Leistungsbeschreibung Pre-Commercial Procurement mit Markterkundung
„Forschungs- und Entwicklungsleistungen für kontinuierlich lernende KI-Systeme im operativen Betrieb (Continual Learning in Operational Environments)“
Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt (BMFTR)
Stand: 12.11.2026

1 Einleitung

Das Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt (BMFTR) erwägt, ein Verfahren zur Akquise von Forschungs- und Entwicklungsdienstleistungen zur Deckung des strategischen öffentlichen Bedarfs an technologischen Lösungen und Werkzeugen für kontinuierlich lernende KI-Systeme im operativen Betrieb (Continual Learning in Operational Environments) im Rahmen einer vorkommerziellen Auftragsvergabe (Pre-Commercial Procurement - PCP) durchzuführen.

Das Ziel ist die Entwicklung eines Toolkits (Werkzeugkasten), das die kontinuierliche und adaptive Anpassung von unterschiedlichen KI-Modellen an neue Aufgaben, neue Daten, veränderte Datenverteilungen und dynamische Einsatzbedingungen ermöglicht. Diese Bekanntmachung lädt zur Teilnahme an einer offenen Marktkonsultation (Open Market Consultation - OMC) ein, die vor Veröffentlichung der eigentlichen PCP-Ausschreibung stattfindet und ausschließlich der Bedarfsschärfung, Markterkundung und Konsolidierung der vorläufigen Rahmenbedingungen des geplanten PCPs dient.

Rechtlicher Hinweis

Diese Bekanntmachung und die zugehörigen Unterlagen dienen ausschließlich der Durchführung einer OMC zur Vorbereitung eines möglichen PCP-Verfahrens. Sie stellen weder ein verbindliches Angebot noch eine Aufforderung zur Abgabe von Angeboten (insb. keinen Aufruf zum Wettbewerb) dar. Aus dieser Markterkundung und den bereitgestellten Dokumenten kann zu keinem Zeitpunkt ein Anspruch auf die tatsächliche Durchführung des beschriebenen PCP-Verfahrens, auf Auftragsvergabe oder auf Erstattung von Aufwendungen abgeleitet werden.

Alle in diesem Dokument dargestellten Informationen, Parameter und Phasenstrukturen spiegeln ausschließlich den aktuellen, unverbindlichen Planungsstand des Bundesministeriums für Forschung, Technologie und Raumfahrt (BMFTR) wider. Sie stehen unter dem Vorbehalt der Auswertung der Ergebnisse aus der OMC und können im Lichte dieser Erkenntnisse jederzeit modifiziert, erweitert oder verworfen werden.

Sollte sich das BMFTR im Anschluss an die OMC für die Einleitung eines PCP-Verfahrens entscheiden, erfolgt dies ausschließlich auf Grundlage einer separat zu veröffentlichenden formellen Bekanntmachung und Vergabeausschreibung.

Was ist eine vorkommerzielle Auftragsvergabe (PCP)?

Die vorkommerzielle Auftragsvergabe ist ein von der EU entwickeltes Instrument zur innovationsorientierten öffentlichen Beschaffung. Dabei agiert der Staat nicht als Förderer, sondern als Auftraggeber von Forschungs- und Entwicklungsdienstleistungen. Der öffentliche Auftraggeber definiert ein eng abgestecktes Innovationsbedürfnis, schreibt dieses EU-weit aus und vergibt Verträge an mehrere Unternehmen oder Forschungsorganisationen parallel. Diese durchlaufen in Phasen (z.B. Machbarkeit, Prototyp, Erprobung) einen Wettbewerb. Am Ende des Prozesses stehen Prototypen, aber keine Serienprodukte. Wesentlich ist, dass die IP-Rechte bei den Auftragnehmern verbleiben, diese jedoch dem Auftraggeber ein unentgeltliches und

einfaches Nutzungsrecht einräumen und Dritten zu marktüblichen Preisen für Lizenzen zur Verfügung stellen müssen.

Das PCP-Instrument eignet sich insbesondere für Innovationsbedarfe, bei denen aufgrund technologischer, systemischer oder marktlicher Unsicherheiten noch keine marktfähigen Lösungen existieren, zugleich jedoch ein hohes öffentliches Interesse an einer zukünftigen Verfügbarkeit besteht. Ein zentrales Merkmal des PCP ist der wettbewerbliche Vergleich mehrerer technologischer Lösungsansätze, der es dem Auftraggeber ermöglicht, unterschiedliche Entwicklungswege parallel zu erproben und evidenzbasiert weiterzuverfolgen.

2 Hintergrund zum identifizierten Innovationsbedarf

Chancen und Herausforderung bei kontinuierlich lernenden KI-Systemen
Kontinuierlich lernende KI-Systeme passen sich nach der Inbetriebnahme fortlaufend an neue Daten und veränderte Rahmenbedingungen an, ohne dafür jedes Mal ein vollständiges Neutraining des Modells zu erfordern. Dies bietet insbesondere im industriellen und öffentlichen Sektor erhebliche Potenziale, etwa bei der adaptiven Produktionsplanung unter wechselnden Fertigungsbedingungen, beim Netzmanagement im Energiebereich oder bei der adaptiven Bereitstellung und Priorisierung von Softwaretests. Wenn Anlagen verschleißen, Last- und Einspeiseprofile sowie Umgebungsbedingungen sich ändern, verändern sich auch die für KI-Modelle relevanten Daten und Zusammenhänge. Statische Modelle veralten infolge dieses sogenannten Concept Drift (Abweichung der aktuellen Datenmuster von den ursprünglichen Trainingsdaten) schleichend.

Kontinuierlich lernende Systeme nutzen hingegen Informationen und Daten aus dem laufenden Betrieb und möglicherweise Feedback von Personen mit Domänenexpertise, um ihre Modelle dauerhaft, schrittweise an veränderte Bedingungen anzupassen. Voraussetzung hierfür sind geeignete Update- und Validierungsmechanismen, die sicherstellen, dass diese Modellanpassungen kontrolliert erfolgen. Zudem lassen sich solche Systeme auch dezentral und auf souveränen europäischen On-Premise-Infrastrukturen (lokale Recheninfrastrukturen innerhalb der eigenen Organisation) betreiben. Dies stärkt die Technologie- und Datensouveränität und ermöglicht kurze Reaktionszeiten.

Die Herausforderungen:
Trotz dieser Potenziale ist die kontinuierliche Anpassung von KI-Modellen bislang mit erheblichen technischen Herausforderungen verbunden. Heutige KI-Systeme beruhen noch immer überwiegend auf statischen Trainingsständen. Insbesondere bei großen Sprachmodellen (Large Language Models - LLMs) erfolgt die Aktualisierung der Modellparameter bislang in der Regel nicht kontinuierlich im produktiven Betrieb, sondern in separaten, häufig sehr rechen- und ressourcenintensiven offline durchgeführten Trainings- und Anpassungsphasen, die entsprechend den Produktivbetrieb unterbrechen. Auch herkömmliche bzw. klassische KI-Systeme werden vielfach offline trainiert und anschließend mit einem festen Modellstand betrieben, wenngleich an der Stelle für bestimmte dieser Modellklassen bereits etablierte

Verfahren zur schrittweisen Anpassung existieren. Verfahren wie Continuous Training, Online Learning und Post-Deployment Learning gewinnen zunehmend an Bedeutung, um Modelle auch nach ihrer Inbetriebnahme an neue Daten und veränderte Einsatzbedingungen anzupassen. Ihr Einsatz ist bislang jedoch stark anwendungs- und modellabhängig und birgt nach wie vor große Herausforderungen. Diese betreffen insbesondere die Qualitätssicherung und Validierung von Modellanpassungen sowie die Vermeidung des Verlusts bereits erlernter Fähigkeiten.

Eine zentrale Herausforderung bei der kontinuierlichen Verbesserung von KI-Modellen ist das sogenannte katastrophale Vergessen (catastrophic forgetting): Durch das Lernen anhand neuer Daten oder Aufgaben können zuvor erlernte und validierte Fähigkeiten, Wissensinhalte und Zusammenhänge beeinträchtigt oder überschrieben werden. Je nach KI-Verfahren äußert sich dies beispielsweise darin, dass Klassifikationsmodelle zuvor zuverlässig erkannte Kategorien nicht mehr korrekt zuordnen, Regressionsmodelle ihre Prognosegüte für bereits bekannte Datenbereiche verlieren oder generative KI-Modelle zuvor beherrschte Fähigkeiten und Wissensinhalte nicht mehr zuverlässig reproduzieren.
Gleichzeitig ist eine hohe Lernfähigkeit von KI-Modellen in vielen Anwendungsfällen wünschenswert: Neue Informationen und Zusammenhänge sollen schnell aufgenommen werden und Anpassungen an veränderte Daten und Aufgabenstellungen zeitnah erfolgen. Es gilt daher, die beiden gegenläufigen Anforderungen an die Plastizität (Lernfähigkeit) und Stabilität (Wissenserhalt) eines Modells miteinander in Einklang zu bringen.

Darüber hinaus stellt die dauerhafte Sicherstellung der Aktualität, Zuverlässigkeit und Leistungsfähigkeit von KI-Modellen unter sich verändernden Einsatzbedingungen eine grundlegende Herausforderung dar. Diese Veränderungen können sowohl die statistische Verteilung der Eingangsdaten (Data Drift) als auch die zugrunde liegenden Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Zielgrößen (Concept Drift) betreffen. Weitere Einflussfaktoren sind Veränderungen der technischen und organisatorischen Rahmenbedingungen sowie der Qualität und Verfügbarkeit der verwendeten Daten und Ressourcen, die sich ebenfalls auf die Leistungsfähigkeit der KI-Modelle auswirken können.

Durchgängige, robuste und skalierbare Konzepte zur kontinuierlichen Anpassung und Weiterentwicklung von KI-Modellen unter gleichzeitiger Sicherstellung ihrer Zuverlässigkeit und Leistungsfähigkeit sind bislang nur eingeschränkt verfügbar. Existierende kommerzielle Lösungen adressieren meist nur einzelne Teilaspekte, während Forschungsprototypen umfassendere Lösungen bieten, jedoch meist isoliert entwickelt werden und sich häufig nur mit erheblichem Integrationsaufwand in produktiven Umgebungen einsetzen lassen.

Stand der Technik und bestehende Marktlücke
Besonders kleine und mittlere Unternehmen verfügen meist nicht über die personellen oder finanziellen Mittel, eigene Lösungen für kontinuierlich lernende Systeme zu entwickeln. Erfahrungen aus Industrieprojekten zeigen jedoch, dass Unternehmen durchaus bereits über KI-Modelle (z.B. Datenanalyse-, Computer Vision-Modelle, Modelle zur Anomalieerkennung, Zeitreihenprognose, Dokumentenverarbeitung) verfügen, deren Nutzen durch die Fähigkeit zur

kontinuierlichen Anpassung an neue Daten und veränderte Einsatzbedingungen erheblich gesteigert werden könnte. Andererseits besteht weiterhin eine Diskrepanz zwischen dem Potenzial von KI und ihrer erfolgreichen Nutzung in der Wirtschaft. Eine wesentliche Ursache hierfür ist, dass es vielen Unternehmen an den technischen und organisatorischen Voraussetzungen fehlt, um KI-Modelle effizient in bestehende Geschäfts- und Produktionsprozesse zu integrieren, bedarfsgerecht anzupassen und dauerhaft zu betreiben.

Werkzeuge und Mechanismen zur KI-System- und Modelladaption können hierbei eine wichtige Befähigungs- und Wegbereiterfunktion übernehmen, indem sie die flexible Anpassung und Integration kontinuierlicher Lernprozesse in unterschiedlichen Anwendungsumfeldern ermöglichen. Ein industrielles Anwendungsbeispiel sind visuelle Inspektionsplattformen, bei denen Ansätze des kontinuierlichen Lernens vereinzelt bereits in kommerziellen Produkten zum Einsatz kommen, um beispielsweise auf neue Bauteile und Bauteilvarianten sowie auf veränderte Anforderungen an die Erkennung von Kratzern oder geometrischen Abweichungen reagieren zu können. Abgesehen von spezialisierten Nischenanwendungen fehlt es jedoch bislang an einer umfassenden Werkzeugunterstützung für die Entwicklung von kontinuierlich lernenden KI-Modellen sowie für deren Anpassung und Betrieb in unterschiedlichen Anwendungskontexten. Insbesondere moderne KI-Systeme, darunter solche auf Basis neuronaler Netze und agentischer Architekturen, stellen weitergehende Anforderungen an die Entwicklung und Umsetzung kontinuierlicher Lern- und Anpassungsprozesse.

Zwar existieren Frameworks für kontinuierliches Lernen oder Online-Learning, die einzelne Aspekte wie die Erkennung von Drift-Phänomenen, die Bereitstellung von Benchmarks oder einzelne modellarchitektur- und anwendungsspezifische Lernalgorithmen abdecken. Diese adressieren jedoch meist nur Teilbereiche und bieten insbesondere für Anwenderunternehmen nur eingeschränkte Unterstützung bei der bedarfsgerechten Anpassung bestehender KI-Modelle und deren Überführung in den produktiven Betrieb. Hinzu kommt, dass verfügbare Werkzeuge teils proprietäre Infrastruktur voraussetzen und häufig nur eingeschränkt interoperabel sind – sowohl untereinander, als auch im Zusammenspiel mit bestehenden IT-Systemen.

Damit besteht ein klarer Bedarf an einem kostengünstigen, skalierbaren, leicht einsetzbaren und modularen Werkzeugkasten (im Folgenden kurz: Toolkit) zur Umsetzung kontinuierlicher Lern- und Anpassungsprozesse in KI-Systemen. Im Mittelpunkt stehen dabei insbesondere grundlegende Mechanismen zur Erkennung von Daten- und Konzeptdrift, zur Vermeidung katastrophalen Vergessens sowie zur Steuerung, Durchführung und Validierung von Modellanpassungen.

Das Toolkit soll diese Funktionalitäten in einer modular aufgebauten und aufeinander abgestimmten Softwarearchitektur bündeln. Die einzelnen Softwarekomponenten sollen klar definierte Aufgaben und Schnittstellen besitzen, über die sie miteinander interagieren und sich flexibel zu durchgängigen Lern- und Anpassungsprozessen kombinieren lassen. Zugleich ermöglichen standardisierte Schnittstellen die Integration des Toolkits in bestehende industrielle Software- und Hardware-Landschaften sowie MLOps-Umgebungen. Ziel ist ausdrücklich nicht

die Entwicklung einer vollständigen MLOps-Plattform, sondern die Bereitstellung der spezifischen Funktionalitäten, die für die kontrollierte und zuverlässige Umsetzung kontinuierlicher Lernprozesse bislang nur eingeschränkt verfügbar sind.

Auf diese Weise sollen Entwickler und Betreiber von KI-Systemen in die Lage versetzt werden, bestehende KI-Systeme bedarfsgerecht um kontinuierliche Lern- und Anpassungsfähigkeiten zu erweitern und diese nachhaltig in industriellen Anwendungskontexten einzusetzen.

Auf Anwendungsseite stehen dabei insbesondere Einsatzbereiche im Fokus, die durch eine ausgeprägte Variabilität der Aufgabenstellungen, Einsatzkontexte, Datenverteilungen und verfügbaren Ressourcen gekennzeichnet sind. Die hierfür eingesetzten KI-Systeme, die in den jeweiligen Anwendungen kontinuierliches Lernen ermöglichen, können sowohl monolithisch oder modular aufgebaut sein.

Das Toolkit muss nachfolgende technische Kernfähigkeiten bieten:

- **Kontinuierliche Adaptation:** Bereitstellung technischer Mechanismen, um KI-Modelle im Betrieb an neue Aufgaben, Daten, Datenverteilungen und Umgebungsbedingungen anzupassen, ohne validiertes Wissen zu überschreiben (Vermeidung von katastrophalem Vergessen),
- **Bewertungsgrundlagen:** Standardisierte Metriken zur nachvollziehbaren Bewertung der Modellleistung und Funktionsfähigkeit, insbesondere im Spannungsfeld zwischen Plastizität (also Lernfähigkeit) und Stabilität (also Wissenserhalt),
- **Interoperabilität:** Offene, standardisierte und dokumentierte Schnittstellen (APIs), kompatible IT-Architekturen sowie standardisierte Containertechnologien, um die Integration in bestehende Systemlandschaften, die Portabilität und den flexiblen Austausch von Komponenten zu ermöglichen.
- **Skalierbarkeit:** Sicherstellung einer flexiblen Architektur des Toolkits, die den Einsatz für einzelne KI-Modelle ebenso wie für komplexe Anwendungen mit mehreren Modellen und Datenströmen ermöglicht und dabei an unterschiedliche Anforderungen hinsichtlich Funktionalität und verfügbarer Rechenressourcen angepasst werden kann.

Die in dem vorliegenden Konzept beschriebene zweiphasige, wettbewerbliche Auftragsvergabe (PCP) bietet genau den Rahmen, um die Marktlücke zu schließen und die technologische Grundlage für eine neue Generation kontinuierlich lernender industrieller KI-Systeme zu schaffen, die sich selbstständig im Betrieb an neue Aufgaben, neue Daten und dynamische Einsatzbedingungen anpassen.

3 Wettbewerbsziele des geplanten PCPs

Das übergeordnete Ziel des PCP ist die Entwicklung eines kostengünstigen, skalierbaren, plattformunabhängigen und benutzerfreundlichen **modularen Software-Toolkits (Werkzeugkastens)** zur Umsetzung kontinuierlicher Lern- und Anpassungsprozesse in KI-Systemen für industrielle Anwendungsbereiche.

Der Werkzeugkasten soll einen klaren **wirtschaftlichen und technischen Mehrwert** erzeugen**,** indem er eine kontinuierliche Anpassung von KI-Modellen an neue Daten und veränderte Einsatzbedingungen ermöglicht, Modell-Trainingsaufwand reduziert und die Weiterentwicklung der Modelle unter eigener Daten- und Infrastrukturhoheit unterstützt.

Das Toolkit ist ausdrücklich nicht als vollständige MLOps-Plattform konzipiert, sondern als modulare Sammlung wiederverwendbarer Softwarekomponenten, die sich über definierte Schnittstellen in bestehende industrielle Software- und Hardware-Landschaften sowie MLOps-Umgebungen integrieren lässt. Es soll insbesondere die spezifischen Funktionalitäten bereitstellen, die für eine kontrollierte, zuverlässige und ressourceneffiziente Umsetzung kontinuierlicher Lernprozesse erforderlich sind.

Zur Realisierung dieses Zieles muss das Toolkit die nachfolgenden technischen Funktionen bereitstellen:

1. **Kontinuierliche Lernfortschrittskontrolle**
   Das Toolkit muss Mechanismen zur kontinuierlichen Bewertung des Lernfortschritts und der Leistungsfähigkeit von KI-Modellen bereitstellen. Hierzu gehören insbesondere die Erfassung und Auswertung relevanter Performanz- und Robustheitskennzahlen, die Berücksichtigung von menschlichem Feedback sowie die Überwachung des Ressourcenverbrauchs und der Latenzzeiten. Zudem müssen Veränderungen der Datenverteilungen (Data Drift) und der zugrunde liegenden Zusammenhänge (Concept Drift) erkannt und hinsichtlich ihrer Auswirkungen auf die Modellleistung bewertet werden können.
   Die gewonnenen Erkenntnisse und Messwerte bilden eine wesentliche Grundlage für die Steuerung der Lern- und Anpassungsprozesse. Sie ermöglichen insbesondere die Identifikation von Leistungsdegradation, die Bewertung des Anpassungsbedarfs und die fortlaufende Überprüfung definierter Optimierungsziele. Die Berücksichtigung funktionaler Sicherheitsanforderungen sowie regulatorischer und Compliance-Vorgaben soll dabei über geeignete Validierungsmechanismen und gegebenenfalls Schnittstellen zu bestehenden bzw. nachgelagerten Überwachungs- und Qualitätssicherungssystemen ermöglicht werden.
2. **Kontinuierliche Orchestrierung von Lernzyklen im Operativbetrieb**
   Eine zentrale Kernfunktion des Toolkits ist die adaptive Orchestrierung kontinuierlicher Lern- und Anpassungsprozesse im laufenden Betrieb. Auf Grundlage des aktuellen Systemzustands, erkannter Veränderungen und definierter Qualitäts- und Optimierungsziele müssen Lernprozesse bedarfsgerecht ausgelöst, konfiguriert und gesteuert werden können. Dies umfasst insbesondere die Auswahl geeigneter Lern- und Anpassungsverfahren, die Festlegung von Lernzeitpunkten und Datenquellen sowie die Berücksichtigung verfügbarer Rechenressourcen und vorgegebener Ressourcenbudgets. Erforderlich sind zudem Mechanismen zur Auswahl, Aufbereitung und gegebenenfalls aktiven Akquise geeigneter Trainings- und Feedbackdaten.
   Ein weiterer Schwerpunkt liegt auf der Vermeidung katastrophalen Vergessens (catastrophic forgetting). Hierzu sollen geeignete Lernverfahren und Mechanismen bereitgestellt werden, die den Erhalt bereits erlernter und validierter Fähigkeiten bei der Anpassung an neue Daten

und Aufgabenstellungen unterstützen. Dabei muss insbesondere das Zusammenspiel zwischen Lernfähigkeit (Plastizität) und Wissenserhalt (Stabilität) berücksichtigt werden. Darüber hinaus soll das Toolkit die bedarfsgerechte Rekonfiguration von gegebenenfalls modular aufgebauten KI-Systemen ermöglichen, beispielsweise wenn sich Teilmodelle verändern, neue Aufgaben hinzukommen oder Veränderungen der Eingangsdaten und Sensorik eine Anpassung der Systemkonfiguration erforderlich machen.

3. **Robuster Betrieb und Integration in bestehende Systemlandschaften**
   Das Toolkit muss die technischen Voraussetzungen für eine zuverlässige Durchführung kontinuierlicher Lern- und Anpassungsprozesse unter realen industriellen Betriebsbedingungen schaffen. Hierzu gehören insbesondere Mechanismen zur kontrollierten Übernahme angepasster Modellversionen sowie zur Sicherstellung der Modellverfügbarkeit, Robustheit und Leistungsfähigkeit während und nach Anpassungsvorgängen. Die Anpassungsprozesse müssen unter Berücksichtigung der jeweiligen Anforderungen an Latenzzeiten, Rechenressourcen und Verfügbarkeit auch auf der industriellen Ziel-Hardware durchführbar sein. Dabei sollen insbesondere Edge- und On-Premise-Umgebungen berücksichtigt werden.
   Ein wesentliches Entwicklungsziel ist die modulare und interoperable Architektur des Toolkits. Über offene Schnittstellen (APIs) und geeignete Integrationsmechanismen sollen bestehende KI-Modelle, Datenverarbeitungssysteme sowie industrielle IT- und OT-Systeme eingebunden werden können. Gleiches gilt für vorhandene MLOps-Infrastrukturen und deren Funktionen, beispielsweise für Modellverwaltung, Deployment, Monitoring und Ressourcenmanagement. Diese Funktionen sollen, soweit bereits vorhanden, durch bestehende Systeme übernommen und nicht durch das Toolkit vollständig nachgebildet werden.
   Für potenziell kritische Modellanpassungen sollen zudem Mechanismen zur Einbindung menschlicher Entscheidungen und Freigaben vorgesehen werden, wofür systemseitig zwischen kritischen und nicht-kritischen Anpassungen unterschieden werden muss. Menschliches Feedback und gegebenenfalls vorgenommene Korrekturen sollen wiederum in nachfolgende Lern- und Anpassungsprozesse einfließen können. Die Bereitstellung grafischer Benutzeroberflächen und umfassender Monitoring-Funktionalitäten kann dabei über die Anbindung bestehender Systeme oder ergänzende Komponenten erfolgen.
4. **Benchmark-Tests und Evaluierung**
   Eine weitere Anforderung ist die Entwicklung und Durchführung domänenspezifischer Benchmarks zur Bewertung der Modellperformanz und Robustheit über einen längeren Zeitraum bei sich ändernden Aufgaben, Datenverteilungen und / oder Umgebungsbedingungen. Dabei sollen insbesondere die Anpassungsfähigkeit der Modelle, der Erhalt bereits erlernter Fähigkeiten, die Stabilität der Modellleistung sowie der Ressourcenbedarf kontinuierlicher Lernprozesse bewertet werden können. Die Evaluierung soll einen Vergleich unterschiedlicher Lern- und Anpassungsstrategien ermöglichen und die Generalisierungsfähigkeit innerhalb der jeweiligen Zieldomäne sowie gegebenenfalls zwischen unterschiedlichen Domänen untersuchen.
   Die Benchmark- und Evaluierungsmechanismen sollen sowohl die Entwicklung und

Erprobung neuer Lernverfahren als auch deren Validierung unter realitätsnahen industriellen Einsatzbedingungen unterstützen.

5. **Nachhaltigkeit und Wirtschaftlichkeit**
   Die Entwicklung und der Betrieb kontinuierlich lernender KI-Systeme soll mithilfe des Toolkits möglichst ressourcenschonend und wirtschaftlich möglich sein, mit geringem verbundenen Personal- und Rechenaufwand. Durch die Wiederverwendbarkeit und gezielte Anpassbarkeit der modular aufgebauten Softwarekomponenten sowie die Integration in bestehende Software- und IT-Infrastrukturen soll zudem eine effiziente Nutzung vorhandener Ressourcen ermöglicht und zusätzlicher Implementierungs- und Betriebsaufwand reduziert werden. Dabei soll ein Betrieb bevorzugt auf lokaler Rechenhardware (On-Premise) bzw. souveränen europäischen Infrastrukturen ermöglicht werden. Damit wird insbesondere kleinen und mittleren Unternehmen der Zugang zu modernen Continual-Learning-Technologien eröffnet.

Resultat: Der Werkzeugkasten schafft die technische Basis, um KI-Systeme in unterschiedlichen Anwendungskontexten einzusetzen und diese durch kontinuierliche Lern- und Anpassungsprozesse bedarfsgerecht an veränderte Betriebsbedingungen sowie spezifische technische und geschäftliche Anforderungen anzupassen. Dabei sollen die Systeme über lange Zeiträume robust und leistungsfähig bleiben und ihre Lern- und Anpassungsprozesse kontinuierlich überwachen, bewerten und validieren können. Der Werkzeugkasten leistet damit einen entscheidenden Beitrag zur Stärkung industrieller und öffentlicher KI-Anwendungen in Europa und damit der technologischen Souveränität.

4 Angestrebter Verfahrensablauf des geplanten PCPs

Zunächst findet **ab November 2026** ein vierwöchiges, offenes Markterkundungsverfahren (Open Market Consultation) statt. In dieser Phase informiert das BMFTR das europäische KI-Ökosystem über die angestrebten Ziele, erhebt über standardisierte Feedback-Bögen Rückmeldungen zu technischer Machbarkeit und Budgetrealität und leitet daraus die konkreten Mindestanforderungen für die geplante spätere Ausschreibung ab (s. Einleitung).

Das Verfahren ist dann anschließend auf einen Zeitraum von insgesamt 24 Monaten angelegt und wird in zwei aufeinander aufbauenden Phasen durchgeführt. Phase 1 beginnt voraussichtlich im Juni 2027 und dauert voraussichtlich 12 Monate. Die Teilnehmer der Phase 2 werden auf Basis der Ergebnisse aus Phase 1 ausgewählt. Phase 2 schließt nahtlos an und erstreckt sich voraussichtlich über 12 Monate.

Phase 1: Machbarkeitsnachweis, Benchmarks & Komponentenvalidierung
Die erste Phase mit einer Laufzeit von zwölf Monaten **ist auf die Finanzierung von bis zu 20 Teams ausgelegt**. Das Hauptziel ist der experimentelle Nachweis robuster Continual-Learning-Algorithmen mit nachhaltiger Lernfortschrittskontrolle und Performance-Monitoring, insbesondere zur Erkennung und Begrenzung von Effekten des katastrophalen Vergessens. Parallel dazu werden modulare Software-Architekturen für das geplante Toolkit spezifiziert, die

durch standardisierte Integrationsschnittstellen und containerisierte Bereitstellungsformate die Austauschbarkeit von Modellen und Interoperabilität heterogener Modellfamilien unterstützen. Zur Bewertung der Modellperformanz und Generalisierungsfähigkeit werden Benchmarks konzipiert, methodisch definiert und implementiert. Neben der Modellleistung sollen dabei insbesondere auch Lernstabilität, Anpassungsfähigkeit und Ressourceneffizienz bewertet werden. Die System- und Frameworkvalidierung erfolgt auf synthetischen und realitätsnahen Datenströmen z.B. für Zeitreihen, visuelle, sprachliche, graphbasierte sowie tabellarische Daten. Dabei werden sowohl die einzelnen Komponenten als auch deren Zusammenspiel innerhalb der vorgesehenen Toolkit-Architektur validiert. Gewonnene Erkenntnisse müssen zumindest in Form abstrahierter Verfahrensmuster, Architekturkonzepte oder methodischer Best Practices veröffentlicht werden, um den breiten Wissenstransfer in die Fachöffentlichkeit zu gewährleisten. Am Ende der Stufe findet eine Zwischenevaluation durch eine Fachjury statt, die die Ergebnisse prüft. Dabei fließt die Benchmark-Performanz in die Bewertung ein, wobei Kriterien wie etwa die Begrenzung katastrophalen Vergessens, das Verhältnis von Plastizität und Stabilität sowie Ressourceneffizienz überprüft werden müssen. Das wirtschaftliche Potenzial und die industrielle Machbarkeit bilden weitere Schwerpunkte der fachlichen Beurteilung. Schließlich geht auch die Beurteilung des Benchmark-Konzepts sowie des Architektur- und Integrationskonzepts in die Bewertung ein.

Phase 2: Systemintegration, Prototyping & Reallaborerprobung
Phase 2 ist auf die bis zu 10 bestplatzierten Teams aus Phase 1 ausgelegt und läuft zwölf Monate. Schwerpunktmäßig soll die zuverlässige Ausführbarkeit und robuste Adaption der kontinuierlich lernenden Modelle im operativen Betrieb und unter industriellen Latenzvorgaben sichergestellt werden. Dazu gehört auch der Nachweis der Austauschbarkeit und der (isolierten) Aktualisierbarkeit von Modellen bzw. Teilmodellen sowie deren Integration in bestehende industrielle Software- oder MLOps-Umgebungen. Die Validierung umfasst die Überprüfung der Systemperformanz und Rekonfigurationsfähigkeit bei Veränderungen in Sensorik, Datenverteilung (Distribution Shifts), Modellparametern, Umgebungsbedingungen oder Systemstruktur. Verwendet werden dabei anwendungsspezifische Performance-Metriken und, falls möglich, ein Vergleich zum State-Of-The-Art. Parallel dazu ist der Aufbau und die Erprobung funktionsfähiger Prototypen im Technology Readiness Level 6-7 in realitätsnahen Industrieumgebungen wie Fertigungslinien oder Prüfständen vorgesehen. Dabei soll insbesondere auch der Nachweis erbracht werden, dass sich unterschiedliche KI-Modelle und Modellarchitekturen mithilfe des Toolkits an konkrete technische und betriebliche Anforderungen anpassen und im laufenden Betrieb kontinuierlich weiterentwickeln lassen. Ein weiterer zentraler Aspekt ist der Nachweis der kontinuierlichen Lernfähigkeit und Systemstabilität im Langzeitbetrieb. Zudem ist eine verpflichtende Live-Demonstration der integrierten Gesamtsysteme im Rahmen eines BMFTR-Abschlussevents durchzuführen. Zum Abschluss haben die Teams ein Verwertungs- und Geschäftsmodell einzureichen.

5 Berechtigte Teilnehmer am geplanten PCP

Teilnahmeberechtigt sind juristische Personen unterschiedlichster Rechtsform (bspw. Universitäten, außeruniversitäre Forschungseinrichtungen, etablierte Unternehmen, Start-ups,

Inkubatoren) mit nachweislicher Expertise in kontinuierlich lernenden KI-Systemen und industrieller Anwendung. Der Hauptsitz des Bewerbers muss in einem EU-Mitgliedsstaat liegen. Konsortien sind in Form von Bietergemeinschaften/ Bewerbergemeinschaften zulässig. Die Mitglieder der Bewerber-/Bietergemeinschaft erklären sich zu einer gesamtschuldnerischen Haftung für alle im Zusammenhang mit dem Vertrag zum PCP entstehenden Verbindlichkeiten verpflichtet und bevollmächtigen ein Mitglied des Konsortiums als ihren vertraglichen Vertreter gegenüber dem AG.

6 Vergütung und Berichte im geplanten PCP

Der Teilnehmer erhält eine Vergütung nach Maßgabe seines Angebots - bzw. nach Maßgabe seiner Bewerbung für die weitere Phase des Wettbewerbs, zuzüglich Umsatzsteuer, soweit diese anfällt. Mit der Vergütung sind sämtliche zur Leistungserbringung notwendigen Kosten für die Phase abgegolten. Nachträgliche Änderungen können nicht vereinbart werden. Das Kalkulationsrisiko trägt der Teilnehmer. Die Auszahlung erfolgt nach festen Zahlungsterminen oder dem Erreichen definierter Meilensteine. Für den Zeitraum ihrer Teilnahme am Wettbewerb sind die Teilnehmer verpflichtet, den Auftraggeber anlässlich von Meilensteinen in einem geeigneten Format über den Fortschritt zu informieren. Zum Ende jeder Phase ist ein schriftlicher Abschlussbericht über die abgeschlossene Phase einzureichen.

7 Rahmenvereinbarung und Auswahlverfahren im geplanten PCP

Die Angebote zum geplanten PCP sind elektronisch einzureichen. Ort, Zeitpunkt und eine Liste der einzureichenden Dokumente werden in der Ausschreibung zum geplanten PCP bekanntgegeben. Die eingereichten Angebote werden evaluiert und die kosteneffizientesten und qualitativ hochwertigsten Lösungen ausgewählt. Die ausgewählten Teilnehmer erhalten eine Teilnahmevereinbarung, die alle Phasen abdeckt und einen verbindlichen Vertrag für die erste Phase. Im Anschluss startet umgehend die Leistungserbringung der Phase 1. Nach der ersten Phase erfolgt eine strukturierte Bewertung des erreichten Entwicklungsstands. Auf Basis dieser Bewertung (u.a. Einbezug der Berichte) erhalten die Teilnehmer mit den erfolgversprechendsten Lösungen die Möglichkeit sich an Phase 2 zu beteiligen. Grundlage der Beteiligung an der Folgephase sind spezifische Folgeverträge. Zur Sicherstellung der Praxisnähe, Umsetzbarkeit und regulatorischen Anschlussfähigkeit der zu entwickelnde Konzepte sind ab Phase 2 die zu entwickelnden Konzepte in mindestens einem realen (industriellen) Einsatzumfeld zu erproben. Die Einbindung hat querschnittlich über alle Phasen hinweg zu erfolgen und dient insbesondere der fachlichen Validierung von Annahmen, Anforderungen, Use-Cases, Prozessbeschreibungen sowie Integrations- und Betriebsaspekten. Geeignete Formate (z. B. Workshops, Interviews, Reviews) sind projektspezifisch zu wählen. Details werden in der Ausschreibung zum geplanten PCP bekannt gegeben.

8 Geistiges Eigentum/Intellectual Property Rights (IPR)

Im Einklang mit den Grundsätzen des Pre-Commercial Procurement verbleiben die im Rahmen des PCP entstehenden geistigen Eigentumsrechte (IPR) grundsätzlich bei den jeweiligen Auftragnehmern. Diese Ausgestaltung trägt dem im PCP vorgesehenen Ansatz der Risiko- und Nutzenverteilung Rechnung: Die Unternehmen übernehmen einen Teil des Entwicklungs- und

Verwertungsrisikos und erhalten im Gegenzug die Möglichkeit, die Ergebnisse kommerziell zu verwerten. Der AG erhält die für die Nutzung der Ergebnisse erforderlichen einfachen Nutzungsrechte.

Den Bietern steht es frei, die offene Bereitstellung von Ergebnissen (Open Source, Open Data oder Open Weight) als verbindlichen Bestandteil ihres Angebots zu deklarieren. Als Gegenstand dieser Bereitstellung kommen insbesondere Softwareartefakte, Algorithmen, Laufzeit- und Evaluationsumgebungen, Schnittstellenspezifikationen sowie Datenbestände und Modellparameter in Betracht. Eine entsprechende Verpflichtungserklärung wird im Rahmen der Angebotsbewertung positiv berücksichtigt, sofern das Angebot konkrete Lizenzmodelle sowie Konzepte zur langfristigen und nachhaltigen Bereitstellung der offenzulegenden Komponenten darlegt. Detaillierte Vorgaben zu den Lizenzrechten sowie die maßgeblichen Bewertungskriterien für Zugangs- und Verwertungsregelungen werden im weiteren Verlauf des Vergabeverfahrens näher spezifiziert.

Die Veröffentlichung gewonnener Erkenntnisse in Form abstrahierter und auf andere Anwendungsfälle übertragbarer Verfahrensmuster, Architekturkonzepte oder methodischer Best Practices ist verbindlich sicherzustellen. Sie umfasst die zugrunde liegende Methodik, die beim Benchmarking erzielten technischen Ergebnisse sowie den wirtschaftlichen Nutzen und die Übertragbarkeit und Wiederverwendbarkeit der entwickelten Lösungen. Die Veröffentlichung erfolgt unter Wahrung bestehender Schutzrechte und berechtigter Geheimhaltungsinteressen und dient dem Wissenstransfer in die Fachöffentlichkeit. Die Veröffentlichung kann beispielsweise in Form eines Whitepapers erfolgen.

9 Offene Marktkonsultation

Die offene Marktkonsultation richtet sich an alle interessierten Akteure – unabhängig von Standort, Unternehmensgröße oder Rechtsform. Sie ist kein Teil des Vergabeverfahrens.

Die Marktkonsultation besteht aus folgenden Elementen:

- Fragebogen: Der digitale Fragebogen in deutscher Sprache ist über folgenden Link aufrufbar: https://d486.keyingress.de/goto/KI_Markterkundung
  Die Beantwortung des Fragebogens kann in deutscher oder englischer Sprache erfolgen.
- Hinweis zur Datenverarbeitung: Hinweise zu Vertraulichkeit, Datenverarbeitung und zur Verwendung der Antworten werden im Fragebogen erläutert; Antworten werden ausschließlich im Rahmen der Marktkonsultation ausgewertet und in aggregierter bzw. anonymisierter Form dokumentiert.
- ExpertInnen-Interviews: Bei Interesse an einer Teilnahme an einem ExpertInnen-Interview können Sie Ihre Kontaktdaten im Fragebogen hinterlegen. Der Terminplan wird von den Auftraggebern nach Interesse und Verfügbarkeit organisiert.

Eine Teilnahme an der OMC ist keine Voraussetzung für die Abgabe eines Angebots im späteren PCP-Vergabeverfahren.
Die Teilnahme an der OMC begründet weder Rechte noch Vorteile und ist nicht Teil einer Vorqualifizierung oder Auswahlentscheidung.