



Fraunhofer
IPT

Whitepaper

Ready for Take-off – Künstliche Intelligenz in der Raumfahrtproduktion

Autoren

Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt.-Ing. Günther Schuh

Mitglied des Direktoriums und Inhaber des Lehrstuhls für Produktionssystematik am Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen

Prof. Dr.-Ing. Robert H. Schmitt

Mitglied des Direktoriums und Inhaber des Lehrstuhls für Fertigungsmesstechnik und Qualitätsmanagement am Werkzeugmaschinenlabor WZL der RWTH Aachen

Leonard Cassel, M.Sc. M. Sc.

Gruppenleiter in der Abteilung Technologiemanagement

Leonard Schenk, M.Sc.

Gruppenleiter in der Abteilung Technologiemanagement

Maximilian Motz, M.Sc.

Wissenschaftlicher Mitarbeiter in der Abteilung Produktionsqualität

Danksagung

Das vorliegende Werk enthält Ergebnisse von gemeinsamen Aktivitäten der ArianeGroup GmbH, dem Projektträger Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt sowie dem Fraunhofer IPT. Die Autoren bedanken sich für die Zusammenarbeit, insbesondere bei:

Guido Mittag – ArianeGroup Bremen
Sebastian Soller – ArianeGroup Ottobrunn

Inhalt

Die europäische Raumfahrt im Umbruch	4
Der Weg in die Zukunft: Potenziale Künstlicher Intelligenz in der Produktion von Raumfahrtkomponenten	5
Stolpersteine: Herausforderungen bei der Umsetzung von Künstlicher Intelligenz in der Raumfahrtproduktion	8
Leitfaden: Methodische Leitplanken zur Umsetzung von KI-Anwendungen in der Raumfahrtproduktion	9
Zusammenfassung	10
Literaturverzeichnis	10

Die europäische Raumfahrt im Umbruch

Die Bedeutung der internationalen Weltraumindustrie wächst seit den ersten Anfängen der Exploration des Weltalls – sowohl im staatlichen als auch privatwirtschaftlichen Bereich. Vor allem in den vergangenen beiden Jahrzehnten haben verschiedene Ereignisse die Entwicklung und den Einsatz technologischer Innovationen sowie das Forschungsinteresse in der Raumfahrtindustrie neu aufleben lassen. Ein Beispiel dafür ist die Gründung von Raumfahrtprogrammen kommerzieller Unternehmen wie Blue Origin oder SpaceX sowie der erfolgreiche Start und Betrieb des James-Webb-Weltraumteleskops [1]. Es wird geschätzt, dass der globale Wert der Raumfahrtindustrie im letzten Jahrzehnt um 260 Milliarden USD (91 Prozent) angestiegen ist. Konservative Prognosen gehen davon aus, dass der Markt bis zum Jahr 2028 800 Milliarden USD umfassen wird [2].

Auch in der Bundesrepublik gewinnt die Raumfahrt wieder an Relevanz: Zwischen 2005 und 2017 konnte die deutsche Raumfahrtindustrie ihren Branchenumsatz von 1,4 auf 3 Milliarden Euro steigern [3]. Im September 2023 veröffentlichte

das Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) eine aktualisierte Raumfahrtstrategie, die die Bedeutung der deutschen Raumfahrtindustrie insgesamt sowie die gezielte Förderung der Raumfahrt- und ihrer Schlüsseltechnologien unterstreicht [4]. Ziel ist der unabhängige Zugang zum Weltraum.

Der kontinuierliche Ausbau von Satellitennetzwerken bildet einen wichtigen Teil der europäischen Raumfahrtstrategie: Satelliten leisten einen wesentlichen Beitrag zur modernen Infrastruktur und ihre Einsatzgebiete sind vielfältig. Sie dienen unter anderem der Bereitstellung von GPS-Informationen, dem Sammeln von Klimadaten und der Abwicklung von Kreditkartentransaktionen [5].

Dies zeigte sich in den vergangenen Jahren besonders durch das starke Wachstum des Raumfahrtmarktes im Kommunikationssektor: Die erhöhte Nachfrage für Breitband-Satelliten hat zu einem Wachstum von etwa 24 Milliarden USD im Jahr 2021 auf 28 Milliarden USD im Jahr 2023 beigetragen. Auch die

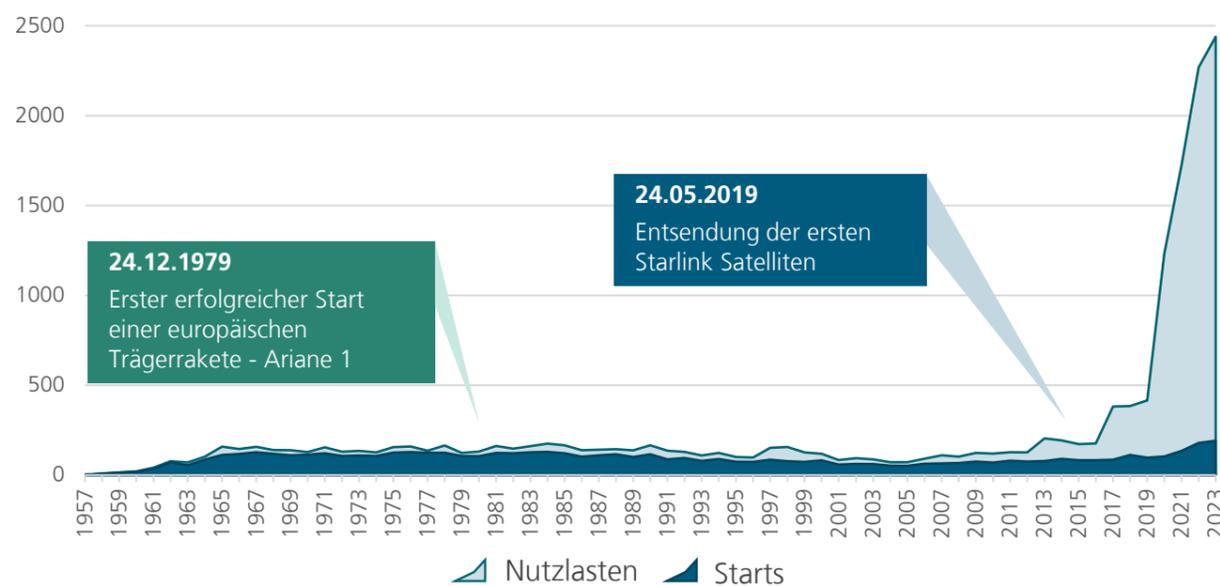


Abbildung 1: Raketenstarts und entsendete Nutzlasten von 1957 bis 2023 [6]

Satellitenproduktion für den kommerziellen Gebrauch konnte von 2021 bis 2022 hohes Wachstum verzeichnen. So stieg die Anzahl an Satelliten, die in die Umlaufbahn gesandt wurden in diesen Jahren um etwa 35 Prozent [2].

In der Konsequenz steigt auch der Bedarf nach Trägerraketen wieder an: Seit 2010 ist die Anzahl an Trägerraketen, die pro Jahr in den Weltraum starteten, um 155 Prozent angestiegen. Die Anzahl der von ihnen transportierten Satelliten stieg von 124 im Jahr 2010 auf 2500 im Jahr 2022. Dies entspricht einem Wachstum von etwa 2016 Prozent.

Die erzielten Effizienzsteigerungen in sowohl der Produktion als auch in der Entsendung von Satelliten und den dafür erforderlichen Technologien führen zu neuen Anwendungsfällen, Fähigkeiten und Nutzern für satellitengestützte Daten [5]. Besonders im erdnahen Orbit konnten durch neue Technologien für die Start- und Antriebstechnik in vergangenen Jahren

die Kosten deutlich gesenkt werden [7]. Infolge von verbesserten Technologien für die Serienfertigung ist die Satellitenentsendung in den erdnahen Orbit in den vergangenen Jahren deutlich angestiegen [5, 7, 8]. Auch die Entwicklung sogenannter Microlauncher, die miniaturisierte Satelliten kostengünstig in den Orbit transportieren, beschleunigt das Wachstum des Kommunikationssektors in der Raumfahrt [4].

Dieser Wandel von einigen wenigen Satelliten im geostationären Orbit zu einer Vielzahl im erdnahen Orbit eröffnet immense Potenziale für Innovation und Wachstum und weckt den Bedarf nach neuen Technologien und Produktionsprozessen für die effiziente Massenfertigung. Auf diese Weise lässt sich der wachsenden Nachfrage nach Kommunikationssatelliten und den erforderlichen Kapazitäten von Trägerraketen angemessen begegnen.

Der Weg in die Zukunft: Potenziale Künstlicher Intelligenz in der Produktion von Raumfahrtkomponenten

Künstliche Intelligenz (KI) stützt in Produktionsprozessen Maschinen mit Fähigkeiten aus, die mit intelligentem menschlichem Verhalten vergleichbar sind. Unter dem Oberbegriff KI werden verschiedene maschinelle Problemlösungsmethoden zusammengefasst. Die wohl bekannteste, meistbeforschte und -angewandte Methode ist dabei das Maschinelle Lernen (engl. Machine Learning, kurz: ML). Kern des Maschinellen Lernens ist die eigenständige Verarbeitung eingegebener Trainingsdaten. Aus diesen sollen dann vorhandene Muster und Gesetzmäßigkeiten abgeleitet werden, sodass unbekannte Testdaten analog ausgewertet werden können [9].

Für diese Art des Lernens gibt es wiederum verschiedene methodische Ansätze: Das Deep Learning ist besonders gut geeignet, um große Datenmengen für komplexe Anwendungen zu verarbeiten [10]. Deep Learning nutzt tiefe Künstliche

Neuronale Netze, um Muster aus den Eingabedaten zu erkennen. Die Systematik hinter diesem Lernkonzept ist es, den Fehler zwischen erwartetem und generiertem Ergebnis schrittweise so weit zu minimieren, bis eine gewünschte Genauigkeit erzielt ist und das entwickelte Modell bei ungesesehenen Datensätzen die richtigen Ergebnisse mit minimalem Fehler ausgibt [11]. Maschinell lernende Systeme sind also eine Art der Künstlichen Intelligenz, die es erlaubt, aus Daten zu lernen und sich selbst für den Einsatz in einer bestimmten Aufgabe zu verbessern.

Um die Potenziale dieser KI-Anwendungen für die Raumfahrt besser zu verstehen, lohnt sich zunächst ein breiterer Blick auf das produzierende Gewerbe: In Deutschland planen nach einer Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (ehemals Bundesministeriums für Wirtschaft und

Energie (BMWi)) branchenabhängig zwischen 40 und 69 Prozent der Unternehmen bis Ende 2023 KI-Anwendungen umzusetzen. Bis dahin soll der Einsatz von KI bereits eine kumulierte zusätzliche Bruttowertschöpfung von 31,8 Milliarden Euro erbringen. Dies würde etwa einem Drittel des erwarteten Gesamtwachstums des produzierenden Gewerbes in Deutschland entsprechen [12, 13].

Im Verlauf verschiedener Fertigungsprozesse wird in produzierenden Unternehmen eine Vielzahl an Daten generiert. Aufgrund der vorliegenden Menge an Daten und der gestiegenen Komplexität der Prozesse ist eine Auswertung mit herkömmlichen Analyse- und Optimierungsverfahren oft nicht mehr zu bewerkstelligen. Im Rahmen einer digitalisierten Produktion bergen die Daten jedoch ein unvorhersehbares Potenzial für datengetriebene Technologien wie Maschinelles Lernen [13].

So können Unternehmen sich die Fähigkeiten der maschinell lernenden Systeme zunutze machen, um beispielsweise Produktionsabläufe zu optimieren, Qualitätskontrollen zu automatisieren oder Systemfehler frühzeitig zu erkennen und zu beheben [14]. Sobald die Systemvoraussetzungen für diese Anwendungen erfüllt sind, können KI-Technologien in Unternehmen die Produktivitätskennzahlen deutlich und nachhaltig verbessern [13].

Dennoch kommt KI in deutschen Unternehmen bisher nur in geringem Umfang zum Einsatz. Das liegt einerseits an geringer Kenntnis über mögliche Anwendungsfälle und Potenziale der Technologie. Andererseits fehlt es in Unternehmen vielfach noch an der erforderlichen Datenqualität, den entsprechenden Datenvolumina sowie einer geeigneten Systeminfrastruktur [13].

Der Einsatz Künstlicher Intelligenz in der Raumfahrtproduktion bietet im gesamten Lifecycle einer Produktentwicklung vielseitige und interessante Anwendungsfälle [15]. So wird beispielsweise von der US-amerikanischen Raumfahrtbehörde NASA zurzeit eine KI-Anwendung für Bauteile entwickelt, mit dem Ziel, Konstruktionsentwürfe automatisiert zu erstellen. Diese sollen leistungsfähiger und leichter sein als vergleichbare menschliche Entwürfe. Mit Hilfe additiver Fertigungsverfahren sollen direkt erste Prototypen aus den konstruierten Bauteilen produziert werden [16].

Auch in weiteren Segmenten der Weltraumindustrie, wie bei der Entwicklung und Konstruktion von Weltraumteleskopen oder bei der Entwicklung von Wettersatelliten, gibt es zahlreiche Einsatzgebiete, in denen KI-Technologien einen Mehrwert zum traditionellen Entwicklungsprozess stiften können [17].

In verschiedenen Industrie- und Forschungsprojekten hat das Fraunhofer IPT für unterschiedliche Wertschöpfungsstufen der Raumfahrtindustrie sechs Anwendungsfälle mit besonderem Potenzial ermittelt: (vgl. Abb.2)

Predictive Quality

In Zusammenarbeit mit Kooperationspartnern aus der europäischen Raumfahrtindustrie untersuchte das Fraunhofer IPT, inwiefern Predictive Quality unter Verwendung von KI die Effizienz in der Raumfahrtproduktion steigern kann. Die große Wertschöpfungstiefe eines komplexen Bauteils bedingt, dass jeder einzelne Arbeitsschritt von entscheidender Bedeutung ist. Ziel ist es, die Fertigung der Bauteile maschinell zu überwachen, sodass entscheidende Fehler im Fertigungsprozess frühzeitig erkannt und behoben werden können. Für den Fall, dass die Behebung des Fehlers nicht möglich ist, kann der Fertigungsprozess frühzeitig abgebrochen werden, damit weitere Produktivitätseinbußen vermieden werden. Dies kann vor allem bei komplexen Bauteilen mit schwierig zu fertigenden geometrischen Strukturen Prozesszeiten verkürzen, beispielsweise beim Fräsen von Triebwerkskomponenten oder bei der Füge- und Oberflächenbearbeitung großvolumiger Strukturbauteile.

Predictive Maintenance

Predictive Maintenance umfasst die kontinuierliche Überwachung von Prozessparametern zur Vorhersage von Verschleißzuständen kritischer Komponenten und Betriebsmittel. Auf diese Weise kann eine zielgenaue Wartung lange Stillstandszeiten im Produktionsbetrieb verhindern und den Hochlauf der Produktionsprozesse und -volumina beschleunigen.

Auswertung von Betriebstests

Die Raumfahrtproduktion stellt hohe Anforderungen an die Qualität und Sicherheit der gefertigten Bauteile. Diese Anforderungen zu erfüllen, erfordert extensive Testprozesse, bei denen eine Vielzahl an Daten erzeugt wird. Die automatisierte Auswertung der Testprozeduren ist daher ein weiteres Anwendungsgebiet von KI in der Raumfahrtproduktion. Das Fraunhofer IPT hat deshalb untersucht, welches Potenzial für Effizienzsteigerung beispielsweise die Automatisierung von Einsatztests unterschiedlicher Komponenten in extremen Umgebungsbedingungen birgt.

Dokumentation

KI-Unterstützung kann weiterhin dazu beitragen, manuelle Aufwände bei Dokumentationstätigkeiten zu reduzieren. Denn in der Raumfahrtproduktion erfordert jeglicher Prozessschritt einen erheblichen Dokumentationsaufwand. Durch den Einsatz generativer Sprachmodelle (engl. Large Language Models, kurz: LLM) kann dieser Aufwand erheblich reduziert werden.

Digital Twins

Auch die Erstellung sogenannter Digital Twins ist ein Anwendungsgebiet für Künstliche Intelligenz in der Raumfahrtproduktion: In der europäischen Raumfahrt werden Komponenten in segmentierten Wertschöpfungs- und Zuliefererketten produziert. Dieser Prozess erfordert aufwändige Wareneingangskontrollen, die die Produktqualität und Referenzierung sicherstellen. Die Verwendung digitaler Produktzwillinge, die Produkt- und Testdaten aller integrierten Bauteile enthalten, kann diesen Prozessaufwand in starkem Maße reduzieren.

Prozessüberwachung

Nicht zuletzt ist die Anwendung KI-gestützter adaptiver Prozessüberwachung in der Raumfahrtproduktion zu nennen. In der Raumfahrtproduktion kommen unkonventionelle Fertigungsverfahren mit teils erheblichen Prozesszeiten zum Einsatz, beispielsweise additive Fertigungsverfahren, Fügeverfahren mit Laser oder Elektronenstrahl sowie Reibschweißverfahren. Diese Verfahren erfordern eine hochstabile Prozessüberwachung mit engen Toleranzen der Prozessparameter. Mit dem Ziel, den Aufwand einer solchen Überwachung zu minimieren wurde untersucht, ob eine KI-gestützte Steuerung verwendet werden kann, um den Überwachungsprozess adaptiv zu gestalten.



Abbildung 2: Ausgewählte Anwendungsfälle von KI in der Raumfahrtproduktion

Umsetzungsbeispiel: Fertigung der Ariane 6 Trägerrakete



Der zuverlässige Transport neuer Navigations- und Wettersatelliten in den Weltraum zählt zu den wichtigsten Zielen der deutschen Raumfahrtstrategie. Die neu entwickelte europäische Ariane 6 Trägerrakete startet im Jahr 2024 das erste Mal vom europäischen Weltraumbahnhof in Französisch-Guyana. Während der Produktion der Komponenten für die Ariane 6 erarbeitete das Fraunhofer IPT gemeinsam mit der ArianeGroup ein Konzept, um die Herstellungsverfahren für die

Oberstufe der Trägerrakete durch die Auswertung von Produktionsdaten und Künstlicher Intelligenz laufend weiter zu verbessern. (Bild: Arianespace / Master Image Programmes)

Stolpersteine: Herausforderungen bei der Umsetzung von Künstlicher Intelligenz in der Raumfahrtproduktion

Obwohl der Einsatz Künstlicher Intelligenz eine Vielzahl an Chancen birgt, steht der breiten Nutzung in der Produktion von Raumfahrtkomponenten eine Reihe an Herausforderungen im Weg: Diese gilt es bei der Weiterentwicklung bereits implementierter Systemen zu berücksichtigen und zu bewältigen [17].

In der Raumfahrt werden Produkte meist nur in kleinen Losgrößen und in hochspezialisierten Prozessen hergestellt [18]. Bauteile werden meist neu konstruiert und unter Verwendung modernster Fertigungsverfahren umgesetzt. Dabei ist der Anteil manueller Arbeitsschritte hoch. Diese Faktoren beeinträchtigen die Verfügbarkeit und Nutzbarkeit wichtiger Produkt- und Prozessdaten.

Die Datengrundlage spielt jedoch eine wesentliche Rolle für eine erfolgreiche Einführung von KI. Fehlerfreiheit, Aktualität und Eindeutigkeit der vorliegenden Datenmenge müssen in Projekten zur Entwicklung und Implementierung von KI-Anwendungen im Vorhinein überprüft und bewertet werden. Teilweise kann bereits durch minimale Optimierung der Messungen die Datenqualität deutlich gesteigert werden [19].

KI-Anwendungen haben den größten Mehrwert, wenn sie an mehreren Stellen der Produktionskette oder an verschiedenen Standorten mit vergleichbaren Prozessen eingesetzt werden. So kann über die verschiedenen Produktionsschritte eine größere Menge an Daten generiert und in einem digitalen Zwilling zusammengeführt werden. Die meisten Unternehmen

verwenden jedoch nur isolierte KI-Anwendungen, da das Know-how für die Integration solcher Systeme heute vielfach noch nicht vorhanden ist [11].

Des Weiteren fehlt es in den Unternehmen oft an Kenntnis der verschiedenen Fähigkeiten der KI und damit an einem Überblick über die Anwendungsmöglichkeiten, die sich für ihre individuellen Herausforderungen ergeben. Dabei muss der Einsatz von KI bereits auf der strategischen Ebene des Unternehmens geplant werden, damit die Tragweite des KI-Projekts deutlich wird und ausreichende Ressourcen zur Verfügung stehen. Aufgabe der Führungsebene ist es außerdem, eine mögliche Skepsis der Mitarbeitenden, KI zu implementieren, zu überwinden [20]. Erste erfolgreiche »Bottom-Up-Initiativen« erleichtern die Einführung weiterer KI-Projekte im Unternehmen und tragen zur Verbreitung einer offenen Datenkultur bei.

Nicht zuletzt erfordert die erfolgreiche Einführung von KI-Anwendungen eine interdisziplinäre Zusammenarbeit von Entwicklung, Produktion, IT und weiteren Fachbereichen, die in Unternehmen häufig historisch bedingt isoliert organisiert sind. Der Erfolg wird daher maßgeblich durch das Engagement der jeweiligen Stakeholder beeinflusst, denn KI-Projekte können bereits durch abweichende Priorisierung und fehlende Unterstützung scheitern. [20] Diese Herausforderungen machen deutlich, wie wichtig es ist, KI-Projekte durch ein systematisches Vorgehen frühestmöglich methodisch zu unterstützen [21].



Abbildung 3: Herausforderungen bei der Anwendung von maschinell lernenden Systemen in produzierenden Unternehmen [21]

Leitfaden: Methodische Leitplanken zur Umsetzung von KI-Anwendungen in der Raumfahrtproduktion

Ein Hilfsmittel, um den Einsatz maschinell lernender Systeme in der Raumfahrtproduktion effizienter und zuverlässiger und dem aktuellen Stand der Technik entsprechend zu gestalten, besteht in einem strukturierten Ansatz zur Umsetzung von KI-Projekten – von der Planung bis zur Pilotierung.

In diesem Sinne sollten zunächst systematisch die relevanten Anwendungsfälle identifiziert werden und auf ihren Nutzen und ihre Anwendbarkeit hin analysiert werden. Im Anschluss findet dann die praktische Implementierung solcher Systeme statt. Zunächst erfolgt dies in Pilot-Anwendungen, welche bei Erfolg weiter ausgerollt und in ihrem Umfang erweitert werden.

Zunächst muss jedoch der aktuelle Stand der Anwendungskonzepte für KI im Unternehmen erhoben werden. Grundsätzlich richtet sich der Fokus dabei auf die individuelle Datengrundlage der Use Cases. Die Analyse der Datenverfügbarkeit und -qualität dient der Prüfung, welche Anwendungen grundsätzlich in der Raumfahrtindustrie zuverlässig implementiert werden können. Aufgrund der geringen Stückzahlen in der Raumfahrtindustrie ist auch die Menge der anfallenden Daten begrenzt. Daher ist es besonders wichtig, dass die verfügbaren Daten von hoher Qualität sind.

Die identifizierten Use Cases müssen anschließend ausführlich definiert und ausgewertet werden, um eine belastbare Bewertung zu ermöglichen. Hier ist besonders darauf zu achten, welche individuellen Anforderungen unterschiedliche Prozessschritte in der Raumfahrtproduktion an maschinell lernende Systeme stellen. Die herausgearbeiteten Anwendungsfälle werden anschließend im Rahmen dieser kritischen Begutachtung bewertet und priorisiert.

Ziel dieses umfassenden Bewertungsprozesses ist es, die bestgeeigneten Use-Cases für das Unternehmen zu identifizieren und in Pilotprojekten anzugehen. Zeitgleich zu der Entwicklung dieser Testprojekte sollten die hierzu erforderlichen Fähigkeiten ausgebaut werden. Im Sinne einer strategischen

Langfristorientierung sollte darüber hinaus das erforderliche Wissen für die eigenständige Umsetzung zukünftiger KI-Projekte im Unternehmen angesammelt werden.

Um basierend auf der Inbetriebnahme weitere Optimierungspotenziale zu identifizieren und zukünftige KI-Projekte hinsichtlich ihres Aufwand-/Nutzenverhältnisses besser bewerten zu können, sollte abschließend ein Performance Review durchgeführt werden. So können weitere Optimierungspotenziale erkannt und auf die Umsetzung weiterer Anwendung angepasst werden.



Abbildung 4: Übersicht der vier Schritte des systematischen Ansatzes bei Projekten

Zusammenfassung

Die Anwendung Künstlicher Intelligenz birgt in verschiedenen Einsatzszenarien das Potenzial, die Effizienz in der industriellen Produktion zu verbessern. Das Fraunhofer IPT identifizierte im Rahmen verschiedener Forschungsprojekte mit Unternehmen der europäischen Raumfahrt Anwendungsfälle, die sich für den KI-Einsatz eignen. Sechs Anwendungsfelder erwiesen sich für den Einsatz von KI in der Produktion als besonders vielversprechend:

1. Predictive-Quality-Anwendungen in der Fertigung und Bearbeitung komplexer Bauteile
2. Predictive-Maintenance-Anwendungen für Betriebsmittel kritischer Maschinen und Anlagen
3. Automatisierte Auswertung von Testprozessen
4. Unterstützung bei Dokumentationstätigkeiten durch generative Sprachmodelle
5. Erstellung Digitaler Zwillinge zur Sicherstellung von Datenreferenzen entlang der Wertschöpfungskette
6. Adaptive Prozessüberwachung für unkonventionelle, hochspezialisierte Fertigungsprozesse

Die Umsetzung von KI-Anwendungen in der Raumfahrt birgt jedoch auch besondere Herausforderungen: Vor allem die geringe Datenverfügbarkeit aufgrund der meist niedrigen Produktionsvolumina erschwert die Entwicklung und das Training der KI. Zusätzlich tragen aufwändige Entwicklungs- und Qualifizierungsprozesse dazu bei, dass die Umsetzung von KI-Anwendungen oft zeitverzögert erfolgt.

Der vorliegende Umsetzungsleitfaden unterteilt den Prozess zur Einbindung von KI-Anwendungen in der Raumfahrtproduktion in vier Phasen: Sinnvolle KI-Anwendungsfälle sollen identifiziert, bewertet, priorisiert und anschließend pilotiert werden. Mithilfe dieses Prozesses kann sichergestellt werden, dass diejenigen Anwendungsfälle, die bis zur Implementierung umgesetzt werden, sowohl eine gute technische Machbarkeit als auch für den Anwender den größtmöglichen Nutzen aufweisen.

Literaturverzeichnis

- [1] European Space Agency. »Die Verdopplung des großen Schritts: Perfekter Start für das James Webb-Weltraumteleskop vor einem Jahr.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: https://www.esa.int/Space_in_Member_States/Austria/Die_Verdopplung_des_grossen_Schritts_Perfekter_Start_fuer_das_James_Webb-Weltraumteleskop_vor_einem_Jahr
- [2] Space Foundation Editorial Team. »Space Foundation Releases The Space Report 2023 Q2, Showing Annual Growth of Global Space Economy to \$546B.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: <https://www.spacefoundation.org/2023/07/25/the-space-report-2023-q2/>

- [3] H. Fischer, N. Reinke und P. Wette, »Geschichte und Zukunft der Raumfahrt aus deutscher Perspektive,« *Aus Politik und Zeitgeschichte*, Jg. 69, 29-30, S. 4–10, 2019. [Online.] Verfügbar unter: <https://www.bpb.de/shop/zeitschriften/apuz/293680/geschichte-und-zukunft-der-raumfahrt-aus-deutscher-perspektive/#footnote-target-23>
- [4] »Raumfahrtstrategie der Bundesregierung,« Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK), 2023. Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar unter: https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Technologie/20230927-raumfahrtstrategie-breg.pdf?__blob=publicationFile&v=10

- [5] R. Brukhardt, J. Klempner, D. Pachthod und B. Stokes. »The role of space in driving sustainability, security, and development on Earth.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: <https://www.mckinsey.com/industries/aerospace-and-defense/our-insights/the-role-of-space-in-driving-sustainability-security-and-development-on-earth>
- [6] SAIC. »www.space-track.org.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: www.space-track.org
- [7] S. Liu *et al.*, »LEO Satellite Constellations for 5G and Beyond: How Will They Reshape Vertical Domains?,« *IEEE Commun. Mag.*, Jg. 59, Nr. 7, S. 30–36, 2021, doi: 10.1109/MCOM.001.2001081.
- [8] R. Brukardt, J. Klempner und B. Stokes. »Space: Investment shifts from GEO to LEO and now beyond.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: <https://www.mckinsey.com/industries/aerospace-and-defense/our-insights/space-investment-shifts-from-geo-to-leo-and-now-beyond>
- [9] G. Paaß und D. Hecker, *Künstliche Intelligenz: Was steckt hinter der Technologie der Zukunft?* Wiesbaden: Springer, 2020.
- [10] M. M. Najafabadi, F. Villanustre, T. M. Khoshgoftaar, N. Seliya, R. Wald und E. Muharemagic, »Deep learning applications and challenges in big data analytics,« *Journal of Big Data*, Jg. 2, 2015, Art. Nr. 1, doi: 10.1186/s40537-014-0007-7.
- [11] Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik und Automatisierung IPA. »Definitionen: Was ist Deep Learning?« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: https://www.ipa.fraunhofer.de/de/ueber_uns/Leitthemen/ki/definitionen.html#faq_faitem_2066287408-answer
- [12] M. Chui, L. Yee, B. Hall, A. Singla und A. Sukharevsky. »The State of AI in 2023: Generative AI's breakout year.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: [https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakout-year#/#](https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakout-year#/)
- [13] I. Seifert *et al.*, »Potenziale der künstlichen Intelligenz im produzierenden Gewerbe in Deutschland: Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie (BMWi) im Rahmen der Begleitforschung zum Technologieprogramm PAiCE – Plattformen | Additive Manufacturing | Imaging | Communication | Engineering,« 2018. Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar unter: https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Studien/potenziale-kuenstlichen-intelligenz-im-produzierenden-gewerbe-in-deutschland.pdf?__blob=publicationFile&v=8

- [14] S. J. Russel und P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach. Third edition, Global edition*, 3. Aufl. (Prentice Hall series in artificial intelligence). Pearson, 2016.
- [15] W. Thompson, H. Li und A. Bolen. »Artificial intelligence, machine learning, deep learning and beyond: Understanding AI technologies and how they lead to smart applications.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: [https://www.sas.com/en_us/insights/articles/big-data/artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-and-beyond.html#/#](https://www.sas.com/en_us/insights/articles/big-data/artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-and-beyond.html#/)
- [16] K. B. Hille. »NASA Turns to AI to Design Mission Hardware.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: <https://www.nasa.gov/science-research/nasa-turns-to-ai-to-design-mission-hardware/>
- [17] Kontextlab. »Raumfahrt.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: <https://map.derkontext.com/kuenstliche-intelligenz#p=84>
- [18] R. Molavi, »Künstliche Intelligenz - Entwicklung, Herausforderungen, Regulierung,« *jrp*, Jg. 26, Nr. 1, S. 7–12, 2018, doi: 10.33196/jrp201801000701.
- [19] G. Heike, M. Ramulu, E. Sorenson, P. Shanahan und K. Moinzadeh, »Mixed model assembly alternatives for low-volume manufacturing: The case of the aerospace industry,« *International Journal of Production Economics*, Jg. 72, Nr. 2, S. 103–120, 2001, doi: 10.1016/S0925-5273(00)00089-X.
- [20] P. Brosset *et al.*, »Scaling AI in Manufacturing Operations: A Practitioners' Perspective,« 2019. Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar unter: <https://www.capgemini.com/wp-content/uploads/2019/12/AI-in-manufacturing-operations.pdf>
- [21] S. Torkington. »6 ways to help the manufacturing sector embrace AI.« Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar: <https://www.weforum.org/agenda/2023/01/ai-manufacturing-sector-barriers-to-adoption/>
- [22] S. Duranton, J. Erlebach und M. Pauly, »Mind the (AI) Gap: Leadership Makes the Difference,« 2018. Zugriff am: 18. April 2024. [Online.] Verfügbar unter: https://web-assets.bcg.com/img-src/Mind_the_AI_Gap-Focus_tcm9-208965.pdf

Kontakt

Tim Latz, M.Sc.
Technologiemanagement
Telefon +49 162 1372884
tim.latz@ipt.fraunhofer.de

Fraunhofer-Institut für
Produktionstechnologie IPT
Steinbachstrasse 17
52074 Aachen
www.ipt.fraunhofer.de

DOI: 10.24406/publica-3055

© 2024