

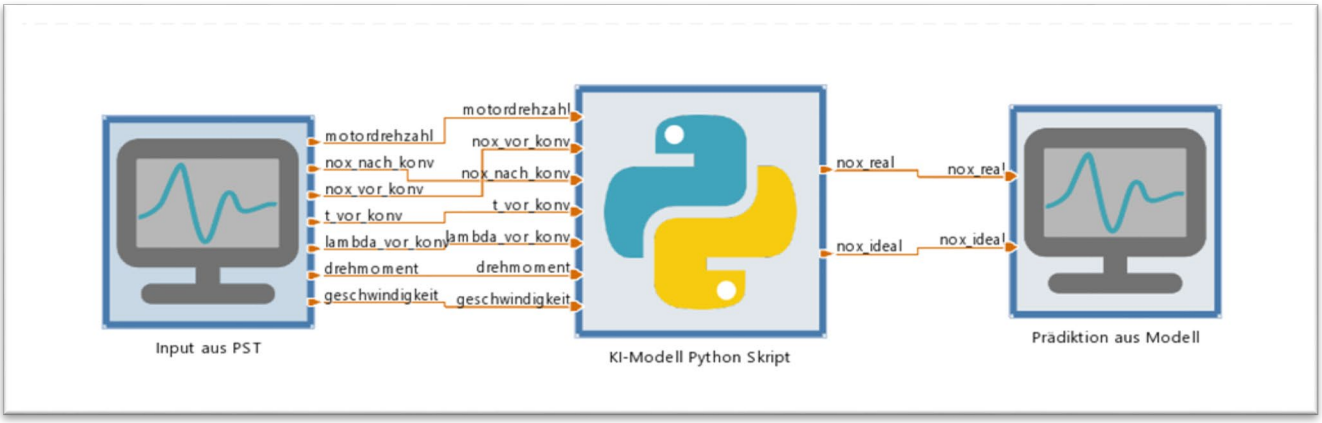

Abbildung 8: Model.CONNECT™ Python Komponent

Gemeinsam mit den Projektpartnern wurde dieses Szenario ausführlich diskutiert und beschlossen, das bestehende Python-Modell in eine FMU umzuwandeln, die sich ideal für Model.CONNECT™ eignet. Mit Hilfe von PythonFMU, einem leichtgewichtigen Framework, das die Verpackung von Python 3-Code oder CSV-Dateien als Co-Simulations-FMUs ermöglicht (in Anlehnung an FMI Version 2.0), wurde dies realisiert.

GitHub - NTNU-IHB/PythonFMU: A lightweight framework that enables the packaging of Python3.x code as co-simulation FMUs

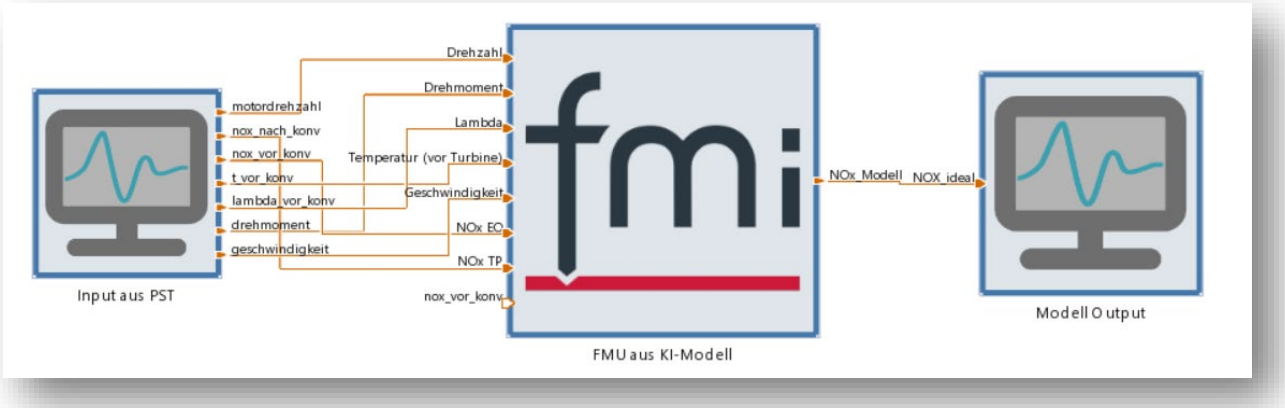

Abbildung 9: Model.CONNECT™ FMU Komponent

Die Model.CONNECT™-Umgebung erlaubt eine kombinierte Echtzeit- und Nicht-Echtzeit-Konfiguration. Der Echtzeit-Teil der Simulation wird mit der Echtzeit-Ausführungsumgebung von Testbed.CONNECT™ ausgeführt und der Nicht-Echtzeit-Teil wird unter Windows, Linux oder einer Kombination aus beiden über ICOS orchestriert. Für eine FMU-Komponente ist es möglich, diese Schnittstelle hinzuzufügen. Wenn das Element, das an das Testbed IO angeschlossen ist,

in der Testbed.CONNECT™-Ausführungsgruppe platziert ist, wird es als in der Lage angesehen, in einer Echtzeit-Testbed.CONNECT™-Umgebung zu laufen.

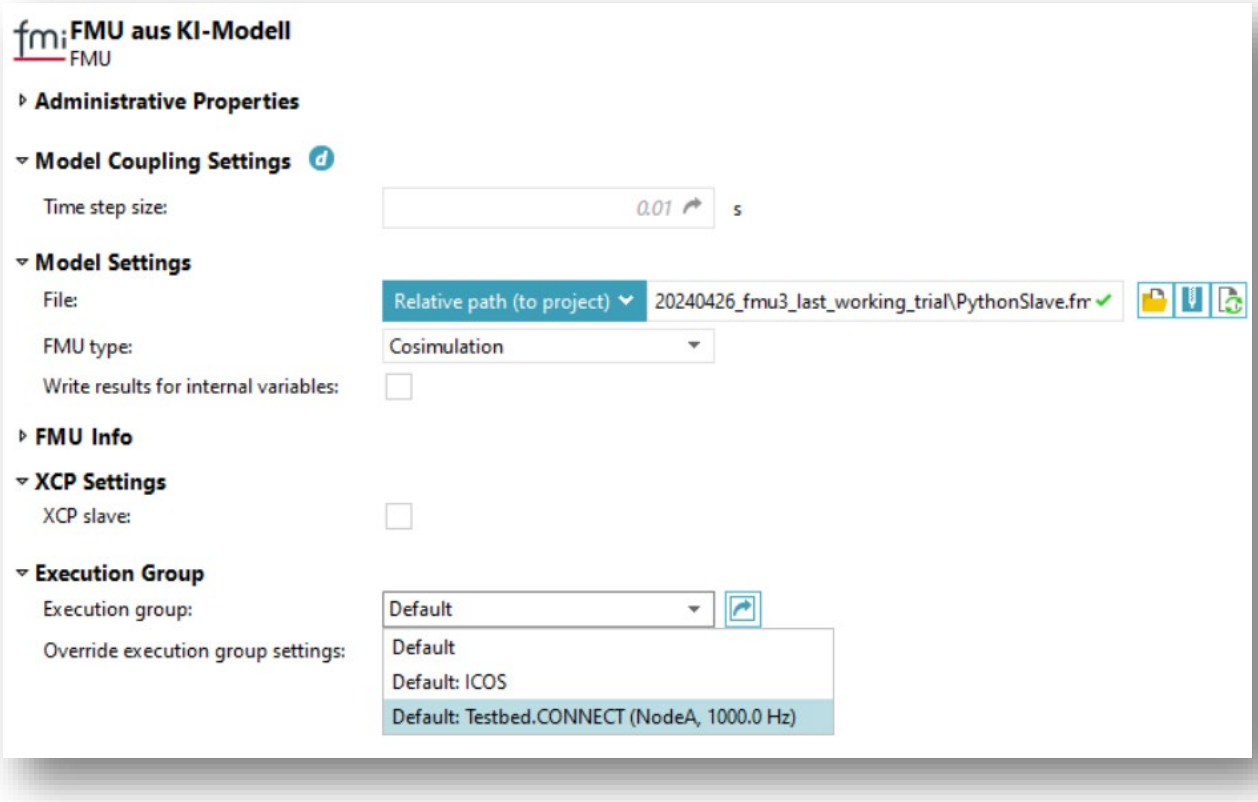

Abbildung 10: Einstellungen für FMU Komponent bei Model.CONNECT™

Trotz zahlreicher Versuche konnte ein erfolgreich funktionierendes Modell mit diesem Ansatz während der Projektlaufzeit nicht erreicht werden. Die Bemühungen, dies zu erreichen, sind noch nicht abgeschlossen, aber im Interesse des Projekts war es notwendig, einen alternativen Ansatz zu finden.

3. AVL CAMEO 5™ Schnittstelle:

AVL CAMEO 5™ ist ein leistungsfähiges Werkzeug, das zur Unterstützung des gesamten Entwicklungsprozesses dient - vom Funktionstest über die Validierung und Datenerfassung bis hin zur intelligenten Kalibrierung von XCU-Kennfeldern. Dies gilt unabhängig von der Antriebsart; batterieelektrische Antriebskonzepte werden ebenso unterstützt wie Brennstoffzellen, hybride Antriebskonzepte sowie klassische Verbrennungsmotoren. Die CAMEO TEST & MEASURE bietet eine breite Palette von Funktionen:

- Durchführung der Standard-Prüfverfahren auf Basis von Full Factorial und DoE Test Designs (DoE Variation List) mit dem Ziel, den Prüfaufwand zu minimieren.
- Interaktion mit dem AVL-Automatisierungssystem PUMA zum Auslösen und Empfangen von angeforderten Messungen und zur Steuerung des Prüfstands.
- Möglichkeit zur Erweiterung der Software mit Schnittstellen zur Implementierung von externem Programmcode oder zur Modifikation bestehender Verfahren durch den Anwender.

Es besteht die Möglichkeit, sich über eine ACP-Schnittstelle direkt mit dem AVL PUMA R6™ System zu verbinden. Verschiedene mit AVL CAMEO 5™ kompatible Systeme und Schnittstellen wurden untersucht. Das Python-API-System von AVL CAMEO 5™ ist jedoch derzeit nicht für eine Echtzeitumgebung geeignet. Auch die Verbindung mit Model.CONNECT™ über XCP war eine Option, aber das Model.CONNECT™-Konzept befindet sich noch in der Entwicklung und konnte während der Projektlaufzeit nicht realisiert werden.

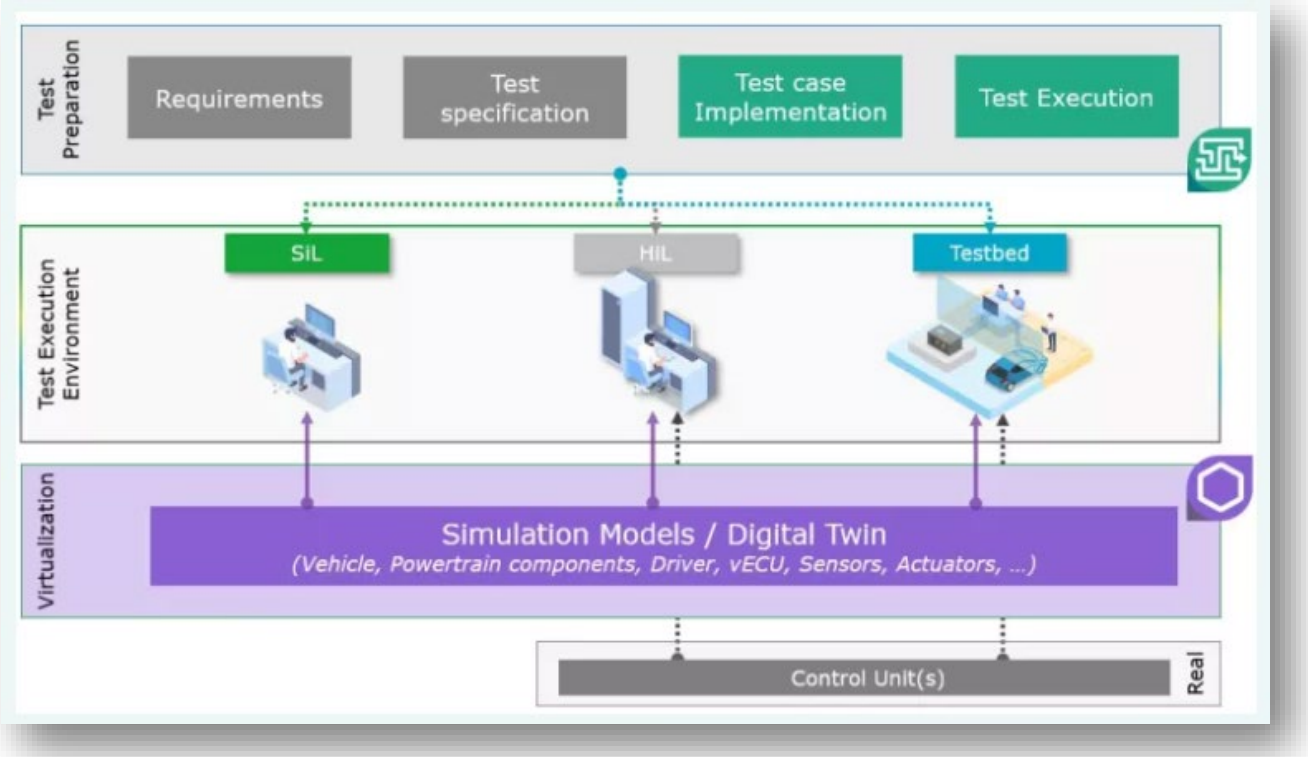

Abbildung 11: Grundlegende CAMEO 5™ Funktionalität Darstellung

Eine weitere Möglichkeit war das WebAPI-System. Die Python-WebAPI-Server-Implementierung in AVL CAMEO 5™ ermöglicht es dem Benutzer, Python-Module zu schreiben, die über das Cameo-WebAPI-System zu einem System zusammengefügt werden können. Wenn ein Simulationswerkzeug eine Python-API, eine COM-Schnittstelle oder eine

ähnliche Schnittstelle bietet, die von Python aus aufgerufen werden kann, kann ein Modul geschrieben werden, das einen der vier Dienste (SimpleService, AdvancedService, SimulationService, DeviceService und ControlModeService) unterstützt.

Der WebAPI-Server impliziert den CAMEO REST-Server. AVL CAMEO 5™ kommuniziert mit der Serverkomponente über die Verbindungseigenschaften im WebAPI-Treiber.

- Der Zugriff auf den WebAPI-Server kann über die CAMEO-Software auf zwei Arten erfolgen: über eine lokale Verbindung oder eine Remote-Verbindung.
- Ein lokaler WebAPI-Server setzt voraus, dass die WebAPI-Server-Komponente auf demselben Rechner installiert ist wie der Client, d.h. die CAMEO-Software
- Ein Remote WebAPI Server bedeutet, dass die WebAPI Server Komponenten auf einem separaten Host laufen und über ein Netzwerk über TCP/IP verbunden sind.

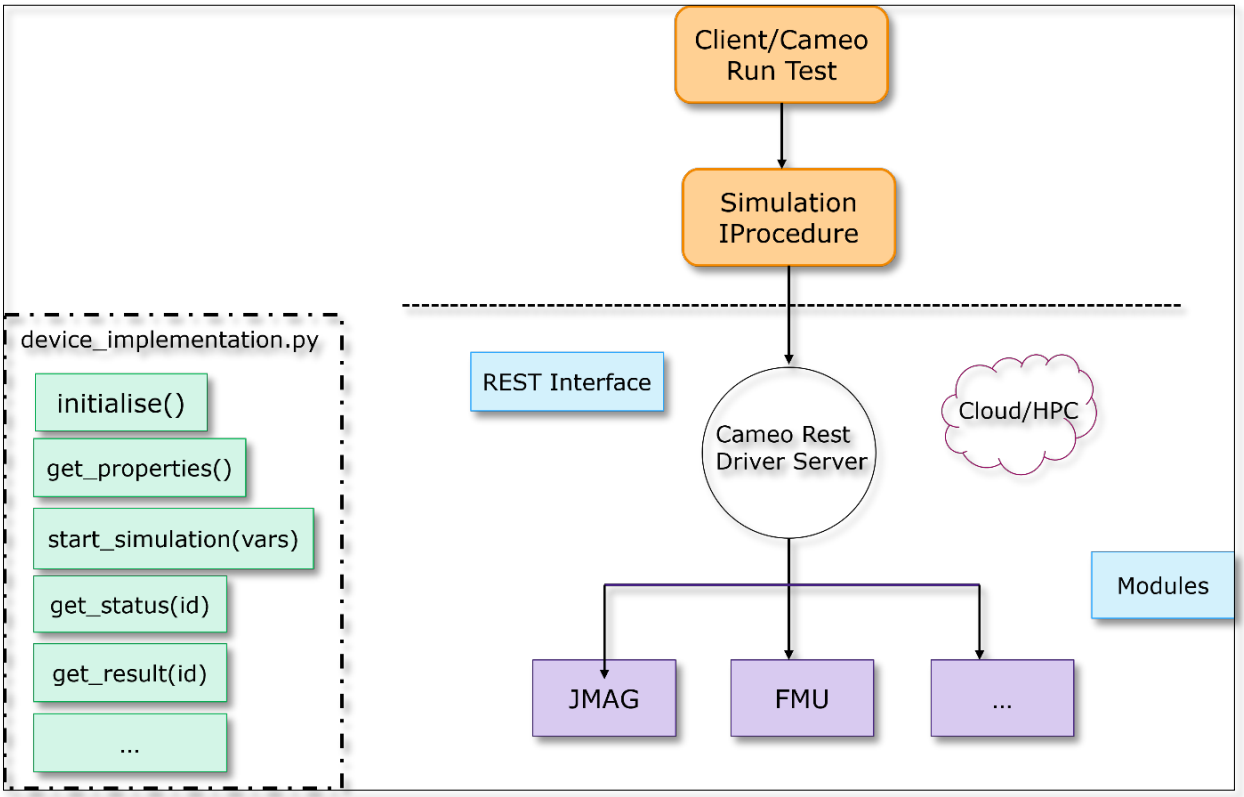

Abbildung 12: CAMEO WebAPI Architektur Übersicht

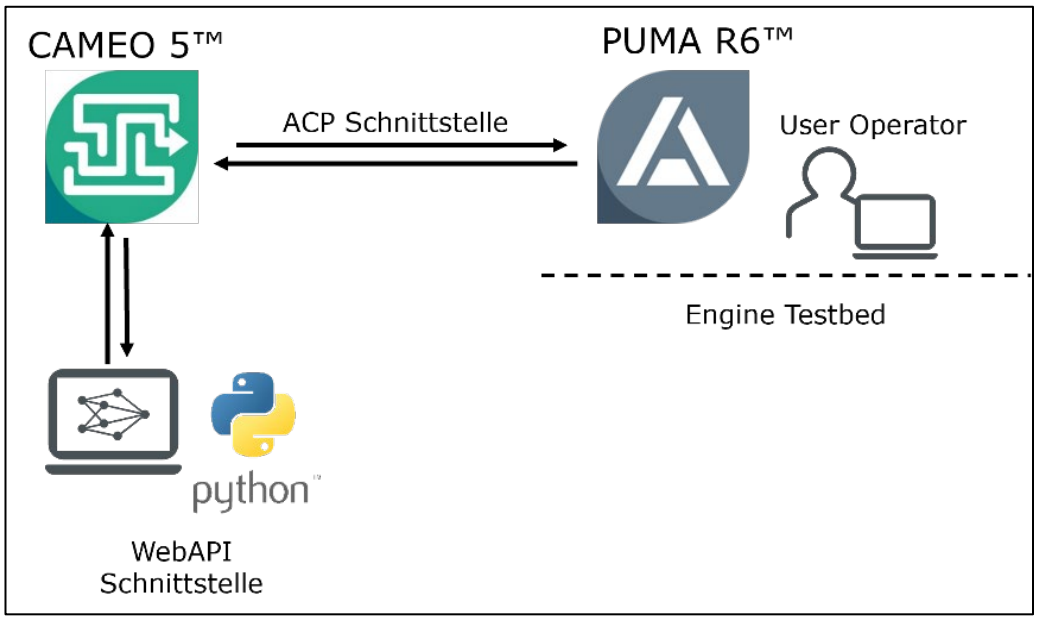

Abbildung 13: Verbindung zu dem Prüfstand

Finale Ergebnisse

Gemeinsam mit den Projektpartnern wurde das bestehende Python-Skript für das KI-Modell an das WebAPI-Format angepasst und modifiziert, um ein funktionierendes Skript zu erstellen. Im letzten Schritt musste das Format der Kanäle (Messdaten), die ausgegeben und eingelesen werden, noch definiert werden. Die ursprüngliche Idee, die Kanäle im Vektorformat zu speichern, wurde verworfen. Stattdessen wurde das Skript so angepasst, dass die Kanalwerte zusammen mit den Zeitstempeln in einer separaten Datei gespeichert wurden.

Es wurden mehrere Probeläufe in einer simulierten Testumgebung durchgeführt, um die Robustheit des Systems und die Echtzeitfähigkeit zu testen. Nach Erreichen

zufriedenstellender Ergebnisse wurde der gesamte Systemaufbau am EiL-Prüfstand gemeinsam mit den Projektpartnern emuliert und erfolgreich in Betrieb genommen.

Abbildung 14: Live-Trial am Prüfstand

Dieses erste KI-Modell wurde auf die Signale des Testbeds und eines Prüflings der Flotte abgestimmt. Die ersten Ergebnisse sind im unten gezeigten Bild zu sehen.

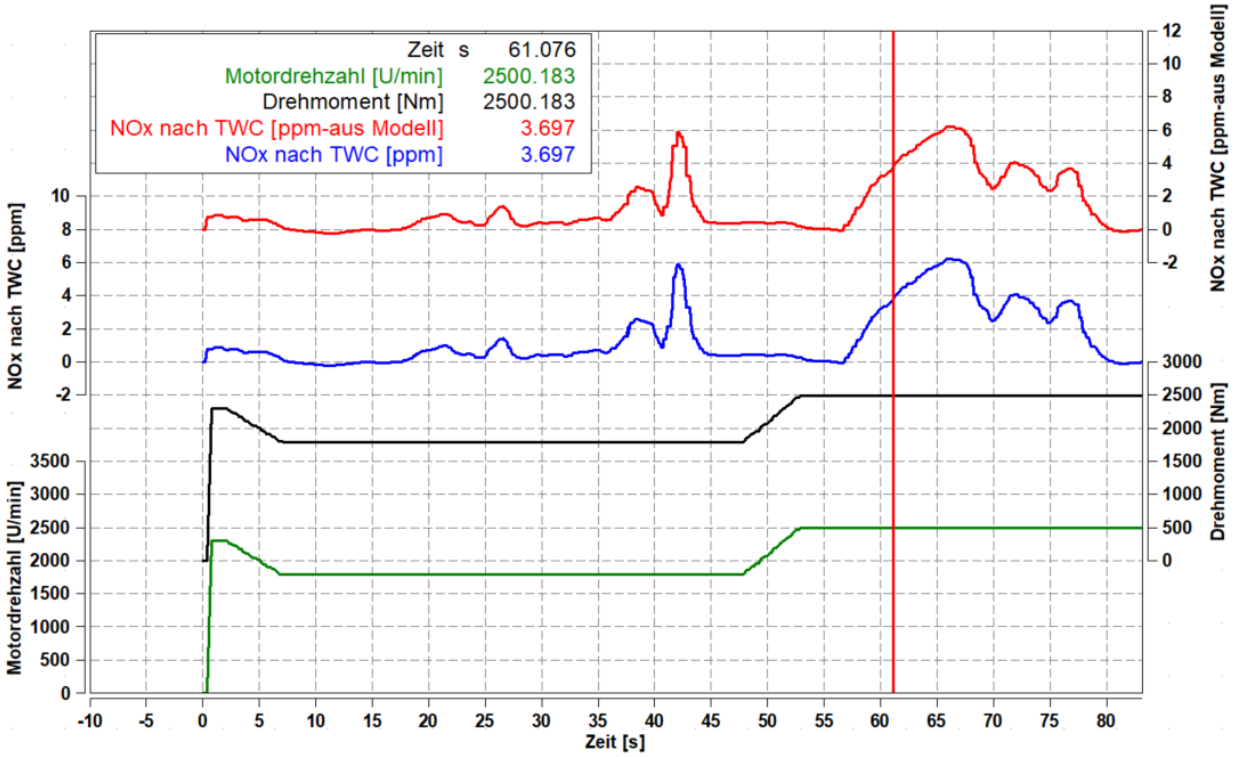

Abbildung 15: Ergebnisse KI-Integration AVL CAMEO mit simulierte Prüfstandsoftware

Damit wurde eine grundlegende Toolchain-Architektur entwickelt, die generisch verwendet werden kann. Der gesamte Aufbau und der CAMEO-Test können von einem Fahrzeug bzw. Prüfstand auf ein anderes übertragen werden, wobei lediglich das fahrzeugspezifische KI-Modell ausgetauscht werden muss. Dieses Plug-and-Play-Konzept war ein bedeutendes Ergebnis für das Projekt und kann für jeden Prüfling implementiert werden.

2.5 AP5 – KI-Framework

Diese Arbeitspakete wurden vollständig vom Projektpartner übernommen.

2.6 AP6 – Anwendung und Bewertung der KI zur Alterungsdetektion

Diese Arbeitspakete wurden vollständig vom Projektpartner übernommen.

3. Andere wesentliche Ereignisse

Im Rahmen des Projekts wurde ein allgemeiner Konsens darüber erzielt, dass benutzerfreundlichere Methoden/Werkzeuge für die Integration von KI in die bestehenden Systeme erforderlich sind. In Anbetracht dessen hat die AVL-D diese Pläne als Teil der zukünftigen Testlösungen.

Das neue AVL PUMA 2™ Machine Learning:

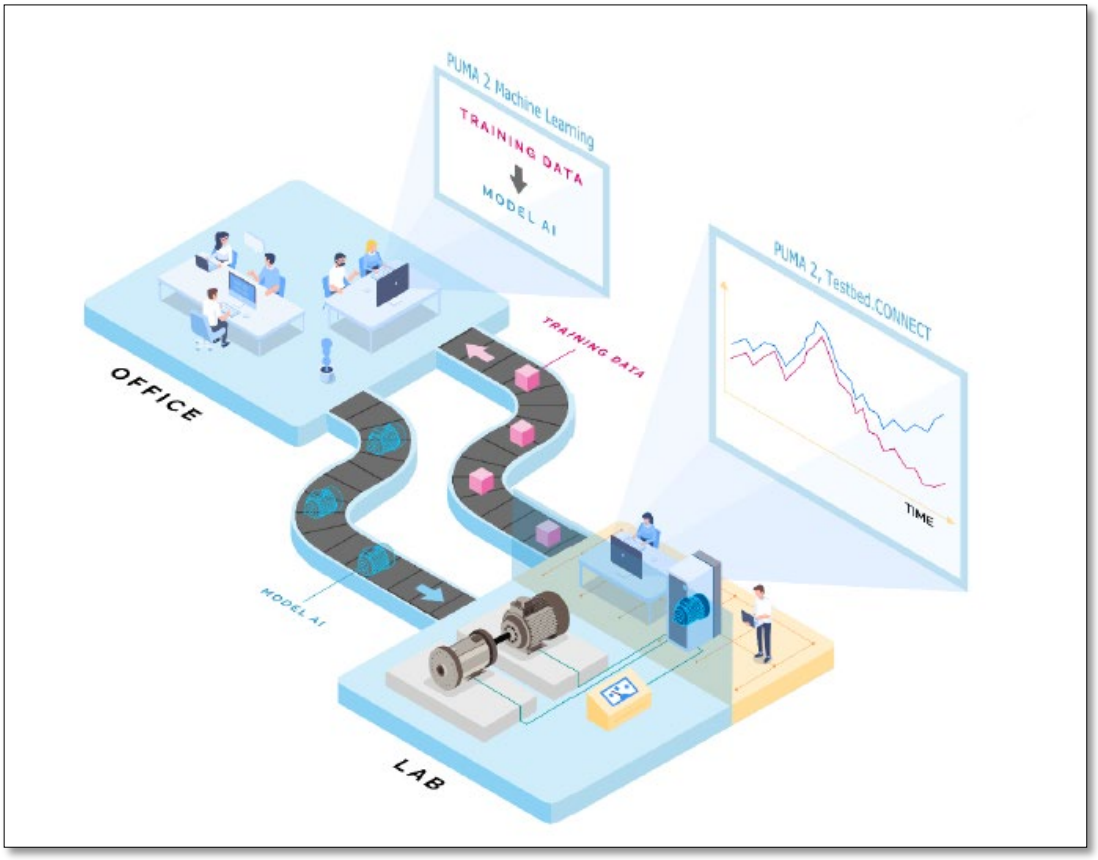

Abbildung 16: AVL PUMA 2™ Machine Learning Workflow

PUMA 2™ Machine Learning ermöglicht den Anwendern, die Vorteile von Algorithmen des maschinellen Lernens in ihrem Entwicklungsprozess voll auszuschöpfen. Es lässt sich problemlos auf jedem Bürocomputer installieren. Die einfach zu bedienende Benutzeroberfläche ermöglicht es auch Nicht-Experten, die Vorteile bekannter maschineller Lernalgorithmen und verschiedener Regressionsmodelltypen voll auszuschöpfen. So können Anwender Lernmuster aus Testdaten nutzen, ohne sie programmieren zu müssen. PUMA 2 Machine Learning kann zur Modellierung und Vorhersage beliebiger Kanalwerte verwendet werden und funktioniert in allen Prüfumgebungen. Mit Hilfe dieser Modelle können die Benutzer den Zustand des Prüflings und des Gesamtsystems intelligent überwachen, indem sie die vorhergesagten und gemessenen Werte während der Laufzeit vergleichen.

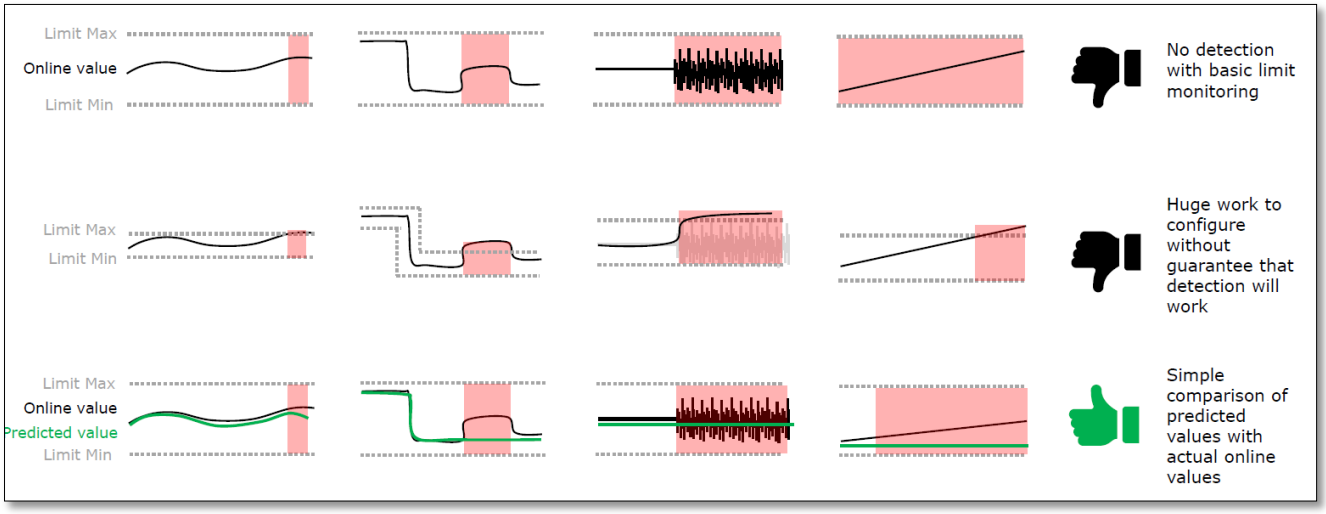

Abbildung 17: Warum Machine Learning? AVL PUMA 2™

gezielte Anwendungsbereiche:

- E-Motor Lebensdauertests, z.B. Erkennung von Beschädigungen im Anfangsstadium, Temperaturüberwachung
- End-of-Line-Tests, z. B. Erkennung von Anomalien
- Brennstoffzellen-F&E-Tests, z. B. Diagnosefunktionen für die
- Degradation zu erkennen und zu verhindern (Membranalterung)
- Batterieprüfung

...und weitere Prüfstandskonfigurationen und Anwendungsbereiche

Der CAMEO ActiveDoE Arbeitsablauf - KI-basierte Machine Learning:

Mithilfe patentierter maschineller Lernalgorithmen lernt ActiveDoE, wo die
von Interesse sind und steuert die generierten Szenarien on-the-fly aktiv in Richtung:

- Interessante/kritische Regionen
- Regionen des Szenarienraums, die nicht abgedeckt sind
- Bereiche des Szenarioraums mit stark nicht-linearem Verhalten

Und Reduzierung der Abdeckung von:

- Gebiete, die als sicher gelten
- Bereiche, in denen ein Unfall unvermeidbar ist

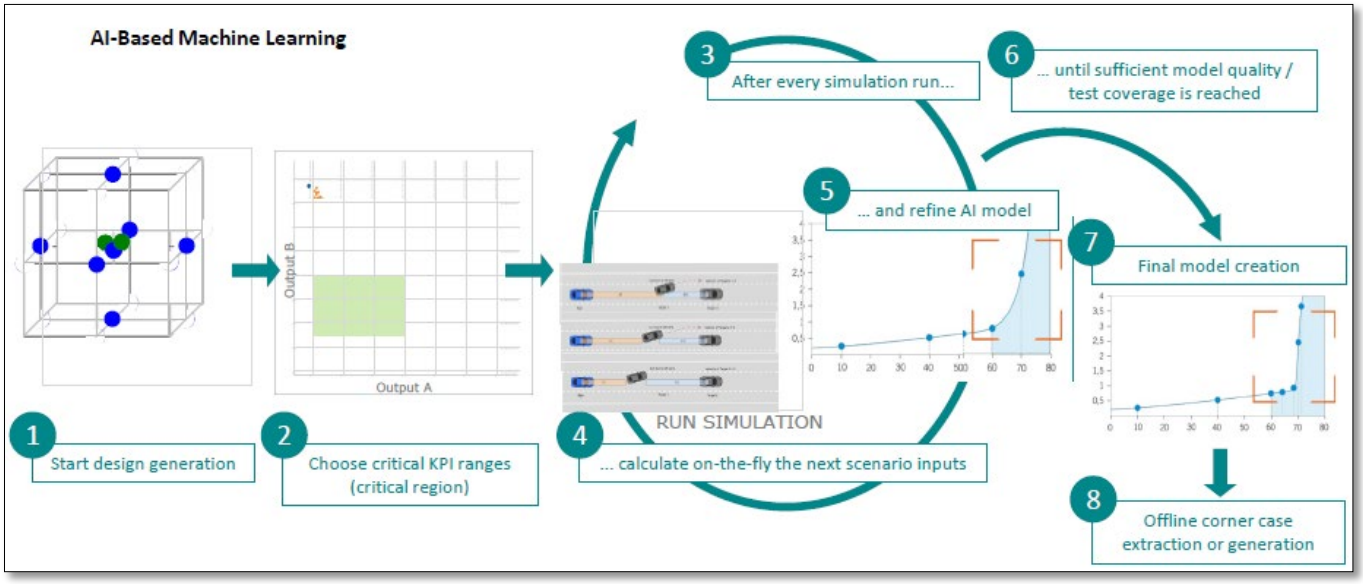

Abbildung 18: CAMEO ActiveDoE Arbeitsablauf

Die Simulationen werden automatisch gestoppt, sobald eine ausreichende Modellqualität und Abdeckung „außen“ und „innen“ erreicht ist. Dadurch wird die Simulationszeit auf ein absolutes Minimum reduziert, um kritische Szenarien für weitere Validierungsaktivitäten zu identifizieren. CAMEO hat auch die Möglichkeit, eine vom Benutzer definierbare Anzahl von Eckfällen zu generieren, um den identifizierten kritischen Bereich gleichmäßig auszufüllen.

4. Zusammenfassung

Im Projekt KIARA brachte die AVL Deutschland GmbH ihre umfassende technische Expertise in der Analyse von Alterungsmechanismen in Abgasnachbehandlungssystemen ein. Durch die systematische Aufbereitung und Auswertung umfangreicher Messdaten aus realen Fahrzeuganwendungen konnten zentrale Einflussgrößen identifiziert werden, die den Alterungsprozess katalytischer Komponenten maßgeblich bestimmen. Mit Hilfe etablierter Tools wie CONCERTO 5™ und CAMEO 5™ wurden diese Daten analysiert und für die spätere KI-Modellierung durch Projektpartner vorbereitet.

Ein zentrales Projektergebnis war die Entwicklung und erfolgreiche Erprobung einer generischen Toolchain zur Echtzeitintegration eines entwickelten KI-Modells in bestehende Prüfstandsumgebungen. AVL übernahm die technische Umsetzung, Schnittstellenanpassung und Validierung – insbesondere über WebAPI- und CAMEO-Schnittstellen – und ermöglichte so die Echtzeitanwendung des Modells am Engine-in-the-Loop-Prüfstand. Die entstandene Plug-and-Play-Architektur erlaubt eine flexible Übertragung auf unterschiedliche Fahrzeug- und Prüfstandskonfigurationen und stellt einen wichtigen Schritt in Richtung adaptiver, emissionsreduzierender Strategien dar.

Diese Technologie bietet nicht nur einen klaren Mehrwert für unsere Kunden – etwa durch präzisere Diagnosemöglichkeiten und optimierte Wartungsstrategien – sondern leistet auch einen Beitrag zum Umweltschutz, indem sie hilft, Emissionen über den gesamten Lebenszyklus eines Fahrzeugs hinweg zu minimieren. Darüber hinaus beschleunigt die entwickelte Toolchain zukünftige Entwicklungsprozesse, da sie eine nahtlose Integration datenbasierter Modelle in bestehende Testumgebungen ermöglicht und so den Weg für eine effizientere und nachhaltigere Mobilität ebnet.

Berichtsblatt

1. ISBN oder ISSN	2. Berichtsart (Schlussbericht oder Veröffentlichung)
geplant	Schlussbericht

3. Titel
Verbundprojekt KIARA - Künstliche Intelligenz zur Alterungsidentifikation realer Anwendungen von Abgaskatalysatoren

4. Autor(en) [Name(n), Vorname(n)]	5. Abschlussdatum des Vorhabens
Vakil, Dhwani	Dezember 2024
	6. Veröffentlichungsdatum
	7. Form der Publikation
8. Durchführende Institution(en) (Name, Adresse)	9. Ber. Nr. Durchführende Institution
AVL Deutschland GmbH	
	10. Förderkennzeichen
	19I21032B
	11. Seitenzahl
	22
12. Fördernde Institution (Name, Adresse)	13. Literaturangaben
Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) 53107 Bonn	14. Tabellen
	15. Abbildungen
	17

16. Zusätzliche Angaben

17. Vorgelegt bei (Titel, Ort, Datum)

18. Kurzfassung

1. Stand von Wissenschaft und Technik
Die Gestaltung nachhaltiger Mobilität zählt zu den zentralen Herausforderungen unserer Zeit. Politische und gesellschaftliche Anforderungen, Emissionen zu minimieren und gleichzeitig die Umweltverträglichkeit von Fahrzeugen zu maximieren, setzen Fahrzeughersteller und Entwickler von Abgasnachbehandlungssystemen erheblich unter Druck. Während die Elektromobilität häufig als Schlüsseltechnologie diskutiert wird, bleibt der Einsatz von Verbrennungsmotoren in gewissem Umfang weiterhin notwendig. Moderne Fahrzeuge verfügen über Abgasnachbehandlungssysteme, die unter Idealbedingungen die gesetzlichen Grenzwerte deutlich unterschreiten. Dennoch besteht erheblicher Forschungsbedarf, um auch bei gealterten Systemen und unter variierenden Betriebsbedingungen niedrige Emissionen sicherzustellen.

2. Zielsetzung und Begründung der Studie
Um langfristig einen Beitrag zur emissionsarmen Mobilität zu leisten, ist die Entwicklung von Abgasnachbehandlungssystemen mit höchster Effizienz und Langlebigkeit unerlässlich. Der Schlüssel liegt in der präzisen und zuverlässigen chemischen Umwandlung von Schadstoffen wie Stickoxiden (NO_x), Kohlenmonoxid (CO) und unverbrannten Kohlenwasserstoffen (HC) in weniger schädliche Komponenten über den gesamten Lebenszyklus des Fahrzeugs hinweg. Mit zunehmender Laufleistung unterliegen Katalysatoren und andere Abgaskomponenten jedoch einem Alterungsprozess, der durch thermische, chemische und mechanische Belastungen verursacht wird. Diese Alterung führt zu einem Rückgang der Umwandlungsleistung und damit zu höheren Emissionen.

3. Methode
Im Projekt „KIARA – Künstliche Intelligenz zur Alterungsidentifikation realer Anwendungen von Abgaskatalysatoren“ wurde ein neuartiger Ansatz verfolgt. Ziel war die Entwicklung eines Modells auf Basis künstlicher Intelligenz (KI), das Alterungsmechanismen von Abgaskatalysatoren präzise erkennen und vorhersagen kann. Untersucht wurden verschiedene Fahrzeugtypen – darunter Diesel-, Benzin- und Hybridfahrzeuge – mit unterschiedlichen Fahrprofilen. Die aus Feld- und Prüfstandsmessungen gewonnenen Daten wurden systematisch erfasst, validiert und analysiert. Neben der Identifikation bekannter Alterungseffekte wurden auch neue, bislang wenig erforschte Mechanismen untersucht.

4. Ergebnisse
Die gewonnenen Erkenntnisse flossen in die Entwicklung eines datenbasierten KI-Modells ein, das nicht nur bestehende Alterungsmechanismen abbildet, sondern auch potenzielle zukünftige Veränderungen prognostiziert. Dieser innovative Ansatz eröffnet die Möglichkeit, die Leistungsfähigkeit und Effizienz von Abgasnachbehandlungssystemen zu verbessern. Zudem wurde ein Plug-and-Play-Software-Setup entwickelt, das generisch in unterschiedlichen Testumgebungen eingesetzt werden kann, um das KI-Modell in Echtzeit auszuführen.

5. Fazit und Anwendungsmöglichkeiten
Dieser Ansatz bildet die Grundlage für adaptive Betriebsstrategien, die eine gezielte Kompensation von Alterungseffekten ermöglichen, Emissionen reduzieren und die Lebensdauer der Systeme verlängern können. Das Projekt KIARA leistet somit einen entscheidenden Beitrag zur Weiterentwicklung nachhaltiger Antriebstechnologien und zur Erfüllung zukünftiger Emissionsvorgaben.

19. Schlagwörter
Künstliche Intelligenz (AI), Abgasnachbehandlungssysteme, Katalysatoralterung, Fahrzeuglebenszyklus, geringe Emissionen, umweltfreundlich, datengesteuerter Ansatz, Modelle

20. Verlag	21. Preis

Document Control Sheet

1. ISBN or ISSN planned	2. type of document (e.g. report, publication) Final Report
3. title KIARA – Artificial Intelligence for Aging Identification of Real Applications of Exhaust Catalysts	
4. author(s) (family name, first name(s)) Vakil, Dhwani	5. end of project December 2024
	6. publication date
	7. form of publication
8. performing organization(s) (name, address) AVL Deutschland GmbH	9. originator's report no.
	10. reference no. 19I21032B
	11. no. of pages 22
12. sponsoring agency (name, address) Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) 53107 Bonn	13. no. of references
	14. no. of tables
	15. no. of figures 17
16. supplementary notes	
17. presented at (title, place, date)	

18. abstract

1. Current State of Science and Technology
Designing sustainable mobility is one of the central challenges of our time. Political and societal demands to minimize emissions while maximizing the environmental compatibility of vehicles exert significant pressure on vehicle manufacturers and developers of exhaust aftertreatment systems. While electromobility is often discussed as a key technology, the use of internal combustion engines will still be necessary to some extent. Modern vehicles are equipped with exhaust aftertreatment systems that significantly exceed legal limits under ideal conditions, but there is a considerable need for research to keep emissions low even with aged systems and varying operating conditions.
2. Justification/Objective of the Study
To ensure these systems contribute to low-emission mobility in the long term, the development of exhaust aftertreatment systems with the highest efficiency and durability is essential. The key lies in the precise and reliable chemical conversion of pollutants such as nitrogen oxides (NO_x), carbon monoxide (CO), and unburned hydrocarbons (HC) into less harmful components throughout the vehicle's lifecycle. However, with increasing mileage, catalysts and other exhaust components undergo an aging process caused by thermal, chemical, and mechanical stresses. This aging leads to a decline in conversion performance, resulting in higher emissions.
3. Method
In the project "KIARA – Artificial Intelligence for Aging Identification of Real Applications of Exhaust Catalysts," a novel approach was pursued. The goal was to develop a model using artificial intelligence (AI) that can precisely detect and predict the aging mechanisms of exhaust catalysts. Different vehicle types, including diesel and gasoline engines as well as hybrid, were examined with various driving profiles. Data obtained from field and test bench measurements were systematically recorded, validated, and analyzed. In addition to identifying known aging effects, new, previously little-researched mechanisms were investigated.
4. Result
The insights gained were incorporated into the development of a data-driven AI model that not only maps existing aging mechanisms but also predicts potential future changes. This innovative approach offers the possibility to improve the performance and efficiency of exhaust aftertreatment systems. A plug-and-play software setup was also developed that can be used generically across different testing environments to run the AI model in real-time.
5. Conclusion/Possible Applications
This approach lays the foundation for adaptive operating strategies that can enable targeted compensation for aging effects, reducing emissions and extending the systems' lifespan. The KIARA project thus makes a decisive contribution to the further development of sustainable drive technologies and the fulfillment of future emissions regulations.

19. keywords
Artificial intelligence (AI), Exhaust aftertreatment systems, Catalyst aging, vehicle lifecycle, low emission, environment friendly, data-driven approach, models

20. publisher	21. price