

Schlussbericht Teil II: Eingehende Darstellung

AI-SLAM

zum Teilvorhaben	Auswertung, Korrelation, Entwicklung und Evaluierung	
im Verbundprojekt	Komplexitätsreduktion der LMD-Prozessentwicklung und Optimierung von LMD-Prozessen durch KI-basierte Prognose und Anpassung geeigneter Prozessparameter auf Basis von Sensordaten.	
Zuwendungs-Empfänger	Fraunhofer-Institut für Lasertechnik ILT Steinbachstraße 15 52074 Aachen	
Gefördert durch	<p style="text-align: center;">GEFÖRDERT VOM</p>  <p style="text-align: center;">Bundesministerium für Bildung und Forschung</p>	
Förderkennzeichen	01DM21005B	
Laufzeit des Vorhabens	01.04.2021	30.11.2024
Berichtszeitraum	01.04.2021	30.11.2024
Datum	30.05.2025	
Verfasser	Max Zimmermann; Fraunhofer ILT E-Mail: max.zimmermann@ilt.fraunhofer.de Tel: 0241 / 8906 253	

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Durchgeführte Arbeiten.....	4
2.1	AP1 Projektmanagement.....	4
2.2	AP2 Spezifikation und Anforderungen	4
2.3	AP3 Prozessentwicklung für Sensorevaluierung	5
2.3.1	Task 3.4 – Übertragung des Prozessfensters auf Apollo und ILT:.....	5
2.4	AP4 Sensorintegration und -evaluation.....	6
2.4.1	Task 4.1 - Maschinensteuerungs-Schnittstellen.....	6
2.4.2	Task 4.2 – Sensor-Schnittstellen	7
2.4.3	Task 4.3 – Evaluation der Sensoren am ILT	8
2.4.4	Task 4.5 – Integration geeigneter Sensoren bei Apollo	8
2.5	AP5 Datenverarbeitung und ML-Entwicklung und -abstimmung.....	9
2.5.1	Task 5.2 – Datenverarbeitung.....	9
2.5.2	Task 5.4 – Entwicklung und Evaluierung von ML-Modellen	10
2.6	AP6 Software-Entwicklung einschließlich automatisierter Werkzeugbahnplanung 14	
2.6.1	Task 6.1 – Bahngenerierung.....	14
2.6.2	Task 6.4 – Testen und Laufzeitoptimierung	15
2.7	AP7 Erprobung, Bewertung, Demonstration und Benchmark.....	16
2.7.1	Task 7.4 – Bewertung des vorgeschlagenen Ansatzes.....	16
2.7.2	Task 7.5 – Benchmarking	17
3	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit	18
4	Voraussichtlichen Nutzen, Verwertbarkeit der Ergebnisse, Planungen	19
5	Bekannt gewordenen Fortschritte bei anderen Stellen.....	21
6	Geplanten Veröffentlichungen	21
7	Literatur.....	21

Dieser Schlussbericht fasst die im Rahmen des Projekts *Artificial Intelligence Enhancement of Process Sensing for Adaptive Laser Additive Manufacturing - AI-SLAM* erarbeiteten Konzepte sowie deren prototypische Umsetzung und Erprobung zusammen.

Das Vorhaben AI-SLAM wurde wie geplant in enger Kooperation zwischen Forschungseinrichtungen und Industriepartnern durchgeführt. Die in der Vorhabensbeschreibung definierten Arbeitspakete (APs) wurden im Kern eingehalten, wenngleich es im Projektverlauf zu Verzögerungen kam, die in Abstimmung mit dem Projektträger durch eine Laufzeitverlängerung bis November 2024 kompensiert wurden.

Aus Sicht des Fraunhofer ILT standen insbesondere die Prozessentwicklung (AP2), die Auswertung und Korrelation von Prozessdaten (AP3), die Integration und Bewertung von Sensorik (AP4), die Entwicklung und Validierung von Machine Learning-Modellen (AP5), die Bahnplanung (AP6) sowie die Evaluierung und Demonstration der adaptiven Prozessführung (AP7) im Vordergrund. Die Arbeit wurde iterativ entlang der APs durch einen wissenschaftlichen Mitarbeiter des Fraunhofer ILT durchgeführt.

1 Einleitung

Im Bereich der additiven Fertigung (engl. additive manufacturing – AM) stellt das pulverbasierte Laserauftragsschweißen (engl. Laser Material Deposition – LMD) ein besonders flexibles Verfahren für die Reparatur, Beschichtung und Herstellung komplexer Geometrien dar. Gleichzeitig ist der wirtschaftliche Einsatz solcher Verfahren bislang durch hohe Entwicklungsaufwände (z.B. Prozess- und Bahnplanung), Prozessinstabilitäten und mangelnde Übertragbarkeit limitiert.

In dem Verbundprojekt *Artificial Intelligence Enhancement of Process Sensing for Adaptive Laser Additive Manufacturing - AI-SLAM* wird das Ziel verfolgt, durch den Einsatz von Prozessdigitalisierung, Maschinenanbindung und künstlicher Intelligenz (KI) die Komplexität der Prozessentwicklung und Prozessführung beim LMD zu vereinfachen. Der wesentliche Innovationsansatz besteht darin, sensorbasierte Prozessdaten maschinenintegriert zu erfassen, mithilfe von Methoden des Maschinelles Lernen (ML) auszuwerten und daraus adaptive Prozessstrategien abzuleiten, die z.B. eine lagenweise Optimierung der Werkzeugbahnen und Prozessparameter ermöglichen. Dadurch wird eine erhebliche Komplexitätsreduktion erreicht, die insbesondere kleinen und mittleren Unternehmen den Zugang zur LMD-Technologie erleichtern kann.

Im Fokus des Teilvorhabens des Fraunhofer-Instituts für Lasertechnik ILT standen die Entwicklung, Integration und Bewertung geeigneter Sensorik, die Korrelation zwischen Prozessparametern und Qualitätskriterien sowie die Evaluierung und Anpassung von ML-Modellen. Ergänzend wurden Werkzeuge zur geometrie- und datengestützten Prozessplanung sowie zur Bahn- und Parameteranpassung entwickelt. Durch die enge Zusammenarbeit mit den Projektpartnern, insbesondere mit BCT (Deutschland) und Apollo (Kanada), wurde ein durchgängiges Framework für adaptive LMD-Prozesse aufgebaut, das sowohl wissenschaftlich fundiert als auch industrienah umsetzbar ist.

Der folgende Berichtsteil dokumentiert die wissenschaftlich-technischen Arbeiten, die im Zeitraum von April 2021 bis November 2024 durchgeführt wurden, und zeigt detailliert auf, wie die im Projektantrag gesetzten Ziele erreicht wurden.

2 Durchgeführte Arbeiten

2.1 AP1 Projektmanagement

Ziel & Hintergrund:

Das Arbeitspaket AP1 umfasste die administrative Koordination, den projektinternen Austausch sowie die technische Abstimmung zwischen den Partnern des deutsch-kanadischen Konsortiums. Für das Teilvorhaben des Fraunhofer ILT bedeutete dies insbesondere die Unterstützung des deutschen Koordinators BCT bei der organisatorischen Umsetzung sowie die strukturierte Aufbereitung technischer Arbeitspakete und Schnittstellen.

Durchgeführte Arbeiten:

Das ILT beteiligte sich aktiv an der Koordination technischer Inhalte, der Synchronisation von Meilensteinen und Datenströmen sowie an regelmäßigen bilateralen und internationalen Abstimmungen mit BCT, McGill, Apollo, Braintoy und NRC. Weiterhin war das ILT am Aufbau einer gemeinsamen Projektstruktur beteiligt, inklusive Cloud-basierter Datenaustauschplattform, strukturierter Dateiablage, Versionsmanagement und fortlaufender Dokumentation. Über die gesamte Projektlaufzeit wurden zweiwöchige Meetings durchgeführt.

Ergebnisse:

Die Projektkommunikation verlief über den gesamten Zeitraum stabil. Durch die enge Abstimmung, insbesondere mit BCT, konnten Arbeitsergebnisse aus der Prozessentwicklung, Sensordatenerfassung und ML-Integration effizient abgestimmt und in die gemeinsame Softwareumgebung eingebunden werden. Die projektspezifische Abstimmung internationaler Anforderungen (z. B. zu Sensorik oder Prozessparametern) erfolgte inhaltlich synchron und transparent. Der Projektzeitplan wurde nach Bedarf angepasst und eine Laufzeitverlängerung bis Ende November 2024 wurde erfolgreich bewilligt.

2.2 AP2 Spezifikation und Anforderungen

Da das ILT an allen vier Tasks des AP 2 beteiligt war und diese Tasks miteinander verknüpft sind, werden nachfolgend die durchgeführten Arbeiten und Ergebnisse über die vier Tasks, Task 2.1 – Prozessspezifikationen, Task 2.2 – Datenformate und Datapipeline, Task 2.3 – Definition des LMD-Datenmodells und Task 2.4 – Anpassungsstrategien basierend auf ML-Vorhersage, gesammelt vorgestellt.

Ziel & Hintergrund:

Im AP 2 stand die Definition der technischen und funktionalen Anforderungen für die gesamte AI-SLAM-Prozesskette im Fokus. Dazu gehörten insbesondere die Spezifikation prozess- und materialseitiger Kenngrößen, die Festlegung geeigneter Datenformate und Schnittstellen sowie die Ableitung systemischer Anforderungen an ML-Modelle und CAM-Module. Ziel war es, eine methodische Grundlage für die Umsetzung der intelligenten Prozessführung zu schaffen. Das Fraunhofer ILT war an allen vier Tasks dieses Arbeitspakets beteiligt und brachte seine Erfahrungen mit dem LMD-Prozess, der Prozessdatenerfassung und der Entwicklung adaptiver Steuerungskonzepte ein.

Durchgeführte Arbeiten:

Das ILT arbeitete an der Spezifikation relevanter LMD-Prozessgrößen wie Laserleistung, Pulvermassenstrom, Vorschubgeschwindigkeit sowie daraus ableitbaren

Qualitätskennwerten wie Wirkungsgrad, Schmelzbadstabilität oder Geometrieabweichung. Diese Parameter wurden systematisch in Bezug zu den Anforderungen an die spätere ML-Modellierung gesetzt. Gemeinsam mit den Partnern BCT, McGill und Braintoy war das ILT an der Konzeption eines prozessorientierten Datenmodells beteiligt, das sowohl die Strukturierung der Sensordaten als auch deren Kontextualisierung mit Maschinen- und Qualitätsdaten abbildet. Dabei wurden sowohl das physikalische Datenformat als auch logische Beziehungen zwischen Prozesszuständen, Eingabewerten und Zielgrößen definiert.

Ein weiterer Schwerpunkt der ILT-Arbeiten lag in der Formulierung von Anforderungen an die ML-Ausgaben: Welche Zielgrößen sind prädiktiv nutzbar, wie können sie mit Bahn- und Schichtinformationen verknüpft werden, und in welcher Form müssen diese Ergebnisse an CAM-Module übergeben werden? Auf Grundlage dieser Analyse wurden Mechanismen für eine sinnvolle Feedbackschleife konzipiert, um lagenweise Prozessanpassungen zu ermöglichen. Parallel dazu bewertete das ILT geeignete physikalische Eingangsgrößen für die Modellierung und brachte praxisbezogene Kriterien für Datenqualität, Auflösung und Zykluszeiten in die Systemarchitektur ein.

Ergebnisse:

Im Ergebnis wurde ein konsistentes Datenmodell für den LMD-Prozess erarbeitet, das Eingangsgrößen (Sensorik, Maschinenstatus) mit schichtweise validierten Ausgabedaten (Geometrie, Mikrostruktur) logisch verknüpft. Das ILT war an der Diskussion eines Schnittstellen- und Datenpipelinekonzepts beteiligt, das unter anderem REST-API-basierte Übertragungsmechanismen zwischen den Softwaremodulen vorsieht. Diese Struktur bildet die Grundlage für die spätere Integration in das Rahmensystem OpenARMS von BCT und ist in Abbildung 2.2-1 dargestellt. Die entwickelten Anforderungen, Modelle und Datenstrukturen bildeten somit eine tragfähige Grundlage für die Umsetzung der technischen Entwicklungen in den AP3 bis AP6. Im Sinne eines agilen Vorgehens wurden Spezifikationen im Projektverlauf dynamisch angepasst, um mit den Erfahrungen aus der praktischen Umsetzung Schritt zu halten und die Zielerreichung abzusichern.

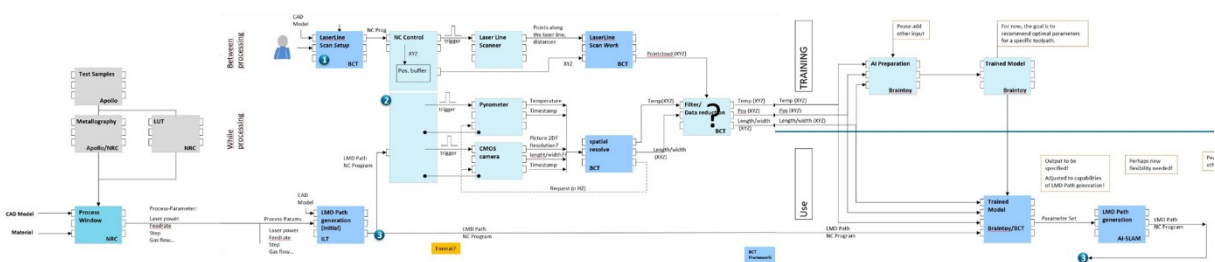


Abbildung 2.2-1: Struktur des Schnittstellen- und Datenpipelinekonzepts in AI-SLAM

2.3 AP3 Prozessentwicklung für Sensorevaluierung

2.3.1 Task 3.4 – Übertragung des Prozessfensters auf Apollo und ILT:

Ziel & Hintergrund:

Das AP 3 hatte zum Ziel, ein belastbares und ML-taugliches Prozessfenster für das LMD-Verfahren zu definieren. Dieses sollte als Grundlage für die spätere Modellentwicklung dienen und dabei sowohl stabile als auch instabile Prozesszustände abbilden. Die Parameterfestlegung sollte auf reale Anlagenbedingungen übertragbar sein, insbesondere auf die am

ILT eingesetzten Maschinen. Das Fraunhofer ILT war maßgeblich am Task 3.4 beteiligt, dessen Schwerpunkt in der Übertragung und Erprobung des Prozessfensters auf der ILT-Anlage lag.

Durchgeführte Arbeiten:

Das ILT hat neben dem Task 3.4 auch in den Tasks 3.1-3.3 beraten und unterstützt. Dies war notwendig, um ein gemeinsames Prozessfenster mit den Partnern zu identifizieren und die Maschinenübertragbarkeit in Task 3.4 umzusetzen. Am ILT wurden parallel zu Apollo gezielte Prozessreihen durchgeführt, bei denen neun systematisch variierte Parameterkombinationen umgesetzt wurden. Ziel war es, Prozesssicherheit und Defektempfindlichkeit gleichermaßen abzubilden. Dabei wurden sowohl produktive als auch bewusst gestörte Auftragsbedingungen erzeugt, um ein breites Spektrum an Prozessreaktionen zu erfassen. Parallel zur Fertigung wurden Schweißbahnbreiten und -höhen, der Pulverwirkungsgrad sowie thermische Kenngrößen aufgenommen. Zusätzlich wurden Proben metallographisch untersucht, um mikrostrukturelle Defekte wie Porosität oder Risse zu identifizieren. Alle relevanten Prozessparameter, Maschinenstatusdaten und Sensorwerte wurden aufgezeichnet und lagenbasiert synchronisiert (vgl. AP 4 und AP 5).

Ergebnisse:

Durch die gezielte Parametervariation entstand ein breit aufgestellter Datensatz, der sowohl robuste als auch kritische Prozesszustände enthielt. Die Daten wurden für die nachfolgenden Arbeitspakete, insbesondere für die ML-Modellentwicklung in AP 5, bereitgestellt. Die Kombination aus prozessseitiger Expertise, reproduzierbaren Bedingungen und systematischer Fehlerinduktion ermöglichte eine fundierte Grundlage für die datengetriebene Prozessbewertung. Es bleibt festzuhalten, dass eine 1-zu-1 Übertragung der Prozessparameter von Apollo zum ILT nicht möglich war, weil sich die Maschinensetups zu sehr unterscheiden. Die Arbeiten zeigten dennoch, dass sich das abgestimmte Prozessfenster durch Anpassungen erfolgreich auf die LMD-Anlage des ILT übertragen ließ und die notwendigen sensorischen sowie prozessualen Schnittstellen gegeben waren.

2.4 AP4 Sensorintegration und -evaluation

2.4.1 Task 4.1 - Maschinensteuerungs-Schnittstellen

Ziel & Hintergrund:

Ziel dieses Tasks war es, die Maschinensteuerung der LMD-Anlage am ILT so anzubinden, dass alle relevanten Bewegungs-, Status- und Steuerdaten für die weitere Datenverarbeitung und spätere ML-Modellierung kontinuierlich und lagebasiert zur Verfügung stehen. Die maschinennahe Prozessdatenkommunikation und Koordinatenerfassung dient zur späteren Lokalisierung von Prozessdaten in dem Bauteil.

Durchgeführte Arbeiten:

Am ILT wurde eine Schnittstelle auf Basis von OPC-UA eingerichtet, über die Steuerdaten wie Achspositionen, Vorschubgeschwindigkeit, Maschinenstatus und Zeitsignale ausgelesen werden konnten. Die Anbindung wurde in das zentrale Datenerfassungsframework integriert, sodass eine Synchronisation mit den Sensordaten möglich war. Zusätzlich wurde ein Triggerkonzept umgesetzt, das auf Maschinenstatusergebnisse reagiert und so lageweise Datenbündelung erlaubt. In Zusammenarbeit mit BCT wurde deren eigene

Kommunikationsschnittstelle am ILT integriert. Hierdurch lassen sich NC-Programme auf die Maschine spielen und der Maschinenzustand überwachen.

Ergebnisse:

Die Maschinensteuerungsdaten konnten erfolgreich ausgelesen, synchronisiert und gespeichert werden. Die Umsetzung der Schnittstelle bildete die Grundlage für eine durchgängige Prozessdokumentation und Kontrolle und erlaubte die spätere Kombination von Maschinen- und Sensordaten zur Bewertung des Prozessverlaufs. Die Analyse der BCT-eigenen Schnittstelle zeigt, dass der zeitliche Versatz zwischen PC und NC-Steuerung im Vergleich zur OPC-UA Schnittstelle deutlich schneller und konstant ist. Bei der OPC-UA Schnittstelle liegt ein variierender zeitlicher Versatz der Daten zwischen 10 ms bis 180 ms vor. Durch die Schwankungen und Versatz ist es herausfordernd Sensordaten exakt auf einen Punkt am Bauteil zurückzuführen. Bei BCT ist dieser Versatz konstant und im IPO-Takt der Maschine (4 ms), wodurch eine stabile Kommunikation gewährleistet werden kann.

2.4.2 Task 4.2 – Sensor-Schnittstellen

Ziel & Hintergrund:

Dieser Task zielte auf die software- und signaltechnische Anbindung externer Sensorik an die bestehende ILT-Anlage. Die erfassten Daten sollten in das zentrale Projekt-Datenmodell eingebunden und mit anderen Datenströmen (Maschinenstatus, ML-Ausgaben) verknüpft werden können, sodass eine Ortsauflösung der Sensordaten umgesetzt werden kann.

Durchgeführte Arbeiten:

Das Fraunhofer ILT integrierte mit BCT mehrere Sensortypen in die NC-Maschine: eine koaxiale Kamera zur Schmelzbadüberwachung, ein Pyrometer zur Temperaturmessung und ein Laser-Linien-Scanner zur Erfassung der Bauteilgeometrie. Durch SDKs wurden die entsprechenden Sensoren in OpenARMS integriert. Durch Kalibrierungstests konnten zeitliche Versätze zwischen NC-Maschine und Sensor identifiziert und programmtechnisch hinterlegt werden. Bei dem Linienscanner war es weiter notwendig neben der zeitlichen auch die kinematische Versetzung zu berechnen und zu integrieren. Zudem wurde die Datenübertragung in standardisierte Formate überführt, wie sie im Datenmodell aus AP2 vorgesehen sind.

Ergebnisse:

Die Sensor-Schnittstellen konnten erfolgreich realisiert und mit der Steuerung synchronisiert werden. In Abbildung 2.4-1 ist z.B. zu sehen, wie die Daten des Laser-Linien-Scanner mit den Daten des Pyrometers übereinstimmen. Die Sensordaten standen lageweise strukturiert zur Verfügung, was ihre spätere Nutzung in ML-Algorithmen und Feedback-Systemen ermöglichte. Die Integration erfüllte die Anforderungen hinsichtlich Datentiefe, Übertragungsrate und Synchronisationsgenauigkeit.

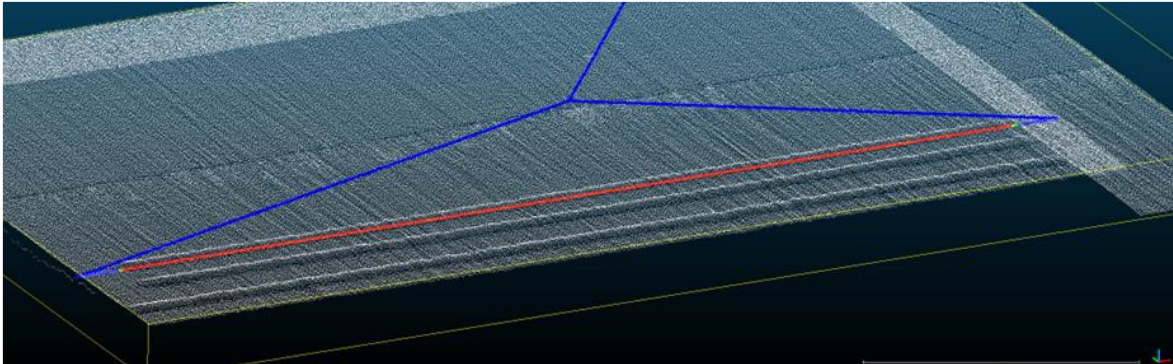


Abbildung 2.4-1: Aufgezeichnete Punktwolke des Laser-Linien-Scanner mit überlagerten Temperaturwerten des Pyrometers.

2.4.3 Task 4.3 – Evaluation der Sensoren am ILT

Ziel & Hintergrund:

Nach erfolgreicher Anbindung der Sensorik und NC-Maschine sollte deren Eignung für die Erkennung qualitätsrelevanter Prozesszustände bewertet werden. Insbesondere ging es darum, festzustellen, ob die aufgezeichneten Signale Rückschlüsse auf potenzielle Defekte oder Prozessinstabilitäten erlauben.

Durchgeführte Arbeiten:

Am ILT wurden Versuchsreihen mit variierenden Prozessparametern durchgeführt, bei denen gezielt Defekte wie unvollständiger Materialauftrag oder Wärmestau provoziert wurden. Die dabei generierten Sensordaten wurden analysiert und mit metallographischen Untersuchungen (Querschliffen) abgeglichen und mit ersten ML-Modellen analysiert. Ein Resultat war, dass die Daten der koaxialen Kamera Zusammenhänge zwischen Laserleistung und Schmelzbadgröße zulassen, aber Anomalien, welche auf z.B. Poren hindeuten, nicht ersichtlich sind. Aus diesem Grund wurde eine Infrarotkamera aus einer anderen Abteilung am ILT ausgeliehen und der LMD-Prozess übergangsweise lateral aufgezeichnet. Durch die Software OpenDATA von BCT war es möglich auch die Daten der IR-Kamera mit den restlichen Daten zu synchronisieren und den Datensatz für die ML-Modelle zu erweitern.

Ergebnisse:

Die Sensorik zeigte eine hohe Sensitivität gegenüber kritischen Prozesszuständen. Die Infrarotkamera erwies sich insbesondere als geeignet zur Erkennung von lokalen Temperaturspitzen, die mit später auftretenden Schichtfehlern korrelieren. Die gewonnenen Daten wurden zur Feature-Definition für das ML-Training in AP5 genutzt.

2.4.4 Task 4.5 – Integration geeigneter Sensoren bei Apollo

Ziel & Hintergrund:

Ziel dieses Tasks war es, die sensorische Infrastruktur, wie sie am ILT aufgebaut und getestet wurde, in das LMD-System des kanadischen Partners Apollo zu übertragen. Dies sollte eine konsistente Datenlage über alle Projektpartner hinweg sicherstellen und eine gemeinsame Validierungsbasis schaffen.

Durchgeführte Arbeiten:

Das Fraunhofer ILT unterstützte die Integration der Sensorik an der Apollo-Anlage durch

die Bereitstellung von Spezifikationen, Schnittstellenkonfigurationen und technischen Empfehlungen. Dabei hat sich herausgestellt, dass Apollo eine Infrarot-Kamera koaxial verbauen möchte. Hier wurde das Kamera-System Clamir verbaut. Auf deutscher Seite war dies nicht möglich, da die Anschaffung den Projektrahmen überschreiten würde und bei Antragstellung nicht geplant war. Weiter ist das System abgeschlossen und besitzt keinen SDK, sodass eine Einbindung in die Datenerfassung mittels OpenARMS nicht im Projektrahmen umgesetzt werden konnte. Somit mussten die Daten durch einen neuen Algorithmus nachgelagert synchronisiert werden. Es wurden insbesondere die Erfahrungen zur Ausrichtung und Triggerung der IR-Kamera, die Anforderungen an das Datenlogging sowie Vorschläge zur Synchronisation mit dem Steuerungssystem weitergegeben. Darüber hinaus begleitete das ILT die Evaluierung der Apollo-Daten in Hinblick auf Äquivalenz zu den ILT-Messdaten.

Ergebnisse:

Die Sensorintegration an der Apollo-Anlage konnte unter Berücksichtigung der ILT-Erfahrungen erfolgreich umgesetzt werden. Erste Tests zeigten, dass die unterschiedlichen Daten zu unterschiedlichen Vorhersagen der ML-Modelle führen. Das Clamir System erreicht dabei eine hohe zeitliche Daten-Auflösung von 1000Hz (bei ILT 200Hz), während das ILT-System eine hohe Schmelzbad-Auflösung von 800px x 800 px erreicht (bei Clamir 64px x 64 px). Die unterschiedlichen Systeme und deren Untersuchungen in AP 5 und AP 7 geben einen Einblick, ob eine zeitliche oder detailgenaue Darstellung des Schmelzbades in der ML-Defekterkennung von Vorteil ist. Die in AP 4 geschaffene Basis ermöglichte eine strukturierte Gegenüberstellung und gemeinsame Bewertung in AP7.

2.5 AP5 Datenverarbeitung und ML-Entwicklung und -abstimmung

2.5.1 Task 5.2 – Datenverarbeitung

Ziel & Hintergrund:

In Task 5.2 stand die strukturierte Aufbereitung der erfassten Prozess- und Sensordaten im Mittelpunkt. Ziel war es, die Datenformate und -strukturen so zu gestalten, dass sie robust, interpretierbar und für den späteren Einsatz in ML-Algorithmen geeignet sind. Dabei sollte sichergestellt werden, dass sowohl zeitliche als auch räumliche Bezüge zwischen Prozesszuständen, Sensormessungen und Maschinenparametern eindeutig abgebildet sind. Das Fraunhofer ILT war für die technische Datenaufbereitung seiner eigenen Versuchsreihen verantwortlich und unterstützte die Bewertung und Konvertierung der Messdaten in das projektspezifische Datenmodell.

Durchgeführte Arbeiten:

Das ILT überführte alle prozessbegleitend aufgezeichneten Daten, darunter Sensorwerte (IR, CMOS, Pyrometer), Maschinensteuerdaten sowie Qualitätsbeurteilungen aus der metallografischen Analyse, in ein einheitliches, lagenbasiertes Datenformat. Besonderes Augenmerk lag auf der Synchronisation unterschiedlicher Quellen mithilfe von Zeitstempeln, Triggerereignissen und Positionsdaten. Die zeitliche und geometrische Einordnung der Daten erfolgte schicht- und bahnbezogen. Zusätzlich wurden die Rohdaten einer

Qualitätssicherung unterzogen, wobei fehlerhafte, verrauschte oder unvollständige Daten-segmente gekennzeichnet bzw. aussortiert wurden.

Das ILT unterstützte darüber hinaus die Partner bei der Definition der notwendigen Merkmale (Features) für das spätere Training und Testing der ML-Modelle. Dazu zählte z. B. die Mittelwertbildung über thermische Profile, die Ableitung von Gradienten im Schmelzbadbereich sowie die Extraktion prozessspezifischer Ereignisse wie Unterbrechungen, Spritzerbildung oder Instabilitäten. Weiter wurden metallografische Querschliffe angefertigt und mit Labeln versehen. Um eine statistische Verteilung über eine Probe zu erhalten, wurden pro Probe drei Querschliffe angefertigt. Weiter wurden die Proben vor dem Auftrennen durch den Laser so markiert, dass der Querschliff den restlichen Sensordaten zugeordnet werden konnte.

Ergebnisse:

Die Datenverarbeitung ermöglichte eine strukturierte Zusammenführung aller relevanten Prozessgrößen in einem standardisierten Format. Damit wurde die Grundlage für die nachfolgende Modellierung in Task 5.4 gelegt. Durch die saubere Trennung von Input-, Kontext- und Zielvariablen wurden zudem erste Ansätze für automatisierte Trainingsdatengenerierung geschaffen. Das ILT konnte anhand der verarbeiteten Daten belastbare Zusammenhänge zwischen Sensordaten und Schichtqualität identifizieren, die später als Features in die ML-Modelle überführt wurden.

2.5.2 Task 5.4 – Entwicklung und Evaluierung von ML-Modellen

Ziel & Hintergrund:

Ziel dieses Tasks war die Entwicklung und Validierung von ML-Modellen, die auf Basis prozessbegleitend erfasster Daten zentrale Qualitätsgrößen im LMD-Prozess vorhersagen können. Der Fokus lag auf solchen Modellen, die eine adaptive Prozessführung ermöglichen, etwa durch die Prognose geometrischer Abweichungen, Effizienzverluste oder mikrostruktureller Defekte. Für das Fraunhofer ILT stand dabei die Entwicklung praxistauglicher, datenbasierter Modelle im Vordergrund, die sich in reale Prozessabläufe und CAM-Umgebungen integrieren lassen.

Durchgeführte Arbeiten:

Auf Grundlage der in Task 5.2 verarbeiteten Daten, entwickelte das ILT in Kooperation mit den Projektpartnern ML-Modelle, die unterschiedliche Zielgrößen adressieren. Dazu zählten insbesondere ein Regressionsmodell zur Vorhersage der realisierten Geometrie (z. B. Spurbreite, Schichtdicke), ein Modell zur Segmentierung des metallografischer Querschliffe sowie ein weiteres Modell zur qualitativen Detektion von mikrostrukturellen Defekten. Die Zielgrößen wurden teilweise aus direkt messbaren Werten abgeleitet, teilweise über ein manuelles Labeling klassifiziert.

Damit quantifizierte Messwerte aus den metallografischen Querschliffen extrahiert werden können wurden acht unterschiedliche KI-basierte Segmentierungs-Modelle aufgebaut und getestet. Ein weiteres KI-Modell wurde aufgebaut um den Zusammenhang zwischen Schmelzbadgröße, Laserleistung und örtliche Position im Bauteil zu erlernen. Anschließend konnte das Model genutzt werden, die Laserleistungen lokal im Bauteil anzupassen, sodass die Schmelzbadgröße konstant bleibt. Das umfangreichste KI-Modell, ein Vision Transformer-Modell (ViT-Modell), wurde auf allen Daten trainiert, um Defekt in den Beschichtungen

zu erkennen. Dabei wurde ein selbstlernender Ansatz gewählt. Als Eingangsgrößen dienten normierte Prozessparameter, Sensordaten (z. B. mittlere Schmelzbadtemperatur, IR-Profile, Lichtintensität) sowie maschinentechnische Kenngrößen. Als Ausgabegröße wurden Cluster der extrahierten Merkmale gegeben, wie sie in Abbildung 2.5-1 dargestellt sind. Durch die Untersuchung und dem Labeln der Cluster können diesen Defekte, wie Poren oder Risse, zugeordnet werden.



Abbildung 2.5-1: t-SNE Merkmale Darstellung der Daten von acht Experimenten eingefärbt nach Experimenten

Ergebnisse:

Zur Quantifizierung von Metallografischen Bildern wurden acht Modelle trainiert und getestet. Dabei zeigen das UPerNet und SegFormer vergleichende Genauigkeiten (94,33 % bzw. 93,46 % Gesamtgenauigkeit im Testsatz). Durch die Segmentierung können quantitative Werte, wie die Anzahl an Carbiden, Breite und Höhe der Schweißbahnen oder Anzahl an Poren, automatisiert extrahiert werden. Ein Beispiel ist in Abbildung 2.5-2 dargestellt.

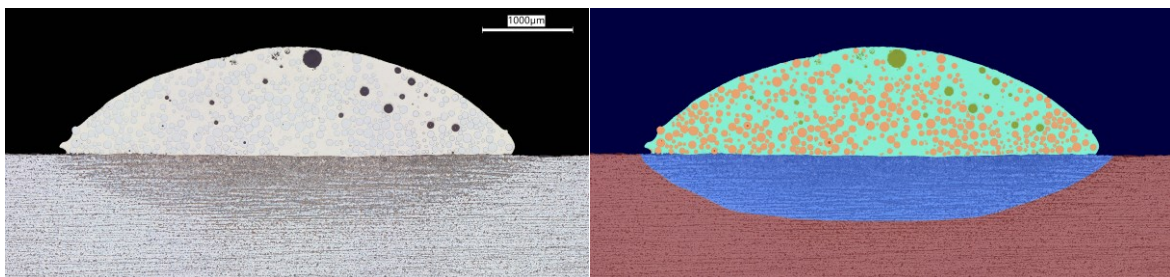


Abbildung 2.5-2: Links: metallografischer Querschnitt einer Einzelbahn; Rechts: KI-basierte Segmentierung der links dargestellten Einzelbahn.

Beim Model zur geometrieabhängigen Anpassung der Laserleistung wurde ein Datensatz mit diskreten Werten der Laserleistung verwendet. Bei der Analyse der KI-Vorhersagungen, um die detektierte Schmelzbadgröße über den LMD-Aufbau konstant zu halten, wurde identifiziert, dass die Laserleistung nahe der Diskreten Werte aus dem Datensatz liegen. Somit hat das Model zwar erlernt, dass es einen Zusammenhang zwischen Laserleistung, Schmelzbadgröße und Position im Bauteil gibt, aber mit nicht ausreichend Variation trainiert wurde. Dennoch zeigt sich, dass der Materialauftrag über mehrere Schichten homogener ist und der Wärmeeintrag reduziert werden kann (vgl. Abbildung 2.5-3).



Abbildung 2.5-3: LMD gefertigter Flansch: a) konstante Laserleistung b) mittels KI vorhergesagte Laserleistung

Werden die extrahierten Merkmale des ViT Modells nicht nach den Experimenten eingefärbt (vgl. Abbildung 2.5-1), sondern nach Gruppen von Merkmalen, so ergibt sich die Abbildung 2.5-4. Der Abbildung 2.5-1 kann entnommen werden, dass das ViT-Modell in der Lage ist Bilder von unterschiedlich eingestellten Parametern zu unterscheiden. Durch die Einfärbung in Merkmalsgruppen, kann ein Experiment hinsichtlich der Variation untersucht werden. Durch die Untersuchung der Merkmalsgruppen mit den metallografischen Daten, kann eine Aussage über das Vorhandensein von den möglichen Defekten getroffen werden. Ein Ausschnitt aus dem Analysetool mit den vorhergesagten Defekten ist in Abbildung 2.5-5 zu sehen.

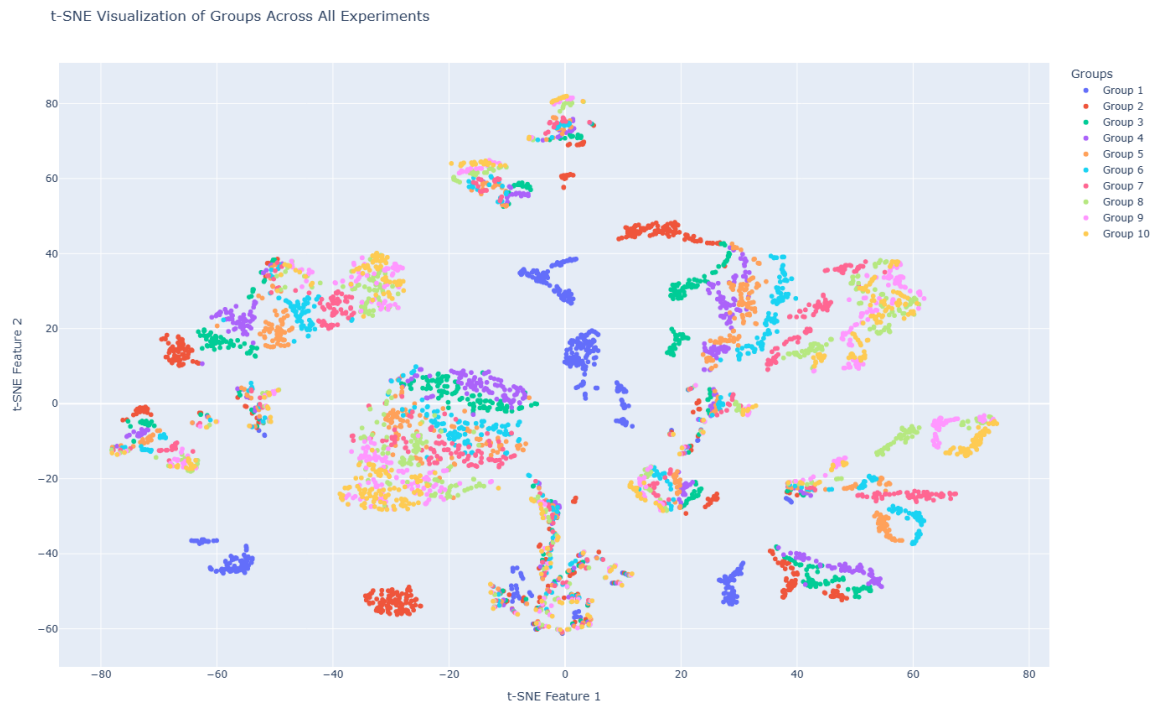
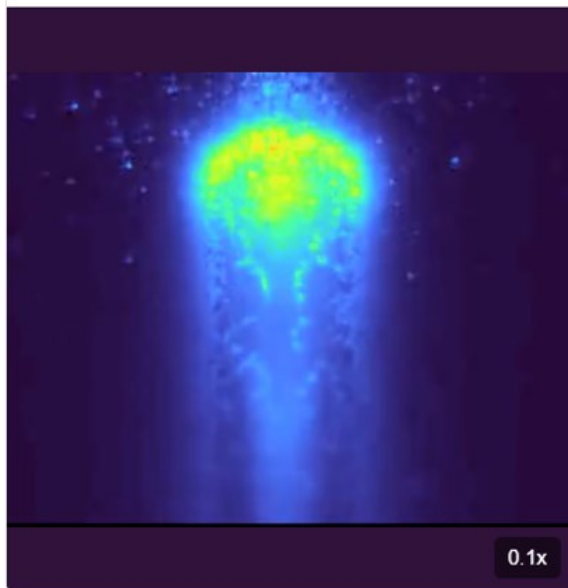


Abbildung 2.5-4: t-SNE Merkmals Darstellung der Daten von acht Experimenten eingefärbt nach unterschiedlichen Gruppen von Merkmalen



Analysis Results

Real-time defect detection and process analysis

Classification: ⚠ Defect

Process Analysis

Confidence
87.2%

Clips Analyzed
10

Defect Types:

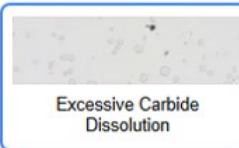


Abbildung 2.5-5: Links: Laterale Prozessaufnahme im LMD-Prozess; Rechts: Vorhersage von Defekten basierend auf der Prozessaufnahme.

2.6 AP6 Software-Entwicklung einschließlich automatisierter Werkzeugbahnplanung

2.6.1 Task 6.1 – Bahngenerierung

Ziel & Hintergrund:

Ziel dieses Tasks war die Entwicklung eines CAM-Workflows, der auf Basis von ML-Ausgaben eine adaptive Bahnplanung für den LMD-Prozess ermöglicht. Dabei sollte das CAM-System nicht nur die Schichtkonturen erzeugen, sondern auch lageweise Prozessparameter anpassen können, etwa zur Kompensation von Geometrieabweichungen oder thermischen Einflüssen. Der Schwerpunkt lag auf der Entwicklung eines generischen, maschinenübergreifenden Systems, das auch Geometrien mit angepasstem Schichtaufbau adressieren kann.

Durchgeführte Arbeiten:

Das Fraunhofer ILT entwickelte zunächst CAM-Module zur konventionellen NC-Bahnplanung auf Basis von CAD-Daten (STL), die in das OpenARMS-Framework von BCT integriert wurden. Anschließend wurde das System erweitert, um geometrieabhängige adaptive Bahnpunkte generieren zu können. In Kopplung mit den Vorhersagen aus AP5

wurden Strategien zur lokalen Anpassung von Prozessparametern wie der Laserleistung umgesetzt, um den Materialauftrag während des Aufbaus zu manipulieren.

Ein besonderes Augenmerk des Tasks lag auf der Verarbeitung von realen Geometriescans. Hier wurde auf Basis einer aus einer Punktwolke erzeugten Best-Fit-Triangulierung die aktuelle Ist-Oberfläche eines Bauteils rekonstruiert. Diese wurde mit dem geplanten Bauteilmodell (Soll-Geometrie) verschnitten, das verbleibende Restvolumen berechnet und daraufhin die individuelle Auftragshöhe für jeden Bahnpunkt bestimmt. Dabei wurde die Höhe anteilig entlang des Z-Vektors des Maschinenkoordinatensystems sowie entlang der lokalen Oberflächennormalen verschoben, um eine möglichst genaue Schichtanpassung zu erreichen.

Dieser Prozess wurde iterativ für jede neue Lage wiederholt, bis das geplante Volumen vollständig abgedeckt war. Alle Algorithmen wurden in der Programmiersprache Rust umgesetzt und in die CAM-Umgebung eingebunden. Die resultierenden Bahn- und Parametermuster konnten als NC-Code exportiert und direkt in die Maschinensteuerung eingespeist werden.

Ergebnisse:

Die entwickelte NC-Bahnplanung ermöglichte eine lagenweise adaptive Prozessführung mit Steuerung der lokalen Auftragshöhe. Besonders bei Freiformflächen zeigte sich eine verbesserte Auftragsgenauigkeit, da geometrische Abweichungen ausgeglichen werden konnten. Die Einbindung realer Geometriescans in die Bahnplanung stellt einen wesentlichen Fortschritt dar und ermöglichte erstmals eine vollautomatisierte, geometriebasierte Prozessanpassung im CAM-System. Die entwickelte Softwarestruktur in Rust erwies sich als leistungsfähig und flexibel genug, um zukünftige Erweiterungen und maschinenspezifische Anpassungen effizient umsetzen zu können. Die Bahnplanung wurde erfolgreich in der OpenARMS Software eingebunden.

2.6.2 Task 6.4 – Testen und Laufzeitoptimierung

Ziel & Hintergrund:

In Task 6.4 lag der Fokus auf der systematischen Validierung und Optimierung der entwickelten CAM-Module unter praxisnahen Bedingungen. Dabei sollten sowohl die Funktionalität der adaptiven Bahnplanung als auch deren Laufzeitverhalten und Robustheit analysiert werden. Ziel war es, sicherzustellen, dass die Umsetzung der ML-basierten Prozessanpassung nicht nur technisch funktioniert, sondern auch im Hinblick auf industrielle Taktzeiten und Prozessstabilität geeignet ist.

Durchgeführte Arbeiten:

Das Fraunhofer ILT führte umfangreiche Tests mit der in Task 6.1 entwickelten CAM-Software durch. Hierbei wurde zunächst die korrekte Umsetzung der Geometrieerfassung, des Restvolumenabgleichs und der schichtweisen Bahnplanung überprüft. Besonderes Augenmerk lag auf der Frage, ob die Geometriekompensation durch verschobene Bahnpunkte tatsächlich zu einer verbesserten Auftragsqualität führt. Dazu wurden verschiedene Benchmark-Bauteile, u. a. der Boroskopflansch, mit und ohne adaptive Prozessführung gefertigt und messtechnisch verglichen.

Zur Laufzeitoptimierung wurden Performance-Analysen der Rust-basierten Algorithmen durchgeführt, insbesondere bei der STL-Verarbeitung, der Restvolumenberechnung und

dem Aufruf der ML-Modelle. Dabei wurde der Code modularisiert und gezielt optimiert, um Latenzen bei der Planung neuer Auftragslagen zu minimieren. Ergänzend wurde das Zusammenspiel zwischen CAM, Steuerung und Datenlogging auf reibungslosen Ablauf überprüft.

Ergebnisse:

Die Tests zeigten, dass die adaptive Bahnplanung funktionierte und die Geometrieabweichungen, insbesondere an Übergängen und bei gekrümmten Flächen, reduziert werden konnten. Die Berechnungszeit pro Schicht konnte durch gezielte Optimierungen in den Algorithmen verkürzt werden. Auch unter praxisnahen Bedingungen erwies sich das System als stabil. Die entwickelte Lösung erfüllt damit die Anforderungen an eine adaptive, produktionsnahe CAM-Prozesskette und bildet eine zentrale Komponente für die Demonstratorbearbeitung in AP7.

2.7 AP7 Erprobung, Bewertung, Demonstration und Benchmark

2.7.1 Task 7.4 – Bewertung des vorgeschlagenen Ansatzes

Ziel & Hintergrund:

Im Rahmen von Task 7.4 sollte das entwickelte AI-SLAM-System hinsichtlich seiner Robustheit, Genauigkeit und Anwendungsgrenzen untersucht werden. Dabei stand insbesondere die praxisnahe Bewertung des Gesamtansatzes im Vordergrund: Wie zuverlässig arbeitet das ML-basierte Prozessführungssystem unter realistischen Fertigungsbedingungen? Wo liegen die systembedingten oder physikalischen Grenzen hinsichtlich Geometrieerhalt, Fehlerkompensation oder Sensitivität gegenüber Störeinflüssen?

Durchgeführte Arbeiten:

Das Fraunhofer ILT bewertete das Gesamtsystem auf Basis definierter Testbauteile, zum Beispiel des parametrisch aufgebauten Boroskopflanschs. Dieses Bauteil wurde gezielt mit konstanten und ML-adaptiven Prozessparametern gefertigt, um die Auswirkungen der adaptiven Prozessführung vergleichend zu analysieren. Untersucht wurden dabei unter anderem die Gleichmäßigkeit des Schichtaufbaus, das Auftreten thermisch bedingter Geometrieabweichungen sowie das Verhalten bei Prozessstörungen (z. B. variierender Pulverfluss oder Zielabweichungen in der Positionierung). Zusätzlich wurden systematische Analysen durchgeführt, um das entwickelte System hinsichtlich, ML-Integration, Maschinenanbindung, Benutzerfreundlichkeit, Sensorik und Prozesskette zu bewerten.

Ergebnisse:

Die adaptive Prozessführung mittels ML erwies sich insgesamt als deutlich robuster gegenüber Prozessschwankungen als eine konventionelle Regelung mit festen Parametern. Insbesondere bei gekrümmten oder thermisch ungünstig positionierten Geometrien zeigte das System eine signifikant verbesserte Homogenität im Schichtaufbau. Die ML-Modelle konnten unter realen Fertigungsbedingungen zuverlässig Vorhersagen treffen, die zu qualitativ besseren Ergebnissen führten. Die Maschinenanbindung in die Software OpenARMS ermöglicht es effizient über eine Benutzeroberfläche den Prozess zu Planen und zu Monitoren. Offen Benutzerschnittstellen ermöglichen es das System beliebig zu skalieren und zu erweitern. Die Sensorik zeigt unterschiedliche Erfolge. Der Scanner kann in ausreichender Genauigkeit die Bauteiloberfläche aufzeichnen, sodass kein Einfluss auf den LMD-Prozess

selbst entsteht. Über die koaxiale Kamera und Pyrometer kann eine Aussage über die Schmelzbadgröße und Temperatur getroffen werden, sodass ML-Algorithmen Zusammenhänge zwischen Parametern erlernen und die optimiert (homogenerer Schichtaufbau) vorhersagen. Für die Defekterkennung mittels ML war es jedoch notwendig eine laterale Prozesskamera zu verbauen. Die Verknüpfung der Sensordaten mit den Maschinenkoordinaten ist von Vorteil, um eine Aussage über lokale Abweichungen im Bauteil zu treffen. Die entwickelte Prozesskette für das LMD-Verfahren bietet gerade bei nicht-ebenen Bauteilen einen Vorteil, da der Prozessplaner digital die Ist- mit Soll-Geometrie vergleichen kann. Somit können direkte Anpassungen durch den Prozessplaner umgesetzt werden.

Die Bewertung durch das ILT machte deutlich, dass der AI-SLAM-Ansatz für eine Vielzahl industrieller Szenarien bereits gut einsetzbar ist, jedoch im Detail weiter optimiert werden kann, insbesondere durch robustere Sensorfusion und modellseitige Fehlerabschätzung. Diese Erkenntnisse flossen in die Systembewertung und die Vorbereitung des Benchmarkings in Task 7.5 ein.

2.7.2 Task 7.5 – Benchmarking

Ziel & Hintergrund:

In Task 7.5 stand die systematische Bewertung der gesamten AI-SLAM-Prozesskette, von der Sensordatenerfassung über die Datenverarbeitung und ML-Modellierung bis hin zur CAM-Integration und praktischen Umsetzung auf der LMD-Anlage. Ziel war es, sowohl die technische Konsistenz, Effizienz und Zuverlässigkeit aller Einzelschritte als auch das Zusammenspiel der Module in einem durchgängigen Workflow zu überprüfen. Darüber hinaus sollte das System auf seine Skalierbarkeit, Bedienbarkeit und Übertragbarkeit hin beurteilt werden.

Durchgeführte Arbeiten:

Das Fraunhofer ILT beteiligte sich an der systematischen Analyse der Prozesskette anhand mehrerer realer Aufbauzyklen. Dabei wurden konkrete Kennzahlen zur Datenqualität, Datenvollständigkeit, Latenz, Berechnungszeit der ML-Ausgaben und Reaktionsverhalten der CAM-Komponenten dokumentiert. Die Prozessschritte wurden hinsichtlich ihrer technischen Robustheit, ihrer Abhängigkeiten und ihrer Toleranz gegenüber Abweichungen untersucht. Zusätzlich wurde die Benutzerinteraktion im OpenARMS-System evaluiert, um Rückschlüsse auf die Bedienfreundlichkeit, Konfigurierbarkeit und Integrationsfähigkeit in bestehende Abläufe zu ziehen.

Im Rahmen der Benchmarking-Arbeiten wurde auch die Nutzung der entwickelten Schnittstellen hinsichtlich ihrer Flexibilität und Performance bewertet.

Ergebnisse:

Die durchgängige Prozesskette konnte erfolgreich durchlaufen werden und erwies sich als funktional konsistent. Die Datenverarbeitung lief stabil und vollständig automatisierbar ab. Die Sensordaten konnten lageweise gespeichert, prozessiert und den jeweiligen Geometrien korrekt zugeordnet werden. Die ML-Modelle lieferten in Rechenzeiten von 75 Sekunden verlässliche Prognosen, die sich in der adaptiven CAM-Planung praktisch nutzen ließen. Der adaptive NC-Code wurde erfolgreich generiert und konnte direkt an der Maschine ausgeführt werden. Die Interaktion zwischen den Softwarekomponenten verlief stabil, auch bei variierenden Geometrien und Prozessparametern.

Die Benchmarking-Ergebnisse zeigten außerdem, dass die Benutzeroberfläche von OpenARMS eine praxisgerechte Planung, Überwachung und Steuerung des Prozesses ermöglicht. Besonders hervorzuheben ist die Modularität der Lösung: Neue Prozessparameter oder Sensoren lassen sich durch die offene Architektur vergleichsweise einfach ergänzen. Gleichzeitig identifizierte das ILT-Optimierungspotenziale, etwa bei der weiteren Automatisierung des Datenabgleichs sowie bei der Stabilität einzelner Feedbackschleifen in komplexeren Fertigungsszenarien.

Insgesamt bewertete das ILT die Prozesskette als erfolgreich implementiert und vielversprechend für den Einsatz in realen industriellen Anwendungen. Die Benchmark-Ergebnisse bestätigen, dass AI-SLAM eine belastbare, skalierbare und zukunftsorientierte Lösung für die intelligente Prozessführung im Bereich des Laser-Pulverauftragsschweißens darstellt.

3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Das Teilvorhaben des Fraunhofer ILT im Rahmen von AI-SLAM war durch eine hohe Komplexität und einen starken Entwicklungsfokus geprägt. Die im Förderantrag definierte Zielstellung, eine ML-gestützte Prozessanpassung in LMD-Prozessen, erforderte substanzielle Arbeiten auf mehreren Ebenen, von der Erfassung hochauflösender Prozessdaten über die Integration intelligenter Auswertelogik bis hin zur automatisierten Umsetzung im Fertigungsprozess. Die Notwendigkeit des Ressourceneinsatzes am ILT war insbesondere durch folgende Faktoren begründet:

- **Systemintegration maschinennaher Sensorik:**
Die Entwicklung und Einbindung eines stabilen und synchronisierten Sensornetzwerks, das online-relevante Prozessphänomene wie Schmelzbadverhalten, Temperaturfelder oder Topografien erfassen kann, erforderte umfassende konzeptionelle und experimentelle Arbeiten. Diese Sensorintegration stellt eine Grundvoraussetzung für verlässliche KI-Modelle dar.
- **Aufbau und Bewertung belastbarer Datensätze:**
Um ML-Modelle mit hoher Prognosequalität zu entwickeln, war die gezielte Erzeugung realitätsnaher Trainingsdaten unerlässlich. Hierzu wurden systematisch variierte Auftragsstrategien und Prozessparameter implementiert und anschließend metallographisch analysiert. Die manuelle Labelung und Validierung der Datensätze erwies sich als zeitintensiv, war jedoch für die Modellqualität zwingend erforderlich.
- **CAM- und ML-Kopplung in einen Regelkreis:**
Die Adaption bestehender CAM-Werkzeuge auf datengetriebene Prozessführung erforderte tiefgreifende Anpassungen. Das Fraunhofer ILT entwickelte eigenständige Module zur Einbindung von ML-Ausgaben in die Werkzeugbahnplanung. Dabei war insbesondere die nahtlose Anbindung an maschinensteuerungskompatiblen NC-Code arbeitsintensiv und war nicht mit Standardlösungen zu bewältigen.

- **Demonstratoren & Evaluation:**

Die interne Validierung anhand technischer Referenz-Geometrien sowie die Mitarbeit am Benchmarking erforderte umfangreiche Testreihen, strukturierte Auswertung und kontinuierliche technische Abstimmung mit den Projektpartnern.

Der Umfang der geleisteten Arbeit war in Bezug auf die Zielerreichung, den wissenschaftlich-technischen Anspruch und die Notwendigkeit zur Überwindung praxisrelevanter Hürden durchgängig angemessen. Insbesondere die Verzahnung von Prozessentwicklung, Datentechnik und automatisierter Prozessanpassung stellt einen Innovationssprung im Bereich der intelligenten additiven Fertigung dar.

4 Voraussichtlichen Nutzen, Verwertbarkeit der Ergebnisse, Planungen

Die im Rahmen des Projekts AI-SLAM entwickelten Verfahren und Technologien eröffnen dem Fraunhofer ILT vielfältige Anschlussmöglichkeiten zur wissenschaftlichen, technologischen und wirtschaftlichen Verwertung.

4.1 Interne Verwertung und Weiterentwicklung

Die im Projekt entwickelte adaptive Prozessführung auf Basis ML-gestützter Parameteroptimierung ist direkt in bestehende Forschungsmaschinen des ILT integrierbar. Insbesondere im Kontext robotergestützter LMD-Prozesse und der Entwicklung intelligenter CAM-Systeme (z. B. in Projekten zu additiver Reparatur oder Freiformbeschichtung lassen sich die entwickelten Module zur Sensordatenerfassung, Datenaufbereitung und Bahnplanung unmittelbar einsetzen und weiterentwickeln.

Die Auswertung und Aufbereitung von Sensor-Prozessdaten in Verbindung mit der bahnbasierten Parametrisierung wird zukünftig gezielt in Industrieprojekten mit Partnern, z.B. aus dem Werkzeugbau, der Luftfahrt sowie der Energietechnik eingebracht. Darüber hinaus fließen die Erkenntnisse in die Weiterentwicklung modularer ILT-eigener CAM-Tools ein.

4.2 Anschlussfähigkeit und Technologietransfer

Das Projekt AI-SLAM schafft eine Grundlage für zukünftige Forschungsvorhaben sowie für den direkten Technologietransfer in industrielle Anwendungen. Die entwickelte Sensor-ML-CAM-Kette zeichnet sich durch eine hohe Modularität und Anpassbarkeit aus und eröffnet vielseitige Anschlussmöglichkeiten.

Technologisch lässt sich die Systemarchitektur prozessagnostisch auf andere Fertigungsverfahren übertragen, beispielsweise auf drahtbasiertes Laserauftragsschweißen oder lichtbogenbasierte AM-Prozesse. Die Koppelung von Prozesssensorik, datengetriebener Analyse und adaptiver Prozessplanung bildet eine universell einsetzbare Struktur für verschiedene Anwendungsfelder der additiven und subtraktiven Fertigung.

Wissenschaftlich bietet AI-SLAM ein breites Anwendungsspektrum für weiterführende Forschung, etwa im Bereich erklärbarer KI-Modelle, hybrider Regelstrategien oder semantischer Datenverknüpfung. Auch die Fragestellung, wie sich trainierte ML-Modelle auf neue Materialien oder Prozesse übertragen lassen, stellt einen zentralen Forschungsansatz für zukünftige Projekte dar.

Strategisch stärkt das Projekt die F&E-Kompetenz des Fraunhofer ILT im Bereich der digitalisierten, adaptiven Fertigung auf Basis von Laserauftragsprozessen. Die im Projekt realisierten Entwicklungen positionieren das Institut als führenden Ansprechpartner für den Einsatz von künstlicher Intelligenz in der additiven Fertigung, insbesondere im Kontext von Industrie 4.0. Durch die ganzheitliche Betrachtung von Datenstrukturen, Prozessführung und Maschinenanbindung wird eine technologische und methodische Führungsposition im Bereich „AI for Manufacturing“ aufgebaut und sichtbar gemacht.

Darüber hinaus ergeben sich konkrete Perspektiven für die externe Verwertung der Projektergebnisse:

- Technologietransfer in Industrieprojekte, insbesondere bei Unternehmen mit Bedarf an adaptiver Prozessregelung in der additiven Fertigung.
- Lizenzierung einzelner Softwaremodule, etwa für CAM-Integration, prozessbegleitende Datenauswertung oder für die Anbindung von Steuerungen über standardisierte Schnittstellen.
- Beratungs- und Entwicklungsleistungen, z. B. in Form von Machbarkeitsstudien, Systemdesigns oder begleiteter Pilotprojekte für industrielle Anwender mit vergleichbaren Anforderungen.
- Erwerbung neuer Förderprojekte, die auf den entwickelten Strukturen aufbauen, wie im Bereich datengetriebenes Prozessverständnis, robustes ML unter Produktionsbedingungen oder adaptive Prozessketten in KMU.
- Aufbau einer Demonstratorplattform für KI-gestützte LMD-Prozesse, mit dem Ziel, die Ergebnisse des Projekts anschaulich und praxisnah gegenüber Wirtschaft, Wissenschaft und Politik zu präsentieren.
- Kooperation mit Steuerungs- und CAM-Herstellern, um gemeinsam standardisierte KI-Schnittstellen und industriennahe Integrationsstrategien zu entwickeln.

Konkret bringt das Projekt dem Fraunhofer ILT und potenziellen Anwendern unter anderem folgende technologische Vorteile:

- Erhöhte Prozesssicherheit und -stabilität, insbesondere durch adaptive Prozessführung in Echtzeit und datenbasierte Reaktion auf Abweichungen.
- Verbesserte Bauteilqualität, vor allem bei komplexen Geometrien und wechselnden Substratbedingungen, durch die gezielte Korrektur von Abweichungen während des Fertigungsprozesses.
- Deutlich reduzierte Versuchsaufwände und kürzere Entwicklungszeiten für neue LMD-Prozesse dank simulationsgestützter Prozessplanung und wiederverwendbarer ML-Modelle.

5 Bekannt gewordenen Fortschritte bei anderen Stellen

Während des Projektes sind Veröffentlichungen bekannt geworden, welche vergleichbare Ansätze von AI-SLAM haben. Gerade an der LMD-Prozessanalyse mittels KI ist in den letzten Jahren verstärkt geforscht wurden [1-4]. Auch an der Einbindung von KI-Feedback zur Prozessregelung wurde jüngst geforscht und bleibt weiterhin ein aktuelles Thema [5]. KI-Methoden, um das Einzelbahnen und Schichten vorherzusagen sind ebenso Bestandteil der aktuellen Forschung [6]. Darüber hinaus gewinnen digitale Zwillinge zunehmend an Bedeutung, welche durch Bayessche Optimierung und maschinelle Lernverfahren eine adaptive Prozessregelung ermöglichen [7]. Diese aktuellen wissenschaftlichen Erkenntnisse bestätigen den Nutzen der KI-gestützten Prozessführung und zeigen Wege auf, die Prozessqualität und -stabilität in der additiven Fertigung weiter signifikant zu verbessern.

Die Veröffentlichungen zeigen die Relevanz der Thematik und spiegeln Bausteine von AI-SLAM wider. Dennoch ist keine Veröffentlichung bekannt, die den gesamten Umfang von AI-SLAM abbildet. Somit sind während der Entwicklungen keine Fortschritte, Projekte oder Erfindungsmeldungen anderen Stellen bekannt geworden, die die Arbeiten vom Fraunhofer ILT sowie der übrigen Projektpartner oder deren Verwendung beeinflussen oder behindern können.

6 Geplanten Veröffentlichungen

Das Fraunhofer ILT hatte nach Abschluss des Projektes die Ergebnisse auf der Hannover-Messe 2025 einem breiten Publikum vorgestellt. Darüber hinaus ist eine Veröffentlichung im Magazin *International Miningengineer* im Herbst 2025 geplant.

7 Literatur

- [1] Wasmer, K., Le-Quang, T., Meylan, B. et al. *In Situ Quality Monitoring in AM Using Acoustic Emission: A Reinforcement Learning Approach*. J. of Materi Eng and Perform 28, 666–672 (2019). <https://doi.org/10.1007/s11665-018-3690-2>
- [2] Li, X., Jia, X., Yang, Q. et al. *Quality analysis in metal additive manufacturing with deep learning*. J Intell Manuf 31, 2003–2017 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01549-2>
- [3] Tian, Q., Guo, S., Melder, E., Bian, L., and Guo, W. *Deep Learning-Based Data Fusion Method for In Situ Porosity Detection in Laser-Based Additive Manufacturing*. ASME. J. Manuf. Sci. Eng. April 2021; 143(4): 041011. <https://doi.org/10.1115/1.4048957>
- [4] Suleiman Elhamali, Hmeda Musbah, Lubna Zawi, Asmaa Shuwehdi, Hajer Faris, Aisha Mahdawe, *Artificial intelligence meets laser technology: A review of recent advances*, Results in Surfaces and Interfaces, Volume 19, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.rsurfi.2025.100484>.
- [5] Gaurav Kishor, Krishna Kishore Mugada, Raju Prasad Mahto, *Sensor-integrated data acquisition and machine learning implementation for process control and defect*

- detection in wire arc-based metal additive manufacturing*, Precision Engineering, Volume 95, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2025.04.028>.
- [6] Xiao Shang, Ajay Talbot, Evelyn Li, Haitao Wen, Tianyi Lyu, Jiahui Zhang, Yu Zou, *Accurate inverse process optimization framework in laser directed energy deposition*, Additive Manufacturing, Volume 102, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.addma.2025.104736>.
- [7] Vispi Karkaria, Anthony Goeckner, Rujing Zha, Jie Chen, Jianjing Zhang, Qi Zhu, Jian Cao, Robert X. Gao, Wei Chen, *Towards a Digital Twin Framework in Additive Manufacturing: Machine Learning and Bayesian Optimization for Time Series Process Optimization*, Journal of Manufacturing Systems, Volume 75, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.04.023>.