

Verbundprojekt:

Automatisierte und KI-überwachte Herstellung thermisch gespritzter Offshore-Beschichtungen

Teilprojekt:

Konzeptionierung und Implementierung von Sensoren zur Kontrolle von thermisch gespritzten Offshore-Beschichtungen

Akronym/Kurzbezeichnung:

Präzisions-LDS

Förderkennzeichen:

03EE3061G

Schlussbericht

Universität
Rostock



Traditio et Innovatio

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

23.09.2025

„Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt beim Autor“

Verfasser (Schwerpunkt AP2 / Kapitel 2.2)

Universität Rostock, Institut für Gerätesysteme und Schaltungstechnik (IEF/IGS)

Prof. Dr.-Ing. habil. Mathias Nowottnick
Albert-Einstein-Str. 2
18059 Rostock
Telefon: +49 381 4987204
E-Mail: mathias.nowottnick@uni-rostock.de

Dr.-Ing. Jacob Maxa
Albert-Einstein-Str. 2
18059 Rostock

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitende Kurzdarstellung	6
1.1	Aufgaben und Ziele des Gesamtprojektes	6
1.2	Planung und Ablauf des Vorhabens	7
1.2.1	Arbeitsplanung	7
1.2.2	Zeitplanung	7
1.3	Voraussetzungen und Veränderungen im Stand von Wissenschaft und Technik	9
2	Eingehende Darstellung der durchgeführten Arbeiten	10
2.1	Arbeitspaket 1: Datenbank- und KI-Entwicklung	10
2.1.1	Wissenschaftliche und technische Ziele des AP1	10
2.1.2	Umsetzung des AP1 im Projekt	10
2.1.2.4	Layer Quality	14
2.1.2.5	Outlier Detection	16
2.1.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des AP1	19
2.2	Arbeitspaket 2: Sensorkonzeptionierung und Implementierung	21
2.2.1	Wissenschaftliche und technische Ziele des AP2	21
2.2.2	Umsetzung des AP2 im Projekt	21
2.2.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des AP 2	35
2.3	Arbeitspaket 3: Werkstoffentwicklung und Drahtherstellung	35
2.3.1	Wissenschaftliche und technische Ziele des AP3	36
2.3.2	Umsetzung des AP3 im Projekt	36
2.3.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des AP3	37
2.4	Arbeitspaket 4: Entwicklung der Oberflächenvorbehandlung	38
2.4.1	Wissenschaftliche und technische Ziele des AP4	38
2.4.2	Umsetzung des AP4 im Projekt	38
2.4.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des AP4	41
2.5	Arbeitspaket 5: Entwicklung der Beschichtungsprozesse LDS und HLDS	42
2.5.1	Wissenschaftliche und technische Ziele des AP5	42
2.5.2	Umsetzung des AP5 im Projekt	42
2.5.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des AP5	69
2.6	Arbeitspaket 6: Validierung für die Offshore-Anwendungen im Korrosionsschutz und Gleitlagerbau	69

2.6.1	Wissenschaftliche und technische Ziele des AP6	69
2.6.2	Umsetzung des AP6 im Projekt	70
2.6.3	Zusammenfassung der Ergebnisse des AP6	77
3	Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse	77
3.1	Automatisierte Probenvorbehandlung und KI-gestützte Qualitätssicherung	78
3.2	Prozessdiagnostik und datengetriebene LDS-Prozessführung	78
3.3	Neue Beschichtungssysteme	78
4	Im Projekt erfolgte Veröffentlichungen	78
4.1	In Begutachtung	78
4.2	Publiziert	79
5	Literaturverzeichnis	80

Abkürzungsverzeichnis

AP	Arbeitspaket
CCC	Central Composite Circumscribed
CCD	Central Composite Design
CCF	Central Composite Face Centered
CCI	Central Composite Inscribed
CLSM	Confocal Laser Microscopy
CNN	Convolutional Neural Network
COG	Center of Gravity
FFD	Full Factorial Design
FFT	Fast-Fourier-Transformation
FSS	Festschmierstoff
GS	Institut für Gerätesysteme und Schaltungstechnik (Universität Rostock)
HGB	Histogram Gradient Boosting
IOT	Institut für Oberflächentechnik im Maschinenbau (RWTH Aachen)
KI	Künstliche Intelligenz
LDS	Lichtbogendrahtspritzen
ML	Maschinelles Lernen
PFI	Particle Flux Imaging
ROI	Region of Interest
SNR	Signal to Noise Ratio
TS	Thermisches Spritzen
TSAD	Time Series Anomaly Detection
UMR	Philipps-Universität Marburg

1 Einleitende Kurzdarstellung

1.1 Aufgaben und Ziele des Gesamtprojektes

Das Projekt behandelt die Prozesskette des Lichtbogendrahtspritzens (LDS), eines Beschichtungsverfahrens aus der Gruppe des Thermischen Spritzens (TS). Die Prozesskette wird ganzheitlich, von der Werkstoffauswahl über die Oberflächenvorbehandlung bis hin zur Beschichtung analysiert und KI- beziehungsweise datengetrieben verbessert. Als Anwendungsfälle werden etablierte Korrosionsschutzsysteme in Test-Case 1 sowie neu entwickelte Gleitlagerbeschichtungen in Test-Case 2 betrachtet. Für beide Test-Cases gilt es eine KI-Überwachung der gesamten Prozesskette zu ermöglichen. Um Auffälligkeiten und Abweichungen mittels KI präzise erkennen zu können, ist eine ausreichende Zahl an Trainingsdaten notwendig. Die konkreten Arbeitsziele des Teilvorhabens und Beiträge in den Arbeitspaketen (AP) sind in Tabelle 1.1 aufgeführt.

Tabelle 1.1: Arbeitsziele des Teilvorhabens „Gesteigerte Schichtqualität und reduzierte Entwicklungszeit beim Lichtbogendrahtspritzen von Offshore-Beschichtungen durch KI-Einsatz“

Arbeitsziel	Beschreibung	AP
Bereitstellung und Interpretation von Messdaten	Die in AP2 entwickelten Sensoren werden für die Beschichtung in AP5 eingesetzt und zusammen mit erfassten Prozess- und Analysedaten AP1 zur Verfügung gestellt und gemeinsam interpretiert.	1
Sensorvalidierung	Vergleich von entwickelten Sensoren gegenüber eigenen Prozess- und Analysedaten.	2
Vorbehandlung	Untersuchung der automatisierten Oberflächenvorbehandlung und ermittelten Sensordaten hinsichtlich gemessenen Oberflächenkennwerten.	4
Prozessdatenerfassung während Schichtentwicklung und Charakterisierung	Prozessdatenerfassung während der Herstellung von Korrosionsschutzschichten und der Schichtentwicklung der Gleitlagerbeschichtungen. Anschließende Charakterisierung der Gleitlagerschichtsysteme mittels tribologischen Untersuchungen.	5
Validierung Gleitlagerbeschichtung	Validierung der Schichtsysteme anhand tribologischen Prüfstanduntersuchungen an Demonstratorgleitlagern.	6
Validierung Korrosionsschutzschicht	Validierung der Schichtsysteme anhand Haftzugversuchen an Demonstratorbeschichtungen.	6

Beide Test-Cases des abschließenden Arbeitspakets 6 eint das Ziel, qualitativ hochwertige, reproduzierbare Beschichtungen mit einer stabilen Prozessführung zu erzeugen und zusätzlich aus den gewonnenen Daten und Erkenntnissen der jeweils anderen Anwendung Rückschlüsse für weitere Entwicklungen zu ziehen. Ziel ist die Steigerung der Wirtschaftlichkeit und Qualität der gesamten TS-Prozesskette mittels KI-Überwachung und Steuerung.

1.2 Planung und Ablauf des Vorhabens

Die Aufgaben innerhalb der Arbeitspakete werden zwischen den Projektpartnern aufgeteilt. Für jedes Arbeitspaket ist ein Projektpartner federführend verantwortlich. Die Projektpartner werden im Weiteren wie folgt abgekürzt:

- Arbeitsgruppe Big Data Analytics der Philipps-Universität Marburg – **UMR**
- FURTHRresearch GmbH & Co. KG – **FURTHR**
- Grillo-Werke AG – **Grillo**
- Institut für Gerätesysteme und Schaltungstechnik der Universität Rostock – **GS**
- Institut für Oberflächentechnik im Maschinenbau der RWTH Aachen University – **IOT**
- Krebs Korrosionsschutz GmbH – **Krebs**
- Linde GmbH – **Linde**
- Plasmatic Franken GmbH – **Plasmatic**
- Miba Industrial Bearings Germany GmbH – **Miba**

Letztgenannter Partner, **Miba**, ist kein geförderter Partner des Verbundprojekts sondern assoziierter Partner. **Linde** übernimmt die Koordination des Projektverbunds. Um die Zusammenarbeit zwischen den Projektpartnern hervorzuheben, werden diese weiterhin in fett markiert.

1.2.1 Arbeitsplanung

Das Gesamtvorhaben ist in insgesamt sechs übergeordnete Arbeitspakete gliedert. In der Gesamtvorhabenbeschreibung sind die Zusammenhänge der Arbeitspakete dargestellt und die federführenden Projektpartner den Arbeitspaketen wie folgt zugeordnet:

- AP 1: Datenbank- und KI-Entwicklung – **UMR**
- AP 2: Sensorkonzeptionierung und Implementierung – **GS**
- AP 3: Werkstoffentwicklung und Drahtherstellung – **Grillo**
- AP 4: Entwicklung der Oberflächenvorbehandlung – **Krebs**
- AP 5: Entwicklung der Beschichtungsprozesse LDS und HV-LDS – **Linde**
- AP 6: Validierung für die Offshore-Anwendungen im Korrosionsschutz und Gleitlagerbau - **IOT**

1.2.2 Zeitplanung

Der Projektbeginn war der 01.10.2021. Die Projektlaufzeit betrug ursprünglich 3 Jahre, wurde allerdings zuwendungsneutral um sechs Monate verlängert. Der Verlauf der AP ist in Abbildung 1.1 zu sehen.

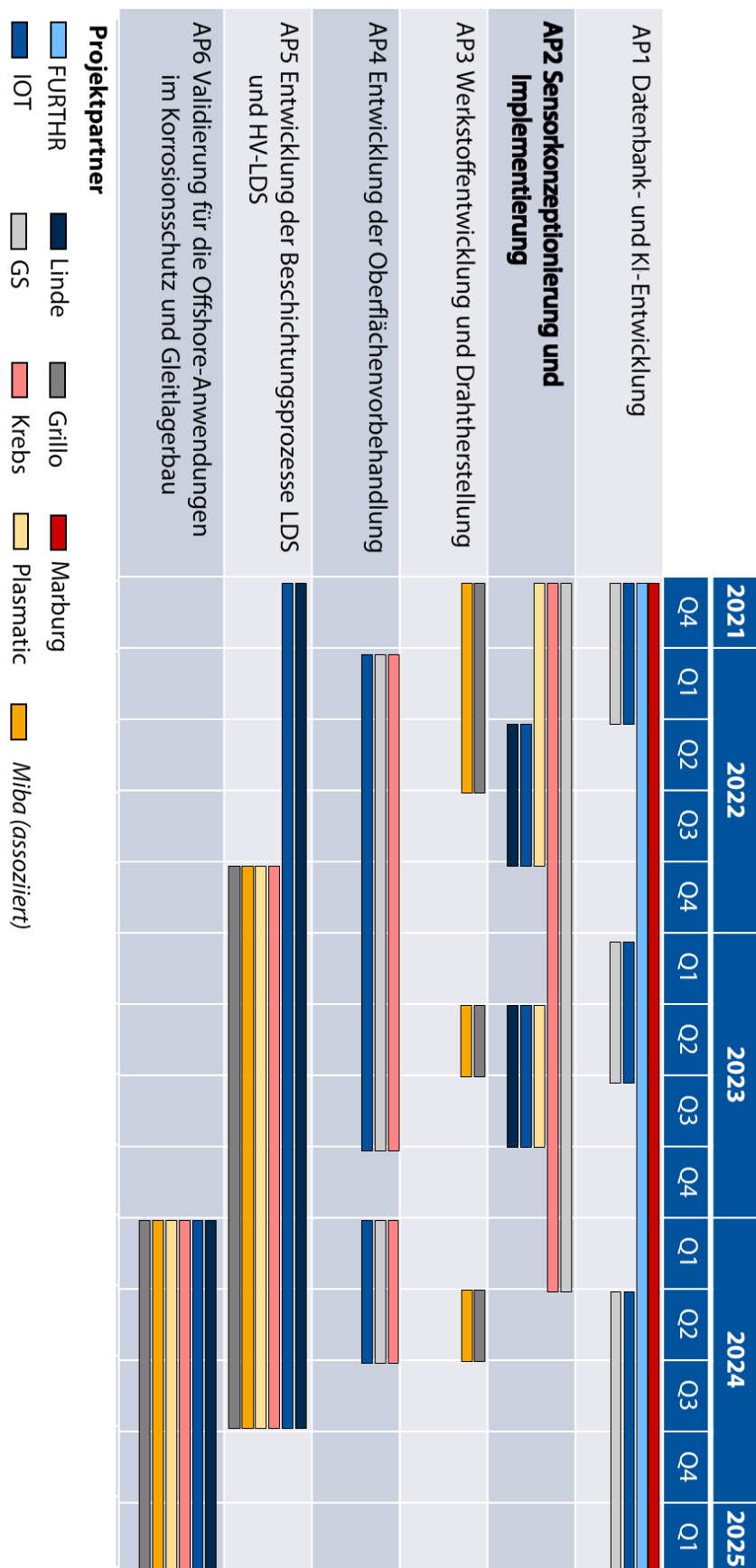


Abbildung 1.1: Balkendiagramm des gesamten Vorhabens; der diesem Bericht zugeordnete Projektteil des Instituts **GS** ist mit grauen Balken dargestellt

1.3 Voraussetzungen und Veränderungen im Stand von Wissenschaft und Technik

Mit Blick auf die Voraussetzungen hatte sich bereits zu Projektbeginn die Verfügbarkeit von Werkstoffen und Sensortechnik drastisch verändert. Aufgrund der Coronakrise waren Lieferketten teilweise unterbrochen und die Beschaffung des ursprünglich anvisierten Laserscansystems durch das **GS** nicht möglich. Gleiches gilt für die geplante Beschaffung von Fülldrähten durch **Grillo**.

Eine kurze Recherche ergibt keine neuen Publikationen außerhalb des Projekts zur Verwendung von Maschinellern Lernen bei der LDS-Prozessführung, insbesondere nicht mit Hilfe von Anomaliedetektion.

2 Eingehende Darstellung der durchgeführten Arbeiten

Die durchgeführten Arbeiten sind im Folgenden den Arbeitspaketen nach aufgelistet. Die Vorstellung jedes Arbeitspakets erfolgt mit den Gliederungspunkten:

1. Wissenschaftliche und technische Ziele
2. Umsetzung im Projekt, respektive erzielte Ergebnisse
3. Zusammenfassung der Ergebnisse

Damit werden die Ziele jedes Arbeitspakets den Ergebnissen direkt gegenübergestellt. Im zweiten Punkt wird auch auf die Zusammenarbeit der Projektpartner untereinander eingegangen. Die Verwertbarkeit der erzielten Ergebnisse wird noch einmal in Kapitel 3 gesondert erörtert.

2.1 Arbeitspaket 1: Datenbank- und KI-Entwicklung

2.1.1 Wissenschaftliche und technische Ziele des AP1

Im ersten Arbeitspaket soll eine flexible Datenbanklösung aufgebaut werden, die sowohl Zeitreihen als auch kontinuierliche Auswertungen ermöglicht. Zielsetzung ist außerdem, die Schnittstellen zwischen den Forschungspartnern klar zu definieren, um Rohdaten verfügbar zu machen. Mit Hilfe der Rohdaten sollen die KI-Modelle zunächst eine automatisierte Parametrisierung durchführen, um den Erfolg bestimmter Prozesseinstellungen vorherzusagen und mittels Bayesian Optimization optimale Prozessparameter zu empfehlen. In einem weiteren Schritt sollen auch die Vorbehandlungs- und Beschichtungsprozesse mit online überwacht werden. Die Prozesssignale sind an der **UMR** mittels neuentwickelter Muster- bzw. Anomalieerkennungs-Algorithmen zu klassifizieren, sodass Bauteile im Fall unzulässiger Abweichungen in der Datenbank als automatisiert als auffällig oder fehlerhaft markiert werden. Anschließend soll eine nachgelagerte klassifizierende KI ausgewählte Proben mit einem Qualitätsindex bewerten. Dieser Qualitätsindex soll auf einem probenspezifischen NFC-Tag gespeichert werden, um eine systematische Nachverfolgung der Probenqualität entlang der Prozesskette zu gewährleisten. Während der Datenbankaufbau von **FURTHR** verantwortet wird, liegt die Hauptverantwortung für den KI-Ansatz beim **UMR**. **GS** definiert die relevanten Sensorspezifikationen, während die Industriepartner **Linde**, **Plasmatic**, **Krebs** und das **IOT** prozess- und oberflächenrelevante Daten in die Datenbankeinspeisen und damit zum Training der KI beisteuern.

2.1.2 Umsetzung des AP1 im Projekt

FURTHR stellt die hostet die FURTHRmind Datenbank an der **UMR**. Im Projektverlauf werden von **FURTHR**, **IOT** und **UMR** Programme geschrieben, die beispielsweise das Hochladen von Rohdaten und das Erstellen von neuen Experimenten automatisieren.

Das in diesem Projekt entwickelte KI-System „CogniForge“ ist eine webbasierte Anwendung, die KI-Verfahren zur Analyse von LDS-Prozessen implementiert. CogniForge verwendet die FURTHRmind-Messdateninfrastruktur zur Auswertung sämtlicher Roh- und Metadaten. Das benutzerfreundliche Interface bietet neben den auf LDS-Prozesse zugeschnittenen KI-Verfahren auch zentrale Funktionen zur Datenvisualisierung für die Datenvorverarbeitung beispielsweise durch Zeitreihenbereinigung und

Bildzuschnitt. Analog zu den Schritten der Beschichtungsprozesskette sind die KI-Verfahren in fünf Gruppen eingeteilt:

1. Data Preprocessing
2. Wire Quality
3. Steel Surface
4. Layer Quality
5. Outlier Detection

Die Darstellung dieser Gruppen in der grafischen Benutzeroberfläche von CogniForge ist in Abbildung 2.1 ersichtlich. Im Folgenden werden die einzelnen KI-Funktionen, mit Blick auf die Nutzung bei LDS-Prozessen sowie die wissenschaftlichen Beiträge zu diesen Funktionsgruppen beschrieben.

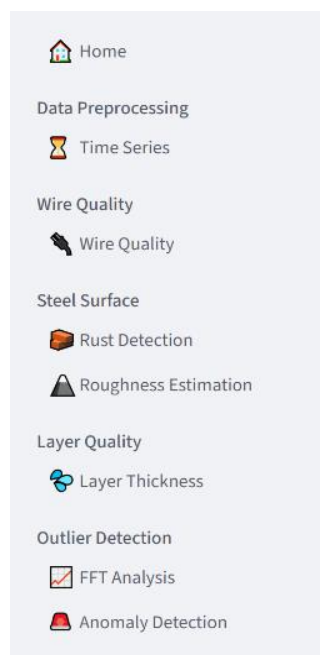


Abbildung 2.1: Funktionsgruppen von CogniForge in der grafischen Benutzeroberfläche entsprechend der Beschichtungsprozesskette

2.1.2.1 Data Preprocessing

In der Funktionsgruppe Datenvorverarbeitung – Data Preprocessing – stellt *CogniForge* wichtige Funktionen zur allgemeinen Vorbereitung von Daten für die verschiedenen Analyseschritte bereit. Dazu gehören das Explorieren, Importieren, Visualisieren und Abspeichern von Daten sowie Methoden zur Glättung beziehungsweise dem Entfernen von Rauschen, Detrending-Verfahren zur Korrektur von Verzerrungen oder Trends in Zeitreihen und Sampling-Methoden zur Anpassung der Messauflösung. Zeitreihendaten verschiedener Sensoren lassen sich mit den angebotenen Funktionen zudem kombinieren. Abbildung 2.2 zeigt die Darstellung dieser Funktionsgruppe aus Nutzersicht. Im Projektverlauf hat sich gezeigt, dass die in der Datenvorverarbeitung zusammengefassten Funktionalitäten für alle Prozessschritte relevant sind, sodass Nutzer von *CogniForge* bei der Analyse von LDS-Prozessen wiederholt auf diesen Schritt zurückgreifen können. Eine reproduzierbare und automatisierte Vorverarbeitung der Messdaten ist entscheidend, da viele Sensordaten in

unterschiedlichen Auflösungen vorliegen und teilweise verrauscht oder unverbunden sind. Alle notwendigen Vorverarbeitungsschritte wurden in CogniForge implementiert, da FURTHRMind als Datenbank-Software derartige algorithmische Datentransformationen nicht anbietet und auch nicht auf derartige Funktionen ausgelegt ist.

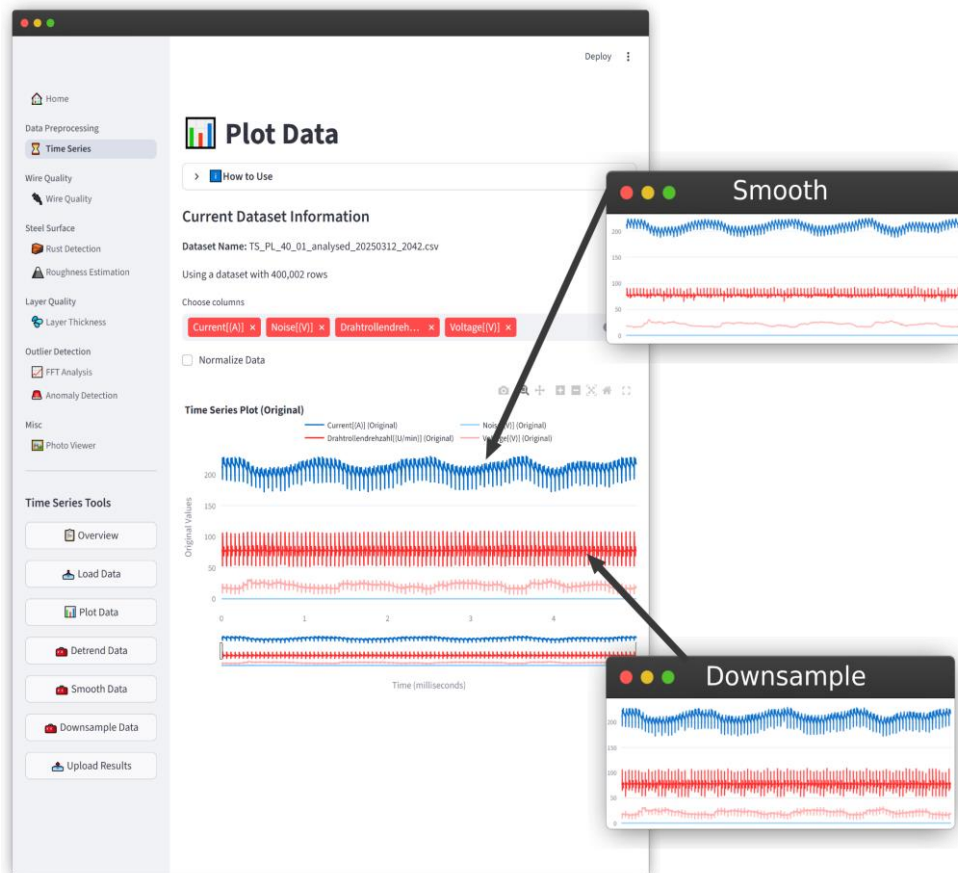


Abbildung 2.2: Grafische Nutzeroberfläche zur Datenvorverarbeitung

2.1.2.2 Wire Quality

Bei sonst gleichen Prozessparametern und stabiler Regelung des LDS-Prozesses können Prozessabbrüche oder Unterbrechungen auf die Drahtqualität zurückgeführt werden. In der Praxis wird die Qualität der hergestellten Drähte häufig stichprobenartig getestet. Der Prozess des Lichtbogendrahtspritzens kann bereits durch einfache Sensoren zur Spannungs- und Stromstärkenmessung sehr gut überwacht werden. Die Sensordaten werden hinsichtlich der Prozessstabilität mit *CogniForge* ausgewertet. Das KI-System erkennt und zählt dabei sogenannte Abschmelzaussetzer, die beim Verspritzen eines Drahtes durch Unreinheiten, unsaubere Drahtoberflächen oder andere Mängel entstehen können. Besonders stabil eingestellte LDS-Prozesse bei denen Drähte mit hoher Qualität zugeführt werden, zeigen nur wenigen oder keine Abschmelzaussetzer. Die Identifikation gelingt in *CogniForge* zuverlässig. Auch wenn dieses spezielle Feature nicht zu einer wissenschaftlichen Publikation führte, deckt es dennoch einen Prozessschritt ab, der in der industriellen Praxis von größter Bedeutung ist. Zur Unterstützung der Drahtherstellung in AP3 wurden durch *CogniForge* neben den Abschmelzaussetzern auch Anomalien und Auffälligkeiten im Herstellungsprozess selbst untersucht,

um mögliche Qualitätsprobleme bereits vor der Anwendung zu erkennen. Die entsprechenden Funktionen werden im Schritt „Outlier Detection“ vorgestellt.

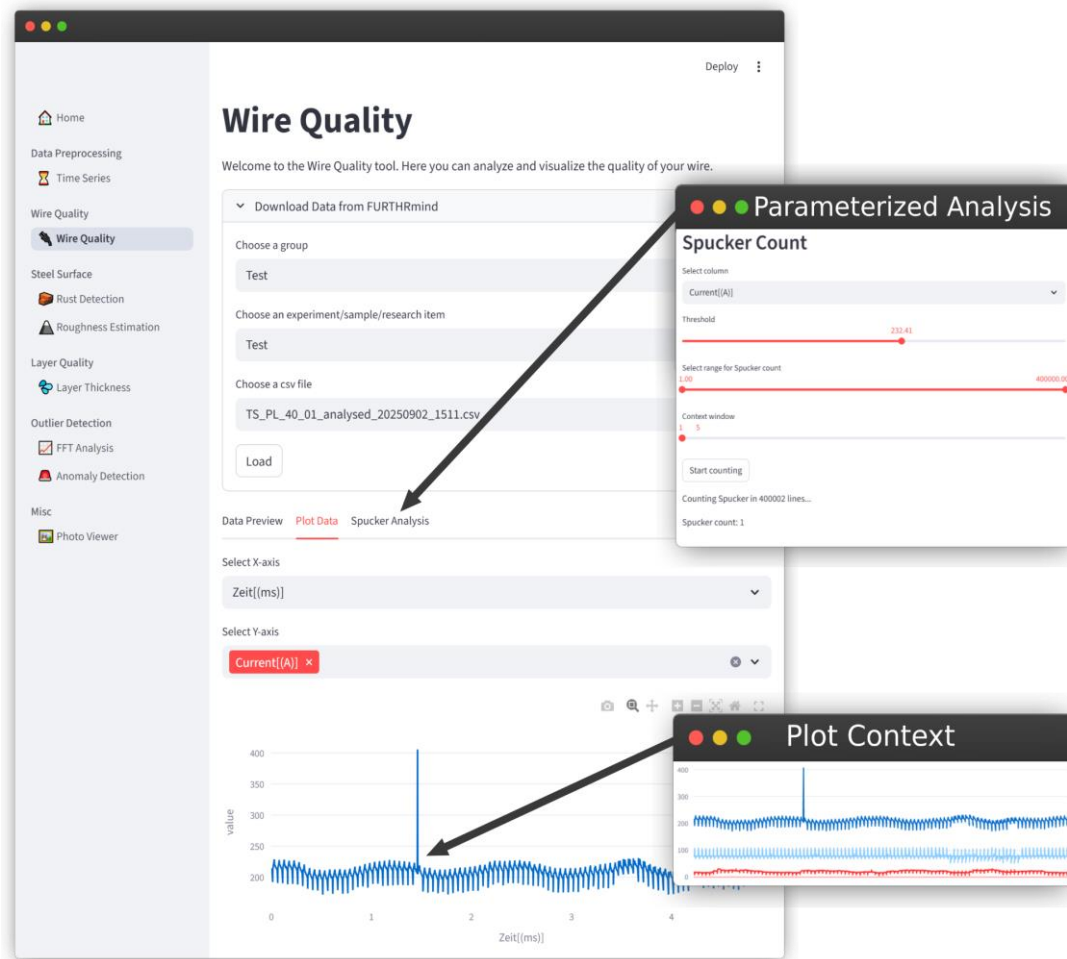


Abbildung 2.3: Grafische Nutzeroberfläche zur Analyse von Prozess und Drahtqualität

2.1.2.3 Steel Surface

Zur Vorbehandlung der Oberflächen werden die zu beschichtenden Werkstücke gestrahlt. Die Verklammerung zwischen Oberfläche und gespritzter Beschichtung gelingt nur bei ausreichender Rauheit der Oberfläche. Neben dem Aufräumen stellt auch das Entfernen von Flugrost, der sich bei unlegierten Baustählen schnell bildet, eine zentrale Funktion der Vorbehandlung durch Strahlen dar. Anforderungen an gestrahlte Oberflächen sind daher die Rostfreiheit und eine ausreichende Oberrauheit.

Um beide Bedingungen in der Prozesskette automatisiert prüfen zu können, haben die **UMR** und das **GS** in Kooperation entsprechende KI-Modelle zur Rosterkennung und Rauheitsabschätzung entwickelt und in CogniForge integriert. Die, am **GS** entwickelte, Sensorüberwachung liefert hochauflösende optische Bildaufnahmen, auf deren Basis ein KI-Modell Roststellen identifiziert. Diese Klassifikation in Vorbehandlung i.O / n.i.O gelang mit einer hohen Genauigkeit von mehr als 95 %. Ein weiteres Regressionsmodell ermöglicht die Abschätzung der Oberflächenrauheit, sodass die Qualitätskontrolle weitgehend automatisiert erfolgen kann. Das notwendige Bildmaterial sowie die speziell für jedes Anwendungsszenario trainierten KI-Modelle werden von *CogniForge* in der FURTHRMind Datenbank gespeichert.

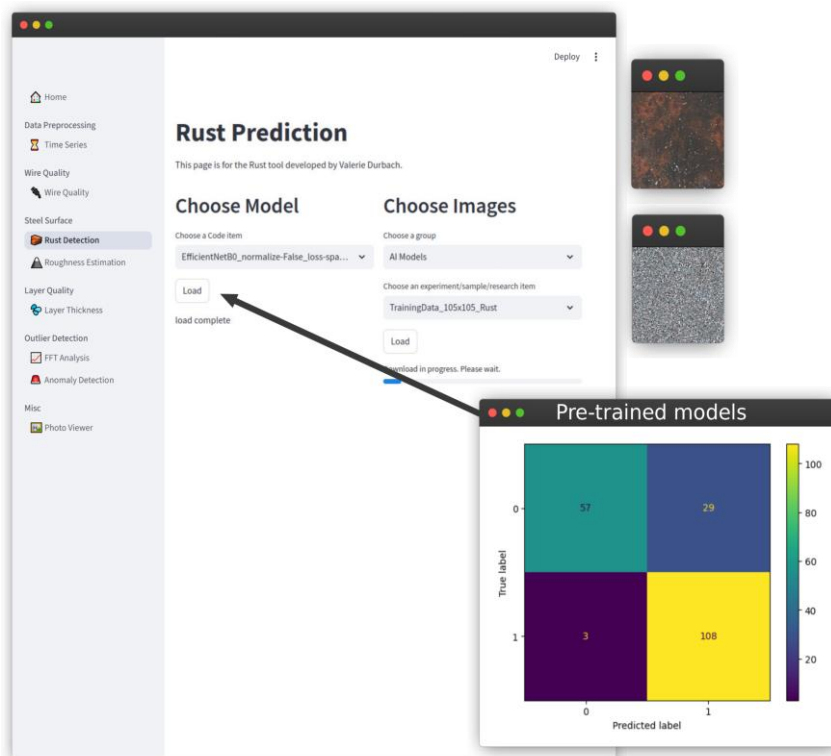


Abbildung 2.4: Grafische Benutzeroberfläche zur Vorhersage von Rost und Rauheit der vorbehandelten Oberflächen

2.1.2.4 Layer Quality

Ein Teilziel des Projekts ist es, durch sensorische Überwachung und Datenanalyse die Einhaltung und Reproduzierbarkeit definierter Schichtdicken zu gewährleisten. Die Beschichtungsergebnisse müssen derzeit noch manuell und mit hohem Aufwand von Experten mit Domänenwissen kontrolliert werden. *CogniForge* unterstützt diese Prüfungen mit einem KI-Modell zur Schichtdickenschätzung: Mit den von den Sensoren gemessenen Eingangs-Features, wie Spannung, Stromstärke, Drahtgeschwindigkeit, berechnet *CogniForge* mittels Regressionsverfahren und einer Transformer-Modellierung einen Schätzwert für die durch den Prozess aufgetragenen Schichtdicken. Dieser Ansatz ist schematisch in Abbildung 2.5 veranschaulicht. Aus der links dargestellten Relativbewegung resultiert das im rechten Bild illustrierte Spritzprofil, der sogenannte Footprint.

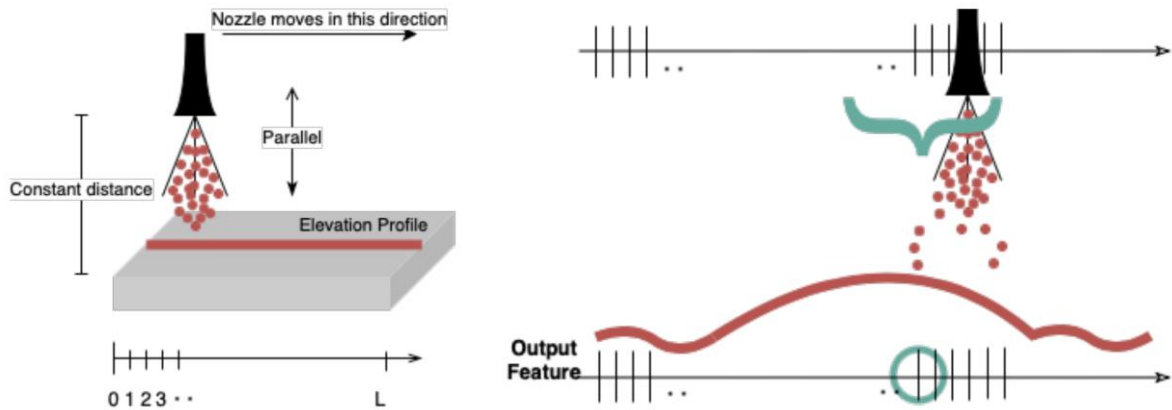


Abbildung 2.5: Schematische Darstellung der Bewegung eines LDS-Bearbeitungskopfes über dem Substrat links, aufgetragener Footprint rechts

Abbildung 2.6 zeigt das Ergebnis eines Tests mit der Oberflächenposition auf der x-Achse und der Schichtdicke auf der y-Achse. Durch einfache Grenzwerte können somit von Nutzern Bereiche im Werkstück identifiziert werden, die beispielsweise die Mindestschichtdicke unterschreiten. Zusammen mit der Anomalieerkennung und den zuvor berechneten Rauheitseigenschaften kann *CogniForge* ein umfassendes Bild der Oberflächenqualität erstellen. Die Schichtdickenschätzung ist in *CogniForge* in der Funktionsgruppe „Layer Thickness“ integriert und bietet verschiedene KI-Modelle für diese Aufgabe an. Da die Genauigkeit der Schätzungen stark von den vorhandenen Sensoren und deren Präzision abhängt, wurde das Modell in *CogniForge* nicht festgelegt.

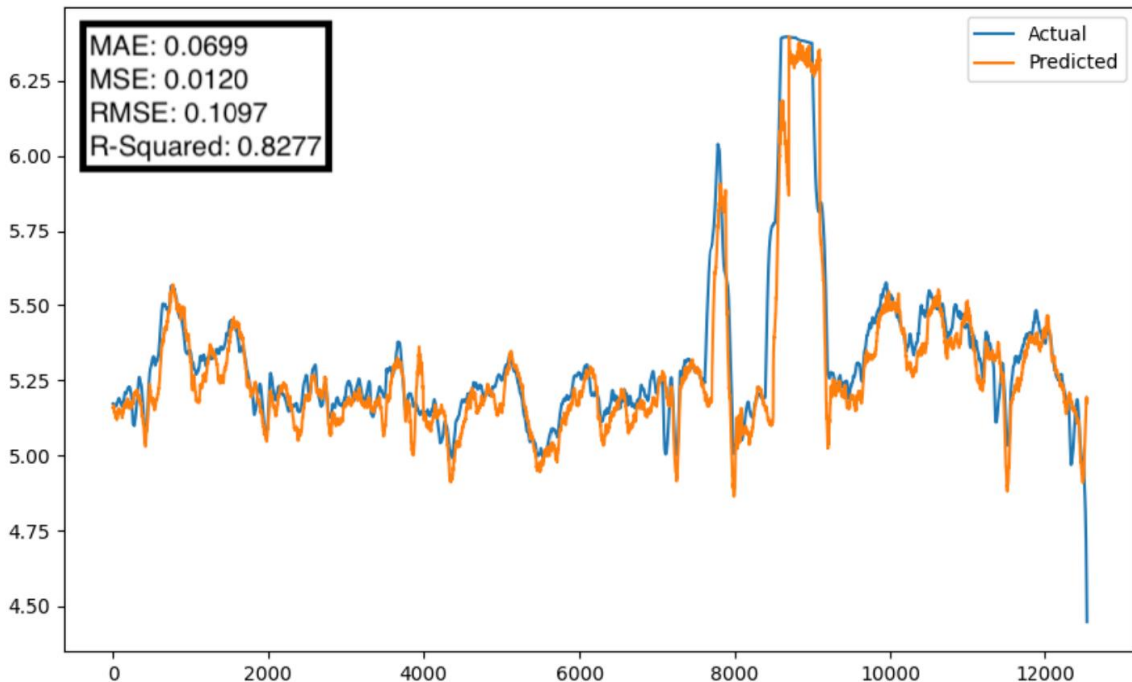


Abbildung 2.6: Durch das Transformer-Modell geschätzte und tatsächliche Schichtdicke

Die Experimente, die für diesen Schritt am **UMR** durchgeführt wurden, basieren auf den Messungen des **IOT** in AP5 und auf speziell zu diesem Zweck generierten Versuchsdaten. Daten aus dem industriellen Betrieb konnten im Projektverlauf nicht berücksichtigt werden. In *CogniForge* sind daher

mehrere bereits trainierte KI-Modelle sowie eine Infrastruktur für das einfache Trainieren zukünftiger Modelle implementiert. Sollten die bestehenden Modelle aufgrund sich stark ändernder Umgebungsparameter im Betrieb nicht ausreichend gut funktionieren, können so von Anwendern unkompliziert neue Modelle erstellt und eingesetzt werden. In Abbildung 2.7 ist die grafische Benutzeroberfläche zur Auswahl des Modells und der entsprechende Output, die Schichtdickenschätzung in Abhängigkeit von den Messgrößen, zu sehen. Die wissenschaftliche Publikation der Ergebnisse zur Schichtdickenschätzung steht noch aus.

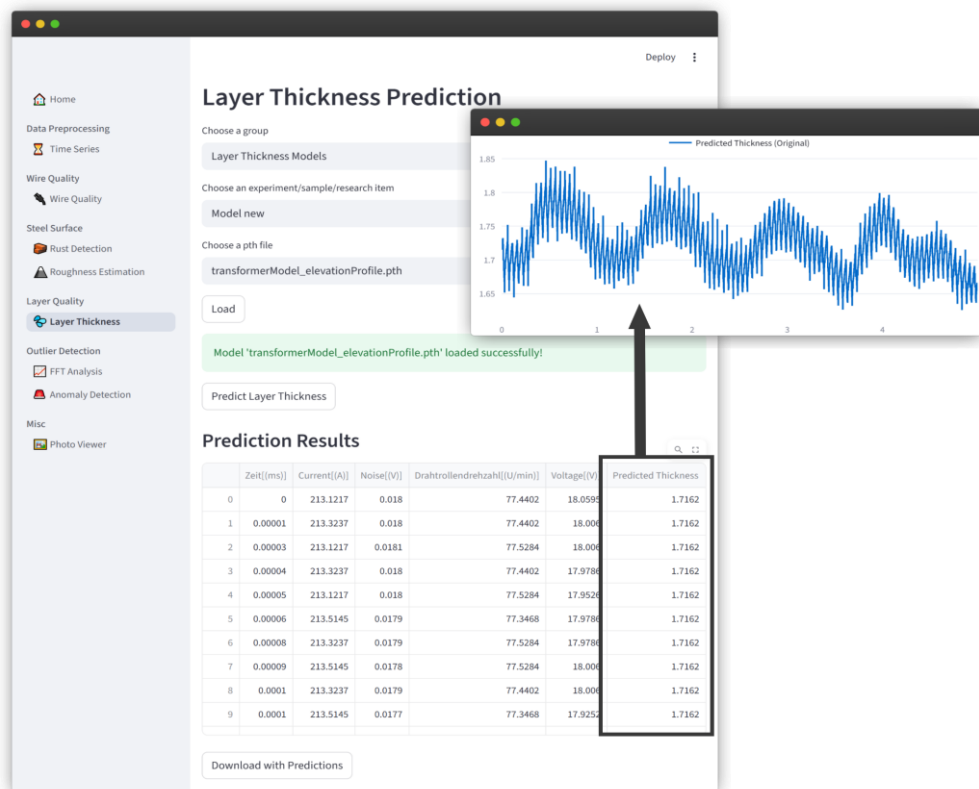


Abbildung 2.7: Grafische Nutzeroberfläche zur Modellauswahl für die Schichtdickenschätzung und entsprechender Output

2.1.2.5 Outlier Detection

Die Funktionsgruppe „Outlier Detection“ – Ausreißererkennung – umfasst die Anomalieerkennung und die Fast-Fourier-Transformation (FFT). Mit Hilfe einer FFT-Analyse der Rohdaten wird die Prozessstabilität bewertet. Dazu wird aus dem Spektrogramm einer FFT der im Rahmen dieses Vorhabens entwickelte Kennwert σ_L berechnet. Die Idee dieses Kennwertes besteht darin, dass stabile LDS-Prozesse ein charakteristisches Frequenzprofil aufweisen. Deutliche Abweichungen weisen dagegen auf Fehler und Instabilitäten hin und sind im Spektrogramm als Streuung um eine Fundamentalfrequenz zu sehen. Das Vorgehen zur gemeinsamen Entwicklung und Implementierung von Kennzahlen zu Bewertung der Prozessstabilität durch **UMR** und **IOT** ist als wissenschaftliche Publikation im Journal of Thermal Spray Technology eingereicht und befindet sich derzeit in Begutachtung. Die Ergebnisse der FFT werden dem Nutzer über *CogniForge* zur Verfügung gestellt, wie in Abbildung 2.8 zu sehen ist.

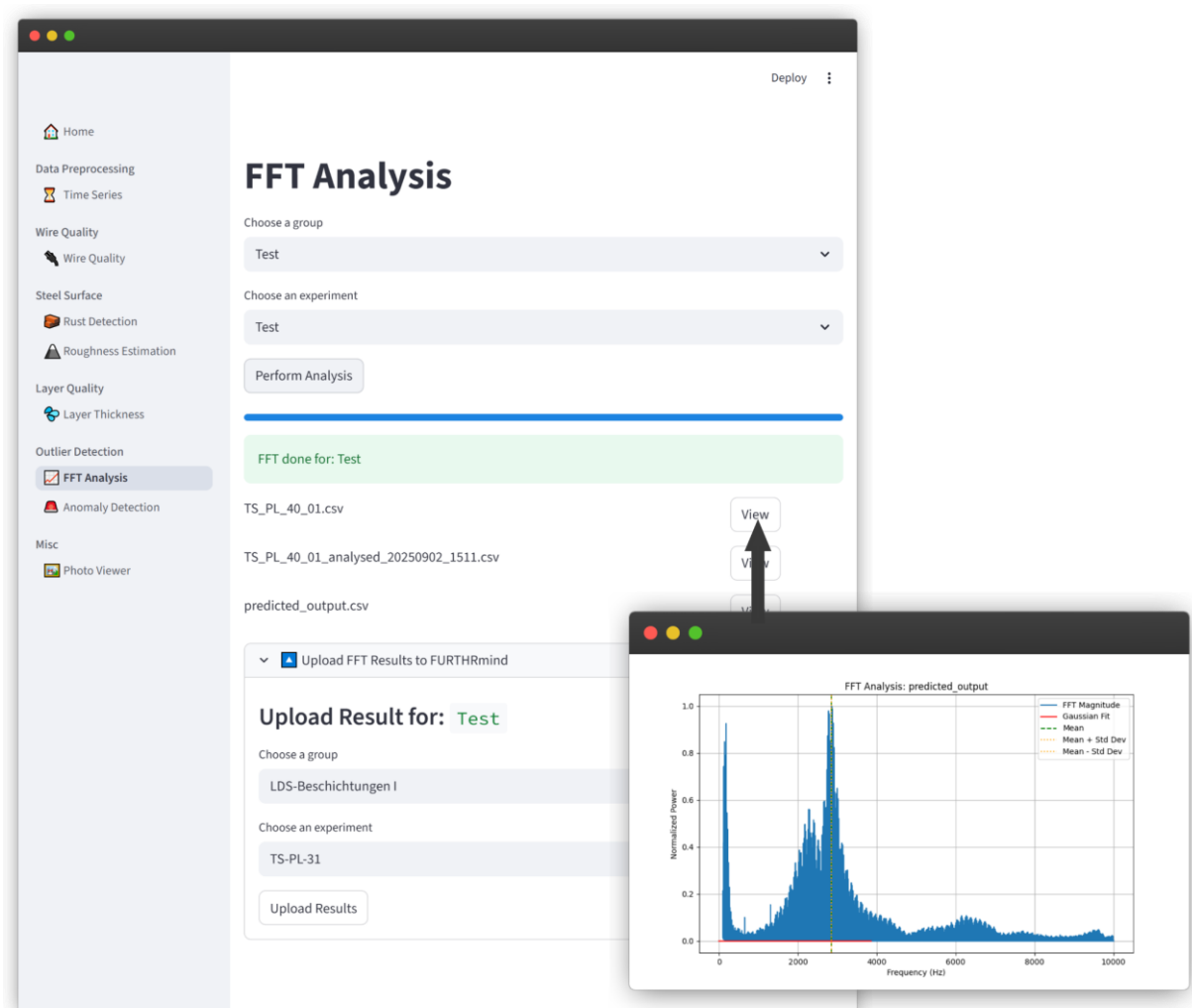


Abbildung 2.8: Grafische Nutzeroberfläche zur FFT-Analyse von Rohdaten in CogniForge

Auch mit Hilfe einschlägiger Anomalieerkennungsalgorithmen werden die Sensordaten der LDS-Prozessschritte auf Abweichungen und Auffälligkeiten hin untersucht. Die Anomalieerkennung unterstützt damit die Arbeitspakete AP3–AP6 und kann sowohl zur Überwachung, also dem Melden von Anomalien, als auch zur Ergebnisbewertung im Sinne einer Quantifizierung der Prozessstabilität eingesetzt werden. Insbesondere aufgrund Corona-bedingter Lieferverzögerungen bei den Sensoren konnten echte Messdaten erst in der zweiten Hälfte des Präzisions-LDS-Projektes aufgezeichnet werden. Dementsprechend war die Datenlage zunächst begrenzt, sodass auf die Generierung synthetischer Daten zurückgegriffen wurde. Dabei entstanden allgemeine Sensordaten, multivariate Sensordaten, speziell für LDS-Prozesse geeignete multivariate Sensordaten sowie Daten zur Stahlklassifizierung [WSP24]. Um die Passgenauigkeit der entwickelten KI-Verfahren für reale LDS-Prozesse sicherzustellen, wurden zahlreiche Experimente im späteren Verlauf des Projekts mit echten Messdaten wiederholt. Die in CogniForge implementierten Verfahren zur Anomalieerkennung stellen eine Auswahl besonders leistungsfähiger Algorithmen dar, die bereits vor Projektstart im Rahmen einer umfangreichen wissenschaftlichen Studie [SWP22] nachgebaut und evaluiert worden waren. In dieser Studie wurden insgesamt 158 verschiedene Verfahren untersucht und 71 davon intensiv getestet, wie in Abbildung 2.9 illustriert. Die für die Anwendung im Bereich LDS performantesten Verfahren stehen in CogniForge zur Verfügung.

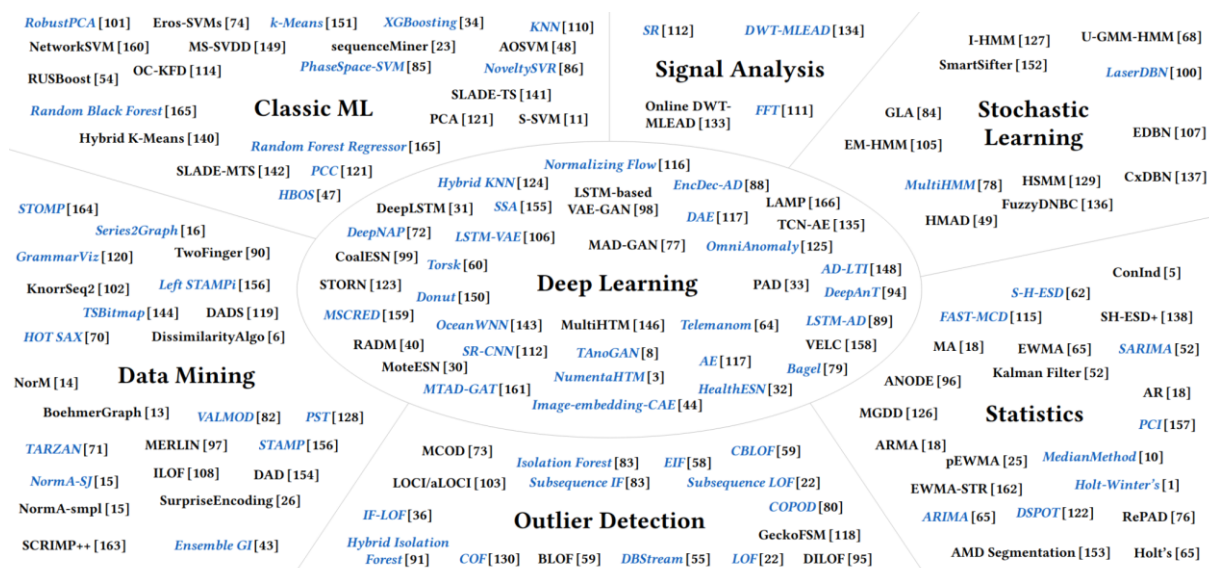


Abbildung 2.9: 158 Time Series Anomaly Detection (TSAD) Algorithmen, 71 im Projekt getestet in blau

Speziell für die Anomalieerkennung in LDS-Prozessen wurde in diesem Projekt das Verfahren AutoTSAD [SNP24] entwickelt. AutoTSAD ist ein holistisches Hybridverfahren, das automatisch unterschiedliche Strategien und Modelle zur Anomalieerkennung kombiniert und durch diese Kombination unterschiedlichste Anomalien in Messdaten identifiziert. Mit Hilfe von AutoTSAD werden die Zeitreihenmessungen mit einem Anomalie-Score bewertet. Abbildung 2.10 stellt schematisch dar, wie unterschiedliche Algorithmen auf derselben Zeitreihe abweichende Anomalie-Scores angeben. AutoTSAD vereint die Stärken derartig heterogener Algorithmen. AutoTSAD unterstützt damit effektiv die Analysen in den vier Arbeitspaketen AP3–AP6.

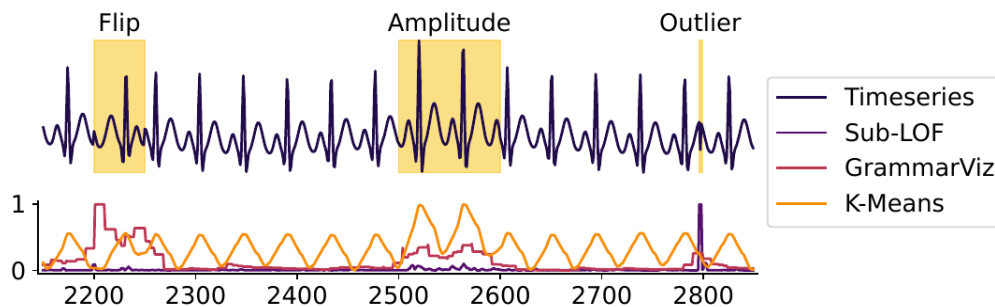


Abbildung 2.10: Anomalie-Scores dreier Verfahren, die je unterschiedliche Anomalien anzeigen

Nach der Bewertung der Messdaten durch AutoTSAD erfolgt eine dynamische Thresholdsetzung. Diese wiederum erzielt eine binäre Klassifizierung der Messpunkte in normale und anormale Werte. Der Schritt der Thresholdsetzung und damit der Einteilung in normale und anormale Werte im Sinne einer subjektiven Toleranz für Anomalien ist in CogniForge in die Anomalieerkennung integriert und interaktiv ausgestaltet. Abbildung 2.11 zeigt das entsprechende CogniForge-Interface zu diesem Schritt.

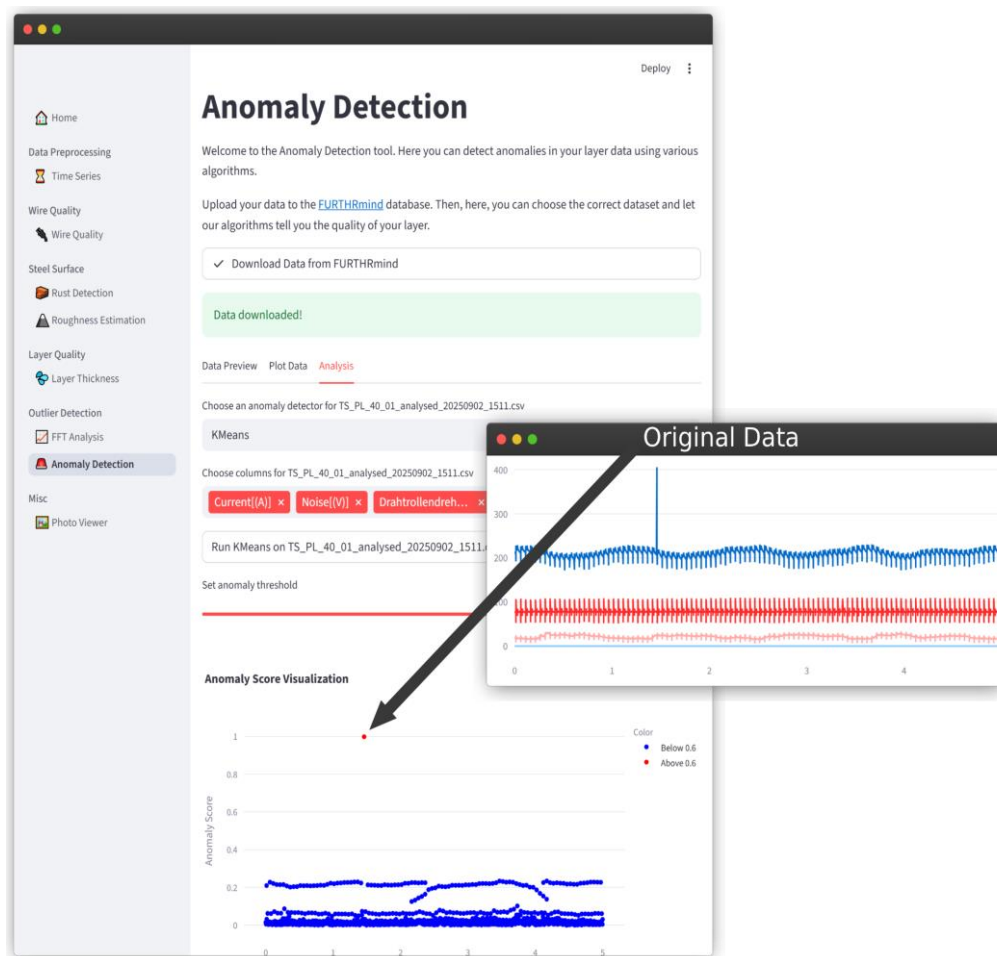


Abbildung 2.11: Grafische Nutzeroberfläche zur interaktiven Anomaliedetektion durch AutoTSAD

Zur Auswertung der entdeckten Anomalien entwickelte die **UMR** ein neuartiges hierarchisches Clustering-Verfahren. Mit dem sogenannten JET-Algorithmus [WHP24] können Anomalien hocheffizient geclustert und damit gleichen oder ähnlichen Ursachen zugeordnet werden. Da die Auswertung und Ursachenforschung für Anomalien in LDS-Prozessen bislang ein manueller Prozess ist, muss das Clustering besonders schnell und möglichst interaktiv durchgeführt werden. Daher spielt gerade in diesem Bereich die Performanz der Algorithmen in Bezug auf Laufzeit eine zentrale Rolle.

2.1.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des AP1

FURTHR hat eine FURTHRMind-Datenbank bei **UMR** eingerichtet. Der Austausch von Messdaten erfolgte über diese Datenbank. **FURTHR** und **IOT** entwickelten Programme zum Automatisieren des Hochladens von Messdaten und der Erstellung von Experimenten.

Mit *CogniForge* entwickelte die **UMR** ein KI-System als WebApp, das moderne Verfahren zur Analyse von LDS-Prozessen integriert und auf der FURTHRMind-Infrastruktur basiert. *CogniForge* stellt eine Reihe zentraler Funktionen bereit:

- Datenvorverarbeitung: Importieren, Visualisieren, Glätten etc. von Sensordaten
- Schmelzaussetzer: Verfahren zur Überwachung der Drahtqualität

- Substratoberflächen: KI-Modell von **GS** und **UMR** zur Klassifizierung in erfolgreich gestrahlte und ungestrahlte Substrate auf Basis von Bildern, sowie Abschätzung der Rauheit
- Schichtdickenschätzung: Regressions- und Transformer-Modellierung für Abschätzung von Schichtdicken durch aufgezeichnete Prozessparameter
- Ausreißerererkennung: FFT-Analyse mit neuer Prozessstabilitätskennzahl σ_L und Anomaliedetektion durch neuartiges, holistisches AutoTSAD-Verfahren

CogniForge ist mit einer grafischen Benutzeroberfläche ausgestattet und bietet über zahlreiche Schnittstellen Interaktionen mit dem Nutzer an. Das von der **UMR** entwickelte Tool stellt damit ein umfassendes Werkzeug zur automatisierten Datenaufbereitung, Qualitätskontrolle und Prozessüberwachung entlang der gesamten LDS-Prozesskette dar und bietet neben dem offensichtlichen praktischen Nutzen auch zahlreiche Wissenschaftliche Neuerungen, wie die Publikationshistorie bestätigt.

2.2 Arbeitspaket 2: Sensorkonzeptionierung und Implementierung

2.2.1 Wissenschaftliche und technische Ziele des AP2

Die Zielsetzung von AP2 „Sensorkonzeptionierung und Implementierung“ ist die Entwicklung und Implementierung eines ganzheitlichen Sensorkonzepts zur Erfassung wichtiger Werkstückeigenschaften wie Oberflächenrauheit, Schichtdicke und Oberflächentemperatur; nach Möglichkeit jeweils in situ. Hierzu wird zu Projektbeginn ein Lastenheft in Abstimmung mit den Partnern erstellt, das Anforderungen an Werkstoffauswahl, Messbereiche, Genauigkeiten, Toleranzen, Messgeschwindigkeiten sowie die Datenbereitstellung definiert. Auf Basis einer Vorauswahl geeigneter Messmethoden – bevorzugt optische und elektromagnetische Verfahren – werden Sensoren unter Laborbedingungen anhand bereitgestellter Produktmuster getestet und vergleichend bewertet, wobei die industriellen Umgebungsbedingungen berücksichtigt werden. Die erfolgreich evaluierten Sensoren bilden die Grundlage für die Entwicklung eines umfassenden Sensorkonzepts, das unter realen Fertigungsbedingungen optimiert und in einer finalen Projektphase auf Demonstratorebene in beiden Test-Cases implementiert wird.

Die Konzeptionierung erfolgt federführend am **GS** in enger Zusammenarbeit mit den anderen Projektpartnern. **GS** legt die relevanten Messgrößen, Wertebereiche und Auflösungen fest, während beispielsweise der Projektpartner **Krebs** die industriellen Anforderungen bei der Substratvorbehandlung adressiert. **Linde**, **IOT** und **Plasmatic** unterstützen LDS-prozessseitig, durch die Integration von Sensoren in den Lichtbogendrahtspritzprozess. Die Prozess- und Analysedaten können ganzheitlich über Feedback-Loops abgeglichen werden. Die **UMR** ergänzt diesen Prozess durch die Auswertung der Sensordaten mittels KI wie in AP1 dargelegt

2.2.2 Umsetzung des AP2 im Projekt

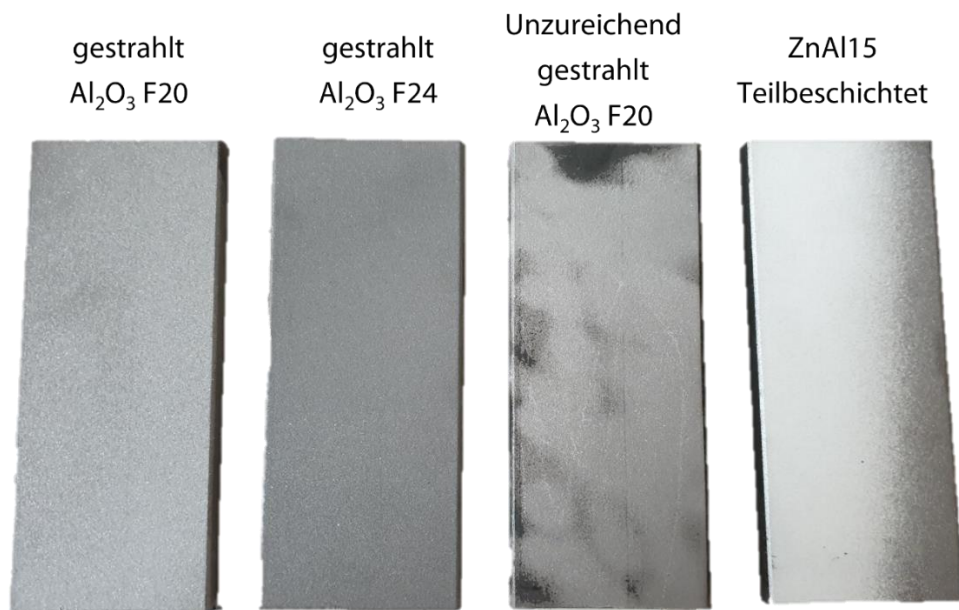
2.2.2.1 Oberflächenanalysemessstand am GS

Die durch das **GS** analysierten Sensortechnologien umfassten zunächst Kamera- und Farbsensoren, Laserlinien-Scanner und konfokale Mikroskopie (für Referenzmessungen im Labor). Diese vorzugsweise optischen Verfahren zur Bewertung der Oberflächenqualität kamen in die engere Wahl, da sie prinzipiell eine berührungslose in-situ-Messung ermöglichen. Elektromagnetische Verfahren wurden dagegen ausgeschlossen, weil diese zwar auch berührungslos arbeiten, aber bei den geforderten Rauigkeitswerten eine sehr große Nähe zum Untersuchungsobjekt erfordern würden. Die gewählten Verfahren wurden unter Laborbedingungen anhand von Musterproben von **Krebs** und **IOT**, die in Abbildung 2.12 zu sehen sind, getestet.

Da die verschiedenen Sensoren teilweise sehr teuer sind, wurden erste Grundsatzversuche mit Vorführsystemen bzw. direkt beim Hersteller der Sensoren durchgeführt. Farbsensoren, welche in der Lage sind Farben mit einer höheren Präzision als das menschliche Auge zu unterscheiden, stellen prinzipiell eine preiswerte Methode dar. Die Sensoren liefern sowohl die rohen Messwerte, als auch vorverarbeitete Ergebnisse in Form von Ja/Nein Antworten eines untersuchten Messflecks, so dass das Messprinzip prinzipiell geeignet ist. Allerdings begrenzt die geringe Größe des Messflecks sowie die geringe Abtastrate die Anwendbarkeit für große Flächen. Deshalb wurden diese Sensoren nicht weiter in Betracht gezogen, somit verblieben noch der Laser-Linienscanner und die CCD-Kamerasysteme in der engeren Wahl. Beide lieferten bei den Vorab-Tests erfolgversprechende Ergebnisse.

Der Einsatz von Kameras ist gegenüber den Laser-Linienscannern etwa um den Faktor 5 preiswerter, liefert zunächst aber nur eine 2D-Information der untersuchten Oberfläche. Nach den Voruntersuchungen wurde eine 5 Mpx Industriefarbkamera mit Global Shutter TIS DFK 37AUX250 mit einem 12mm Festbrennweitenobjektiv HF12XA-5M ausgewählt. Eine wesentliche Herausforderung bestand in der Kompensation störender Einflüsse wie Staub, Partikelflug und wechselnden Lichtverhältnissen. Dieser Herausforderung konnte das **GS** durch die Entwicklung einer abschirmenden und steuerbaren LED-Beleuchtungseinheit begegnen. Mit dem Messaufbau des **GS** gelingen stabile, reproduzierbare Aufnahmebedingungen und damit eine entscheidende Verbesserung der Bildqualität, die für die weitere Verarbeitung und das spätere Trainieren der KI wichtig ist.

IOT



Krebs



Abbildung 2.12: Testmuster vorbehandelter Substrate von **IOT** (oben) und **Krebs** (unten) zur Oberflächenanalyse am **GS**

Als weiteres Messkonzept wurde die Oberflächenanalyse mittels Laserlinienscanner untersucht. Das Messprinzip arbeitet wie folgt: Ein Linienlaser wird auf die zu untersuchende Oberfläche projiziert und reflektiert einen gewissen Anteil des Lichtes auf eine Optik und den dahinterliegenden CMOS-Chip, welche in einem definierten Winkel zur Oberfläche montiert ist. Anschließend wird innerhalb des Sensors eine Höheninformation für jeden Pixel berechnet und als Linienprofil für die spätere Verarbeitung ausgegeben. Ähnlich einer Linienkamera kann im Anschluss mittels Positionsenncoder eine 3D Punktwolke ausgegeben werden. Vorteile dieses Sensors sind eine direkte Ausgabe der Höheninformation im μm -Bereich, eine hohe Datenrate im Kiloherz-Bereich sowie die Industrietauglichkeit für spätere Anwendungen. Auf Grund der Genauigkeit, Präzision, Geschwindigkeit und 3D-Auflösung eignen sich diese Scanner im Besonderen für die in-situ-Oberflächenanalyse. Jedoch ist diese Produktklasse auch mit Abstand am teuersten. Nach Abwägung der Leistung, Verfügbarkeit und Kosten wurde sich für den Linienlaserscanner Q5-5 der Firma Quelltech entschieden. Er besitzt eine Linienlänge von 9...11 mm bei einem Arbeitsabstand von 30...50 mm. Ursprünglich war eine größere Ausbaustufe für den Scanner geplant, dieser hatte jedoch bedingt durch die Corona-bedingte Krise in den Lieferketten eine in Aussicht gestellte Mindestlieferzeit von 8 Monaten. Der Unterschied zum gewählten lieferbaren Modell bestand aber hauptsächlich im Aufnahmeabstand, so dass eine spätere Übertragbarkeit der Ergebnisse und Software gegeben ist.

Für die Evaluation des Laserscanners sowie der Kamera wurde ein Messstand konzipiert. Die Basis hierzu bildet ein Präzisions-XYZ-Tisch, welcher als Eigenentwicklung erstellt wurde. An diesem befindet sich der Laserscanner sowie eine Industriekamera zur Analyse der Messobjekte auf einem beweglichen Schlitten. Durch die mechanische Kopplung beider Systeme können die Ergebnisse der Probenuntersuchung direkt verglichen werden.

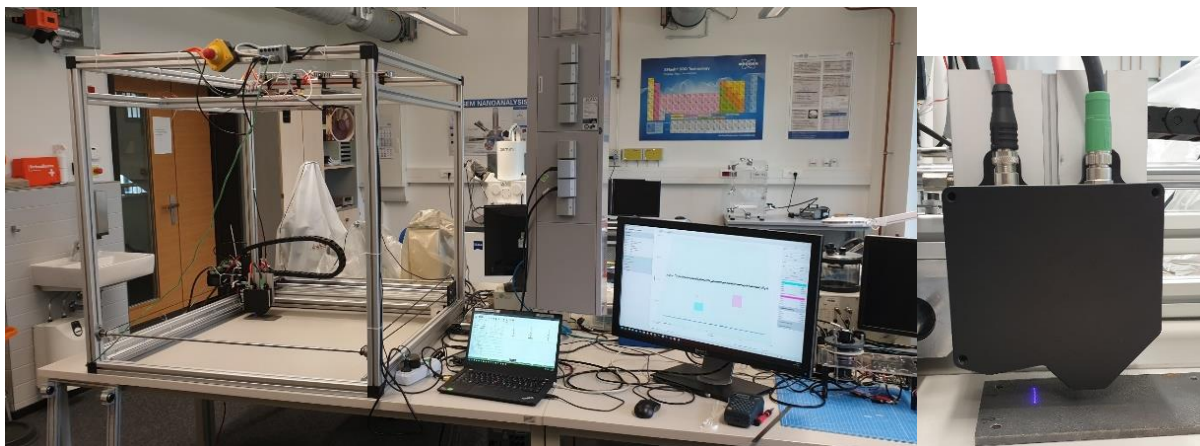


Abbildung 2.13: Am GS aufgebauter Messstand mit montiertem Laserscanner

Für die Steuerung des Schlittens wurde eine Elektronikbaugruppe entwickelt, welche mit der offenen Firmware GRBL die Ansteuerung der Motoren übernimmt und gleichzeitig die Befehle der Steuersoftware/GUI auf dem PC mittels GCODE Anweisungen ausführt. Für die Erprobung und Evaluation der Sensoren mit diesem Teststand wurde durch den Projektpartner **Krebs** ein weiterer Satz Testmuster in industrienaher Größe zur Verfügung gestellt.

Bei der Erprobung des Messstands mit beiden Systemen zeigte sich bei den großflächigen (realistischen) Proben des Partners **Krebs**, dass der Laserscanner wegen der Krümmung Oberfläche zusätzlich in der

z-Achse variiert werden muss. Daher ergänzte das **GS** auf dem XY-Schlitten eine zusätzliche bewegliche z-Achse. Hierzu wurde eine neue Steuerelektronik implementiert, welche alle 3 Kanäle in Echtzeit ansteuern kann. Neben der Hardware wurde ebenfalls die Firmware auf „*grblHAL*“ erweitert sowie die Steuersoftware auf dem PC um die dritte Dimension erweitert. Zugleich wurde eine teilautomatisierte Messung programmiert um große Prüfobjekte nach anfänglicher Parametrisierung automatisiert vermessen zu können.

Die parallel zum Laserscanner ergänzte Industriekamera wurde außerdem mit einer steuerbaren LED-Ringbeleuchtung ergänzt, die ebenfalls am Aufbau montiert wurde, wie in Abbildung 2.14 zu sehen ist. Dadurch ist es möglich, die Messobjekte mit der Kamera hochauflösend und unter gleichbleibender, reproduzierbarer Belichtung aufzunehmen. Die Pixeldaten werden ergänzend zu den Höheninformationen des Laserscanners abgespeichert. Die Halteplatte des Laserscanners wurde hierzu um einen frei montierten Arm erweitert, an dem die Kamera mit einer speziellen Halterung befestigt wurde. Nach der Montage wurde der Offset zwischen Kamera und Laserscanner bestimmt und per fixem Kalibrierparameter in die Steuersoftware eingebunden.

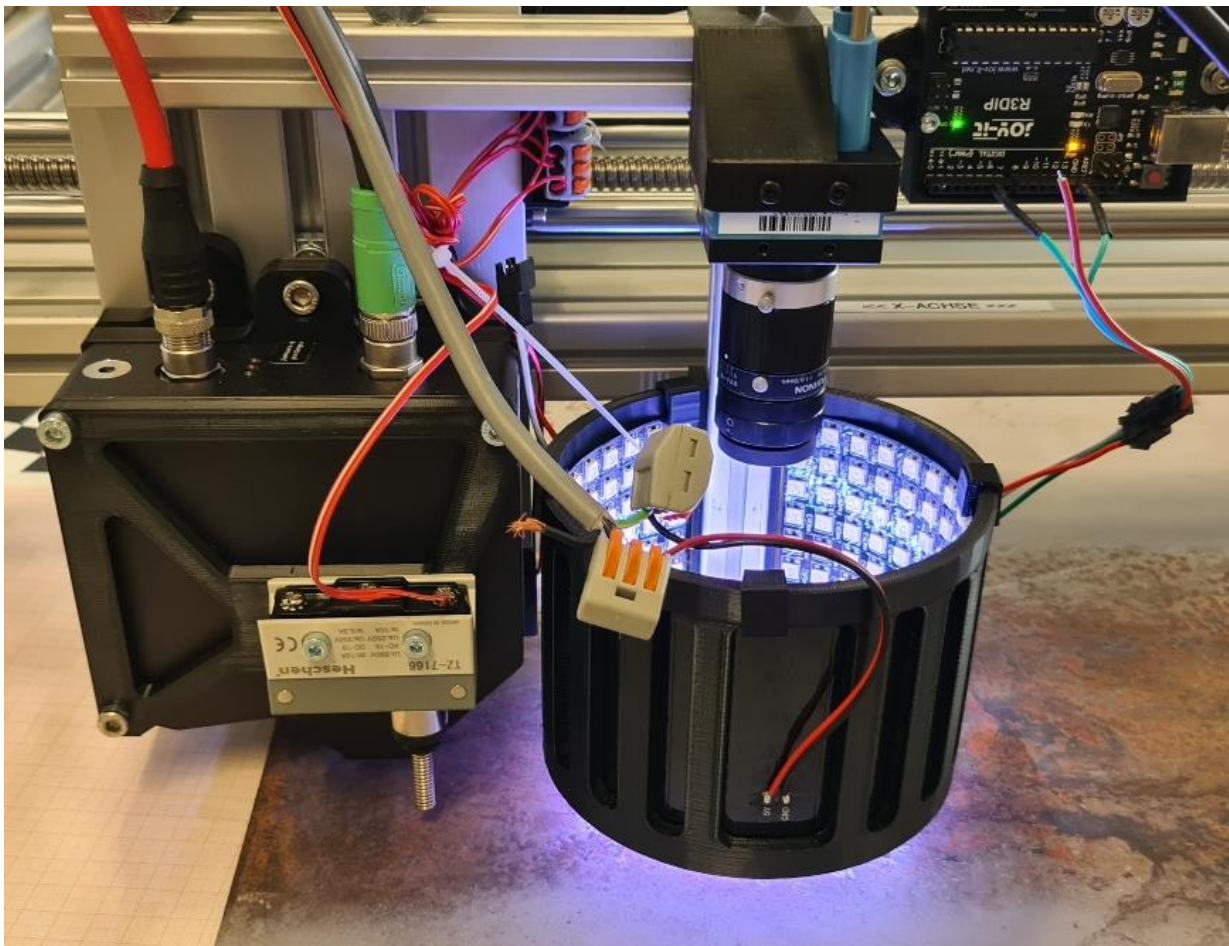


Abbildung 2.14: Am **GS** Messstand installierte Kamera mit Ringlichtinstallation neben dem Laserscanner

Um nicht nur eine reproduzierbare und stabile, sondern auch parametrisierbare Beleuchtung zu erzielen wurde aus einer 32x8 LED RGB Matrix ein Ringlicht konstruiert. Durch die Ringlichtkonstruktion können Beleuchtungswinkel, Beleuchtungshöhe, Lichtintensität und Lichtfarbe beliebig eingestellt

werden. Somit können die Proben mit verschiedenen Beleuchtungsparametern in der Messphase analysiert werden. Die Steuerung erfolgt direkt über das Kameramodul der Steuersoftware.

2.2.2.2 Analyse und Verarbeitung der Oberflächendaten

Nach Aufnahme der Rohdaten vom Laserscanner müssen diese weiterverarbeitet werden. Im ersten Schritt müssen Fehlstellen im Datensatz entfernt oder korrigiert werden. Diese entstehen durch eine fehlende Datenerfassung im Laserscanner, wenn die Reflexion des Lasers auf der Prüfoberfläche nicht auf den CCD-Sensor geworfen wird und resultiert in *inf* (infinite)-Werten im Höhenprofil. Die Anzahl der Fehlstellen ist abhängig von verschiedenen Belichtungsparametern des Laserscanners. Mit Hilfe der für den Messstand entwickelten Software, ist eine vollständige Parametrisierung des Laserscanners möglich. Die für die Messung der gestrahlten Platten geeigneten Parameter sind in Tabelle 2.1 zu finden.

Tabelle 2.1: Optimierte Parameter zur Vermessung von Stahlsubstraten durch den Laserscanner

Parameter	Wert
Framerate	142 fps
Exposure	7 ms
Threshold	20 (min. Black Level Wert + 10)
Line Width	1
Filter	Center of Gravity (COG), neutral
Black Level	10
Invalid Data Handling	Neighbor Mean
Filter Polynomial Degree	1 (linear)

Nachdem die Rohdaten um die Fehlstellen korrigiert werden, muss nach DIN EN ISO4287 das gemessene Primärprofil mittels F-Operator berechnet werden. Hierbei wird eine Deformation oder Fehlplatzierung des Prüfobjektes ausgeglichen. In der Analysekomponente der Steuersoftware wurde dies sowohl für Linienprofile sowie Flächenprofile umgesetzt. Nach der Vorfilterung können nun aus den Datensätzen verschiedene Rauheitsparameter berechnet werden. Eine Auswahl der zur Oberflächencharakterisierung untersuchten Kennzahlen, insbesondere im Hinblick auf die Rauheit, ist in Tabelle 2.2 aufgeführt.

Das Analysemodul der Steuersoftware bietet eine Vorschau der Messdaten in Falschfarbendarstellung für eine 2,5D Ansicht, wie in Abbildung 2.15 zu sehen ist. Dort kann über ein Region-of-Interest-Fenster (ROI) ein Bereich für eine genaue Analyse ausgewählt werden. In der unteren Detailansicht kann dann erneut mittels ROI-Linie oder -Fenster der Bereich für die Rauheitsanalyse ausgewählt werden. Das Rauheitsprofil der Prüfstrecke wird anschließend im unteren Fensterbereich angezeigt. Alle Darstellungen lassen sich als Grafik und CSV-Datei für eine Analyse in einer externen Software exportieren.

Tabelle 2.2: Analyisierte Kennzahlen zur Oberflächencharakterisierung Analyseparameter der Rauheitsmessung

Parameter	Beschreibung
Inf	Anzahl der ungültigen Daten als Parameter für eine glatte (spiegelnde) Oberfläche
R_z	Gemittelte Rautiefe (DIN EN ISO 4287)
$R_{z1,max}$	Maximale Rautiefe der Einzelmessstrecke von R_z (DIN EN ISO 4287)
R_t	Rautiefe (DIN EN ISO 4287)
R_a	Arithmetischer Mittenrauwert (DIN EN ISO 4287)
R_q	Quadratischer Mittenrauwert (DIN EN ISO 4287)
S_a	Arithmetischer Flächenmittenrauwert (ISO 25178)
S_q	Quadratischer Flächenmittenrauwert (ISO 25178)
S_{sk}	Schiefe des Histogramms der Fläche (ISO 25178)
S_{ku}	Kurtosis des Histogramms der Fläche (ISO 25178)
S_p	Maximale Flächenspitzenhöhe (ISO 25178)
S_v	Maximale Flächensenkenhöhe (ISO 25178)
S_z	Maximale Flächenrautiefe (ISO 25178)
Histogramm	Höhenverteilung für Fläche oder Linie

Neben den Höheninformationen des Laserscanners kann auch ein Overlay aus den aufgenommenen Kamerabildern eingeblendet werden. Hierbei wird ein gleichmäßig beleuchteter Bereich aus der Mitte des Kamerabildes zu einem Mosaik zusammengesetzt. So kann neben der abgetasteten Oberfläche auch eine visuelle Überprüfung der Oberfläche erfolgen. Aus dem optischen Eindruck im Zusammenhang mit dem der Falschfarbendarstellung der Flächenhöhenprofile können weitere Rückschlüsse auf die Oberflächenbeschaffenheit gezogen werden. Die Kamerabilder lassen sich sowohl im Analysemodul, wie auch in der Steuerungssoftware in Echtzeit anzeigen sowie exportieren.

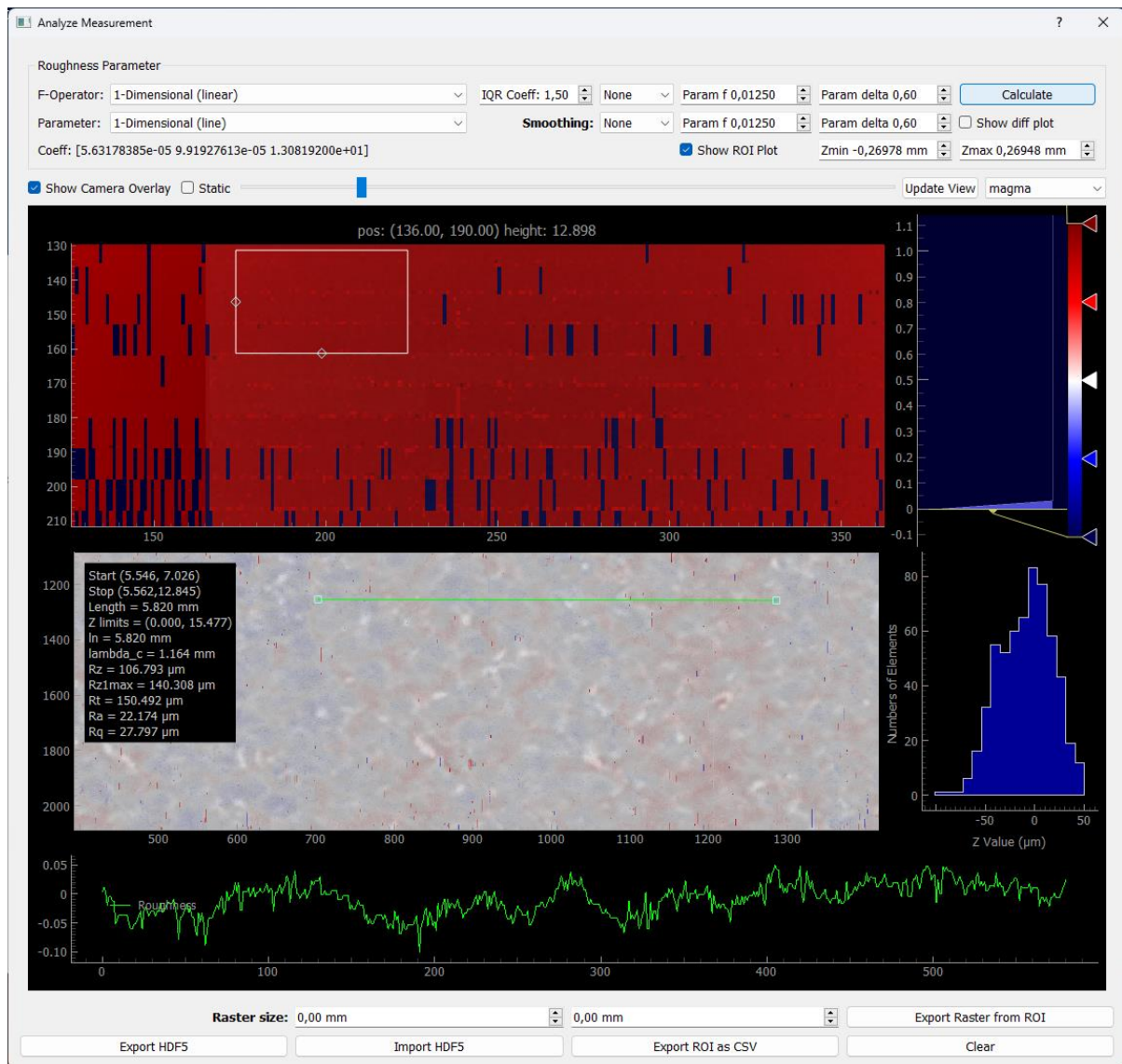


Abbildung 2.15: Nutzeroberfläche des Analysemoduls der Steuersoftware des GS

2.2.2.3 Ergebnisse der Laserscanner-Messungen am Oberflächenanalysemessstand

Für die Auswertung der Parameter wurden verschiedene Ansätze verfolgt. Im einfachsten Fall sollen die gemessenen Rauheitsparameter als Indikator einer gut oder schlecht/ungenügend gestrahlten Metallplatte dienen. Seitens des Projektpartners **Krebs** wurden hierfür zahlreiche gestrahlte Proben in unterschiedlicher Qualität und Größe sowie mit unterschiedlich verwendetem Strahlgut, Strahlparametern und Strahlverfahren zur Verfügung gestellt. Nach einer Stichprobenartigen Analyse der verschiedenen Proben wird klar, dass der R_z Parameter ein ausreichendes Unterscheidungskriterium für eine Gut/Schlecht Klassifikation darstellt. Proben mit einem Wert $R_z \geq 100 \mu\text{m}$ können als gut, respektive in ausreichendem Maße gestrahlt, eingeordnet werden. Proben mit Werten von $R_z < 100 \mu\text{m}$ sind als ungenügend oder ungestrahlt zu klassifizieren.

2.2.2.4 Ergebnisse der CCD-Kamera-Messungen am Oberflächenanalysemessstand

Die Bildgebung per CCD-Kamera bietet eine besonders wirtschaftliche Alternative für eine einfache gut/schlecht- Klassifikation. Hierbei kommt es primär auf die Helligkeitsverteilung innerhalb des Bildes

an. Eine ungestrahlte Metallfläche reflektiert das Licht entsprechend des Einstrahlwinkels der Lichtquelle. Je flacher dieser Einstrahlwinkel, desto geringer die Reflexion in Richtung der Kamera, welche sich im 90° Winkel zur Oberfläche befindet. An dieser Stelle kommt der Vorteil des variablen Beleuchtungssystems zu tragen. Im Bereich der Dunkelfeldbeleuchtung mit einem Einstrahlwinkel $\omega < 45^\circ$ zur Oberfläche erfolgen fast keine Reflexionen in die Kamera. Das Histogramm zeigt eine hohe Verteilungsdichte im Bereich der dunklen Pixel. Je besser eine solche metallische Oberfläche gestrahlt wurde, desto chaotischer wird die Oberfläche und desto diffuser streut das reflektierte Licht. Somit wird an vielen Stellen das Licht in Richtung der Kamera reflektiert und ergibt einen helleren Bildeindruck. Das Histogramm zeigt entsprechend eine Normalverteilung der Helligkeitswerte um einen Mittelwert μ mit einer hohen Standardabweichung σ . Abbildung 2.16 verdeutlicht den Unterschied in der Verteilungsdichte von gut gestrahlten Proben in der oberen Zeile und nicht gestrahlten Proben in der unteren Zeile.

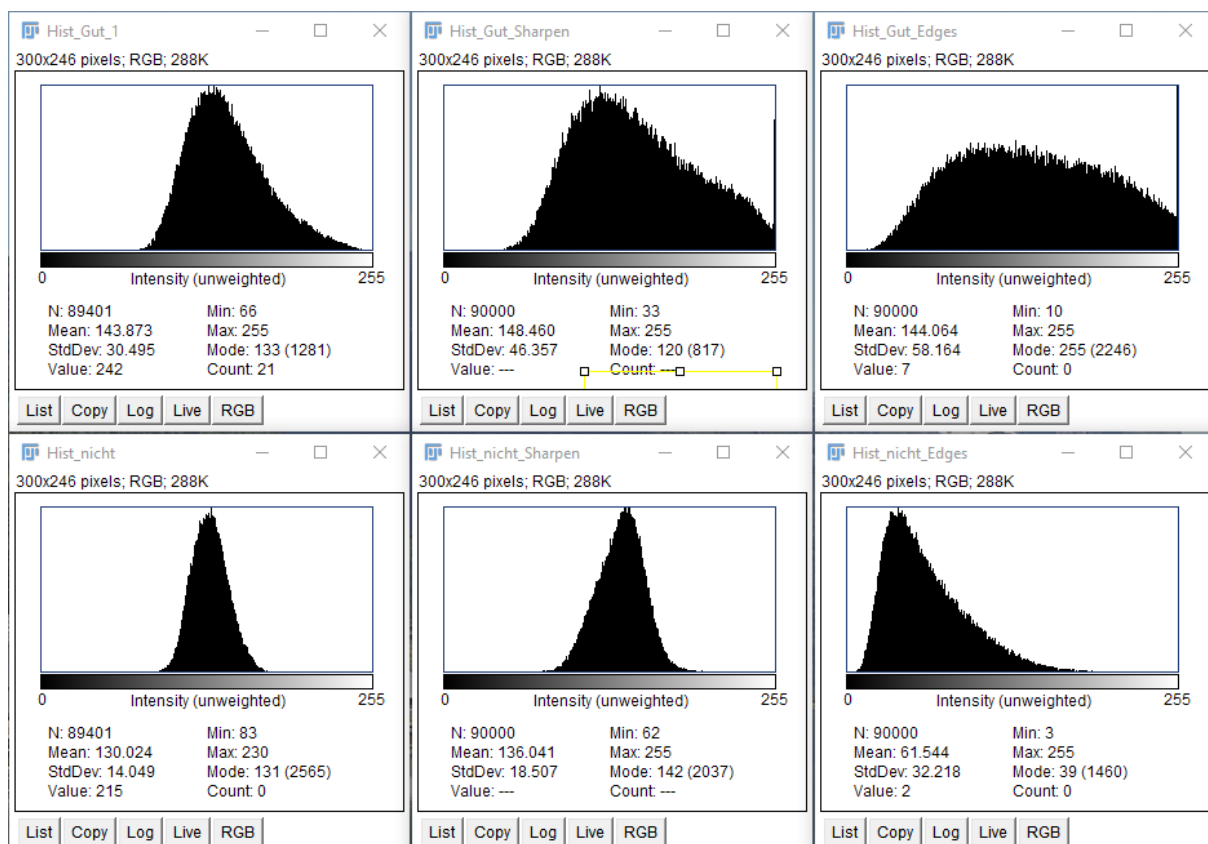


Abbildung 2.16: Auswertung der Kamerabilder durch Histogramme unterschiedlich behandelter und gefilterter Bilddaten mit der Analysesoftware Fiji; gut gestrahlte Proben in der oberen, ungestrahlte Proben in der unteren Zeile

Die linke Spalte zeigt ein ungefiltertes Histogramm, in der Mitte nach der Anwendung eines Sharpen-Filters und in der rechten Spalte nach der Anwendung eines Edge-Detection-Filters. Neben der Verteilung lässt sich auch die Form des Histogramms mit den Parametern Wölbung (kurtosis) und Steilheit (skewness) beschreiben. Wie anhand von Abbildung 2.17 erkennbar ist, sind diese drei Parameter als Entscheidungskriterium relevant, sowohl im Ausgangszustand wie auch nach Anwendung der Filter.

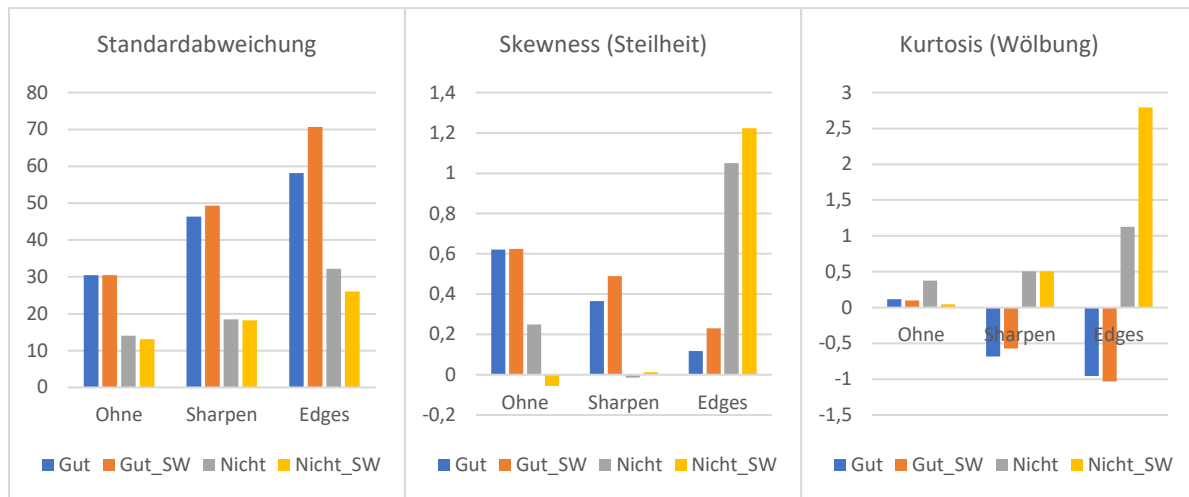


Abbildung 2.17: Histogrammparameter einer gestrahlten (Gut) und einer ungestrahlten (Nicht) Probe, jeweils ohne Filter, mit Sharpen Filter und mit Edges Filter. SW gibt die Umwandlung in ein Graustufenbild (schwarz/weiß) an.

Vorteilhaft an dieser Messmethode ist die gleichzeitige Betrachtung von Roststellen auf der Oberfläche der Stahlplatten. Diese führten ebenso wie eine ungestrahlte Platte zur Abnahme der diffusen Reflexion und somit zu Bereichen mit niedriger Reflexion im Kamerabild. Gleichzeitig kann unter Verwendung der Farbinformation – speziell im roten Farbkanal – eine höhere Konzentration von hellen Pixeln im betreffenden Bereich erkannt werden. Wie in Kapitel 2.1.2 zu AP1 beschrieben, dienten diese klassifizierten Oberflächenaufnahmen in den weiteren Arbeiten von **GS** und **UMR** zum Training von KI-Modellen zur automatischen Bildklassifikation. Dafür wurden Random Forest Classifier und Convolutional Neural Networks eingesetzt.

2.2.2.5 Übertragbarkeit der Sensorkonzepte auf industriennahe Prozesse bei Krebs

Die für das Training der KI-Modelle benötigt Referenzproben, die zunächst mit dem Laserscanner 3D vermessen und manuell klassifiziert und anschließend mit dem Kamerasystem unter definierten Beleuchtungsbedingungen 2D analysiert wurden, sind durch **Krebs** mit einer Roboter-basierten Labor-Reinigungsanlage hergestellt worden. Der Vorteil besteht darin, dass gezielt die Parameter variiert und unterschiedliche Rauigkeiten und Oberflächenqualitäten mit einer großen Variabilität hergestellt werden konnten, so dass ein breites Spektrum an Trainingsdaten zur Verfügung stand, die unter praxisnahen Bedingungen erzeugt wurden.

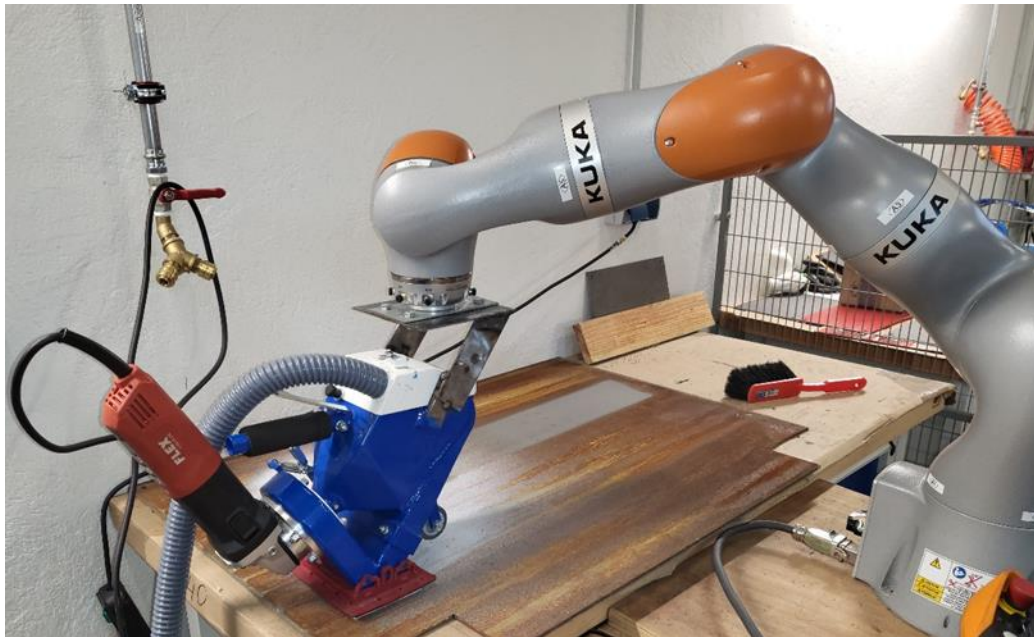


Abbildung 2.18: Labor-Roboter (**Krebs**) zur Probenherstellung zur Verifikation der Sensordaten und zum Training des KI-Systems .

2.2.2.6 Implementierung einer LDS-Sensorbox am IOT

Am **IOT** wurde eine Sensorbox implementiert und für die Erfassung von Prozessdaten verwendet. Dafür wurde eine Anlagenerweiterung der vorhandenen Lichtbogendrahtspritzanlage der Firma GTV von dieser durchgeführt. Nach der Anlagenerweiterung konnten Temperatur T , Prozessabstand d , akustische Emissionen, Drahtvorschubgeschwindigkeit v_{Draht} , Spannung U und Stromstärke I über ein Oszilloskop mit hohen Abtastraten von bis zu $f = 40 \text{ MHz}$ erfasst werden. Zur Messung der Temperatur T liegen zwei Hochgeschwindigkeitspyrometer des CT 4M der Firma Optris GmbH, Berlin, Deutschland vor. Zur Bestimmung des Spritzabstands wurde in einem ersten Schritt der konfokale Universalsensor IFS2405-28 der Firma Micro-Epsilon Messtechnik GmbH & Co. KG, Ortenburg, Deutschland verwendet. Für den Schutz dieses Sensors wurde ein Schutzglas mit einer Breite von $b = 1 \text{ mm}$ mit einem Durchmesser von $\varnothing = 50 \text{ mm}$ von der Firma Edmund Optics Ltd, Nether Poppleton York, Vereinigtes Königreich beschafft. Zur Aufzeichnung des Schalls wird ein 1/4" Messmikrofonvorverstärker MV 302 für den Betrieb der Messmikrofonkapsel MK 301 der Firma Mircotech Gefell GmbH, Gefell, Deutschland verwendet. Gehalten wird das Mikrofon von dem MH 64.2 1/4" Mikrofonhalter. Für die Bestimmung des Drahtvorschubes wurde ein Zugang direkt im Schaltschrank gelegt. Dieser Zugang wird über ein BNC-Kabel mit dem Oszilloskop verbunden und braucht keine Zwischengeräte oder Schutzmaßnahmen. Die Aufzeichnung der Spannung erfolgt über den aktiven Differentialastkopf Testec TT-SI 9001 der Firma TESTEC Elektronik GmbH, Dreieich, Deutschland. Für die Strommessung wird der Stromsensor LF 1010-S der Firma LEM Holding SA, Freiburg, Schweiz verwendet. Alle Sensoren wurden zunächst in Betrieb genommen und getestet.

Zur Anbringung einzelner Sensoren wurden verschiedene Halterungen konstruiert und mit einem 3D Drucker hergestellt. Da sich die HV-LDS und LDS in den Abmessungen der Bearbeitungsköpfe unterscheiden, wurden separate Halterungen für jede Anlage erstellt. Abbildung 2.19 zeigt die für HV-LDS konstruierte Halterung.

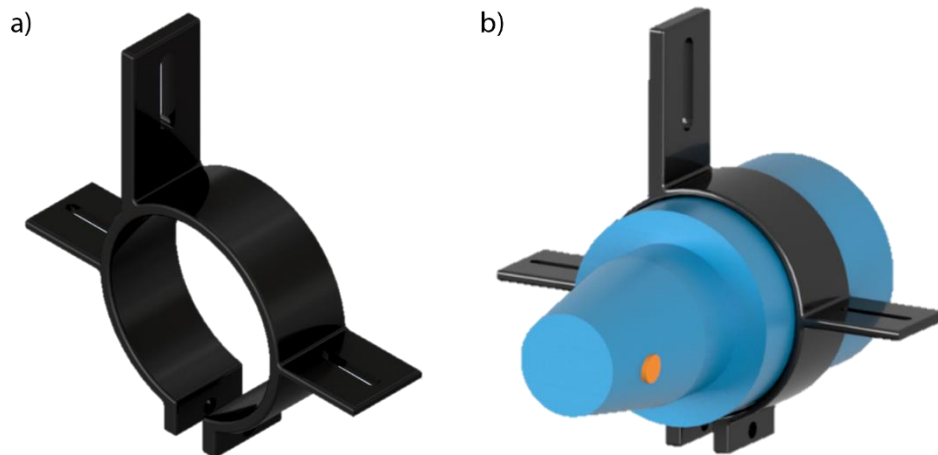


Abbildung 2.19: 3D-gedruckte Konstruktion zur Anbringung der Abstands- und Temperatursensoren an den Brennerkopf der HLDS a) allein stehend b) mit dem Brennerkopf

Neben der 3D gedruckten Klemmverbindung wurden auch Montagebolzen für die Aufnahme des Abstandssensors und der Temperatursensoren konstruiert und am **IOT** gefertigt. Die Montagebolzen ermöglichen einen weiteren Freiheitsgrad, in rotatorischer Richtung. Die Montagebolzen sind in Abbildung 2.20 dargestellt.

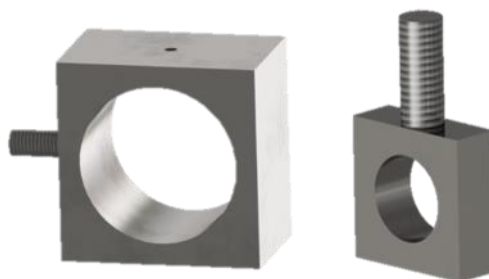


Abbildung 2.20: Montagebolzen für die Abstands- und Temperatursensoren zur Positionierung an der Konstruktion

Die Halterungskonstruktionen werden über die Projektlaufzeit iterativ verbessert. Der Fokusbereich s des Abstandssensors ist mit $s = 220\text{-}248\text{ mm}$ allerdings nur für den HV-LDS Prozess geeignet. Außerdem sollten die Temperatursensoren aufgrund der Messfleckgröße einen möglichst kleinen Abstand zum Messobjekt aufweisen. Andererseits könnten die Pyrometer bei zu geringem Messabstand durch den Wärmeeinfluss beschädigt werden.

Der vollständige Aufbau der Sensoreinheit am Beispiel des HV-LDS Bearbeitungskopfes ist in Abbildung 2.21 dargestellt. An der 3D-gedruckten Halterung befinden sich die Montagebolzen, die die Abstands- und Temperatursensoren halten. Die Stromstärke wird über einen induktiven Sensor erfasst und die Spannung über den Kupferkontakt an den Düsen.

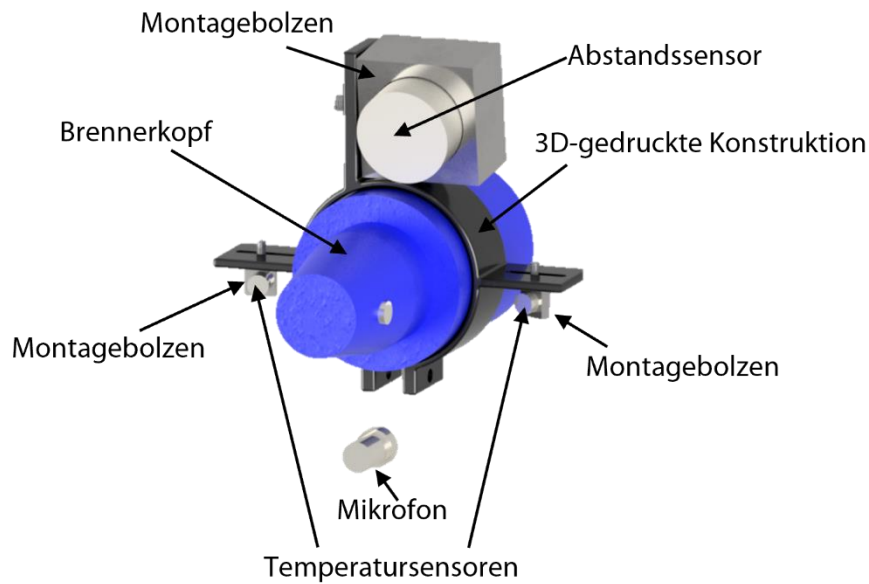


Abbildung 2.21: Brennerkopf der HLDS mit der 3D-gedruckten Konstruktion, den Montagebolzen und einigen Sensoren

Für den LDS-Brennerkopf wurde eine integrierte Halterung konstruiert und mittels 3D-Druck gefertigt. Diese ist mit dem Gehäuse des Brennerkopfes festverschraubt wie in Abbildung 2.22 zu sehen ist.

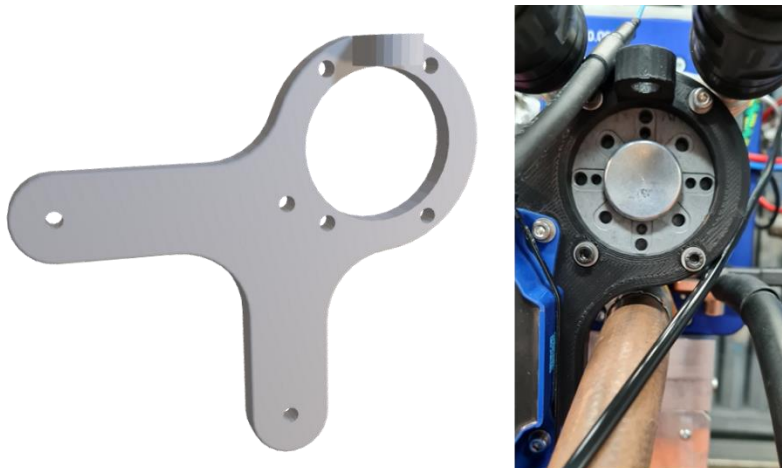


Abbildung 2.22: Rückseitige Ansicht der integrierten Halterung am LDS-Brennerkopf

Die mittig-oben liegende Buchse ermöglicht eine feste, reproduzierbare Positionierung des Mikrofons. Um eine Reproduzierbarkeit der Messdaten zu gewährleisten, muss eine gleichbleibende Positionierung am Bearbeitungskopf gewählt werden.

Die ersten Versuche (TS-PL-13 bis TS-PL-39) werden mit der Software PicoScope6 durchgeführt. Für die Datenaufzeichnung wurde eine Abtastrate von $f = 500 \text{ kS/s}$ und ein Maßstab von $M = 200 \text{ } \mu\text{s/div}$ eingestellt. Die Aufteilung von 10 Division wurde beibehalten. Mit der Aufzeichnung von 32 Stacks ergab sich eine Aufnahmezeit von $t = 64 \text{ ms}$. Die maximale Anzahl von Bits wurde auf $n = 12$ festgelegt. Die aufgenommenen Daten wurden zunächst als *.psdata-Dateien abgespeichert und konnten später in *.csv- oder *.tif-Dateien umgewandelt werden. Die Firma CGS hat dem IOT einen Computer zum Übertragen und Abspeichern der Rohdaten zur Verfügung gestellt. Die mit der Sensoreinheit aufgenommenen Daten werden damit direkt im .csv-format abgespeichert. Nach der Auswertung der

überwiegend im Rahmen des AP5 erzeugten Messreihen, können folgende Schlüsse im Hinblick auf die Notwendigkeit der jeweiligen Sensoren hinsichtlich der Zielsetzung gezogen werden:

- Temperaturerfassung durch Pyrometer: Die Pyrometer sind nicht nur kaum reproduzierbar auszurichten vielmehr sind auch keine signifikanten, also über das Grundrauschen hinausgehende, Beziehungen zu den Prozessparametern erkennbar. Je nach Ausrichtung der Pyrometer sind Oberflächentemperaturen von ca. 200 °C während des Beschichtens zu beobachten. In praktischer Hinsicht bietet der Pyrometereinsatz kaum einen Mehrwert.
- Messung des Spritzabstands durch einen Distanzsensor: Der Distanzsensor weist zwar eine sehr hohe Messgenauigkeit von $\epsilon \pm 7 \mu\text{m}$ auf, diese ist allerdings angesichts der starken Vibrationen der Spritzpistole am Roboterkopf nicht nutzbar. Eine in situ Messung des Spritzabstands ist bei dem konventionellen LDS-Bearbeitungskopf aufgrund der Fokusslänge nicht möglich und beim HV-LDS Prozess nur mit geringer Genauigkeit. Eine Messung der Schichtdicke im Prozess war so nicht zu realisieren.
- Drahtrollendrehzahl: Die Drahtrollendrehzahl konnte durch eine Schnittstelle im Steuerschrank erfasst werden. Tatsächlich wird jedoch bei der Drahtrollendrehzahl ein durch die Regelung verursachtes, stets ähnliches Muster in den Messdaten erzeugt. Prozessschwankungen, Spratzer oder ähnliches werden aus diesen Messdaten nicht sichtbar. Aus der Drahtrollendrehzahl können keine Erkenntnisse zur Prozessstabilität oder Beschichtungsqualität gewonnen werden, wie in [BHJ24] publiziert.
- Messung der Schallemissionen durch ein Mikrofon: Wie ebenfalls in der Publikation [BHJ24] beschrieben, ist in den Messdaten des Schalls zwar ein Signal auszumachen, das Signal-zu-Rausch-Verhältnis fällt allerdings sehr ungünstig aus. Die Absaugung der Spritzkabine sorgt für ein starkes Grundrauschen und insbesondere der LDS-Prozess emittiert demgegenüber vergleichsweise wenig Schall. Die Messwerte sind außerdem nicht zwischen Bearbeitungsköpfen und Spritzkabinen übertragbar.
- Messung der Stromstärke durch einen induktiven Stromsensor und der Spannung durch einen aktiven Differentialastkopf: Stromstärke und Spannung sind die bei weitem bedeutendsten Größen zur Charakterisierung der Stabilität des LDS-Prozesses. Beide Größen können mit hervorragendem Signal-zu-Rausch-Verhältnis gemessen werden und verschiedene aus diesen Größen berechnete Kennwerte korrelieren mit den Prozessparametern. Außerdem können Anhand von Stromstärke und Spannung Prozessanomalien identifiziert werden.

Zur besseren Nutzung des Distanzsensors wurde dieser am **IOT** in einen neuen Messaufbau integriert. Der Messaufbau ermöglicht eine Bestimmung der Schichtdicke sowie eines Schichtdickenprofils. Nach dem Einlesen der Rohdaten in MATLAB kann der Schichtdickenverlauf und somit der Auftrag des Spritzkegels grafisch dargestellt und geglättet werden, wie in Abbildung 2.23 unten zu sehen. Der Algorithmus erkennt den größten Peak und bestimmt über diesen eine Baseline. Die Qualität des Peakfits wird über das Bestimmtheitsmaß R^2 bestimmt. Die Baseline dient als Nulllinie für die Gaußkurve. Auf diese Weise werden fünf Messungen an derselben Probe vergleichbar. Außerdem wird dem Einfluss einer möglichen Schiefelage der Probe entgegengewirkt. Nach der Bestimmung der Gaußkurve für alle fünf Messungen wird ein Mittelwert der Kurvenverläufe gebildet, um einen aussagekräftigen Querschnitt zu erhalten.

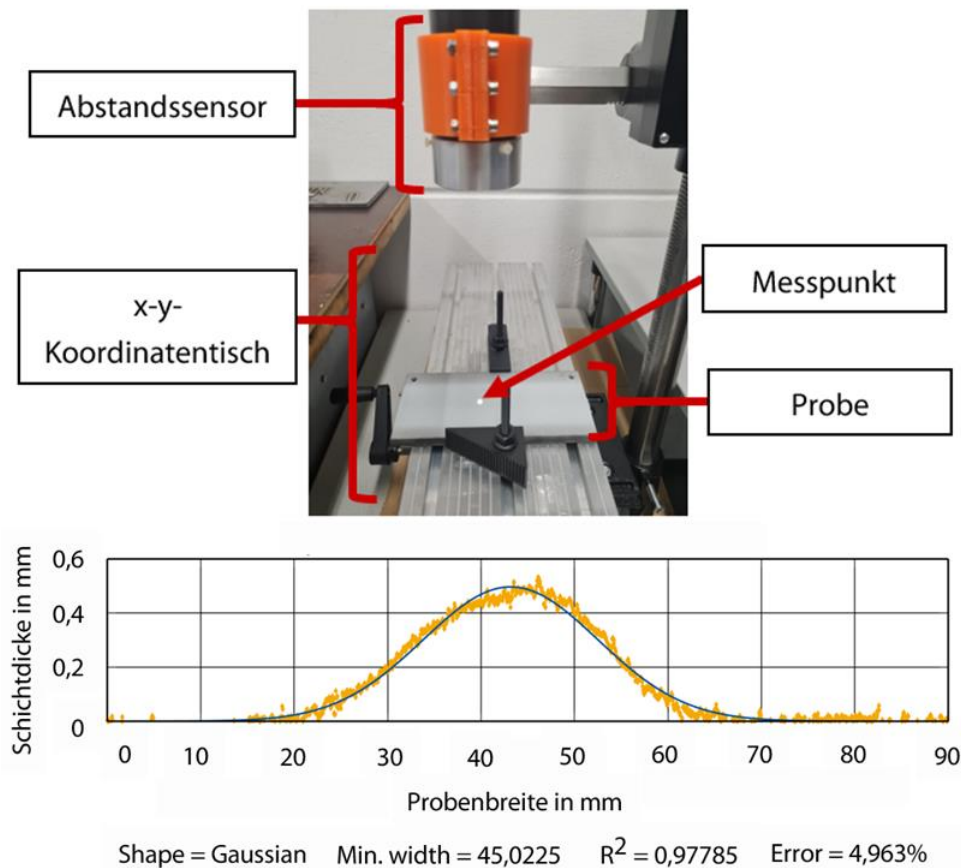


Abbildung 2.23: Profilometer-Messaufbau (oben), geglättete Messkurve (unten)

Durch die Berechnung eines theoretischen Gewichts auf Basis dieser Querschnitte, können die Schichtdickenprofile mit den Gewichtsmessungen verglichen und validiert werden. Querschnitte und berechnete Gewichte von fünf, bei gleichen Parametern hergestellten, Proben weichen stark voneinander ab. Demgegenüber sind kaum Schwankungen bei den gemessenen Gewichten zu beobachten wie Tabelle 2.3 zeigt.

Tabelle 2.3: Gewichtsunterschiede zwischen Gewichtsberechnung auf Basis der Schichtdeckenmessung und durch Wiegen gemessene Gewichte

Probennummer	Gemessenes Gewicht in g	Berechnetes Gewicht in g
TS_PL_123	13,74	17,35
TS_PL_125	13,47	11,85
TS_PL_130	13,77	16,9
TS_PL_132	13,75	12,95
TS_PL_133	13,77	11,04
TS_PL_134	13,65	10,97

Reproduzierbare, validierte Messungen des Schichtdickenverlaufs sind deshalb nicht realisiert worden. Die Ursache dafür könnten Nivellierung und Verkippungen der Proben sein. Mit dem Messaufbau konnte nur eine zuverlässige Messung der höchsten und niedrigsten Schichtdicke realisiert werden.

2.2.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des AP 2

Nach der Evaluation verschiedener Sensorsysteme durch **GS** zeigte sich der Linienlaserscanner als genaueste Lösung. Jedoch ist der Erfassungsbereich sehr gering, so dass für den in-situ-Betrieb mehrere Linienlaserscanner kombiniert werden müssten. In Anbetracht der relativ hohen Anschaffungskosten (ca. 10.000 EUR pro Scanner) stellt die Kamera eine kostengünstigere Alternative dar, wobei das KI-System mit dem die Kamerabilder ausgewertet wurden mit den Messwerten des Linienlaserscanners trainiert wurden (Hybridlösung). In einem eigens für diesen Zweck konstruierten Messstand wurden auf einem XYZ-Lineartisch Proben verschiedener Strahlqualitäten von **IOT** und **Krebs** vermessen. Aus diesen Messdaten wurden Trainingsdaten für ein KI-System erstellt, welches in der Lage ist zum einen aus einer einfachen Kameraaufnahme eine gut/schlecht Klassifizierung einzelner Bereiche durchzuführen und so unzureichend behandelte Oberflächen zu erkennen. Weiterhin ist das System in der Lage aus den Kamerabildern eine Abschätzung der Rauheitsparameter wie beispielsweise R_z zu erstellen.

Mit den erstellten Trainingsdaten können auch weitere KI-Modelle wie ein CNN (Convolutional Neural Network) oder ein Visual Transformer erstellt werden um den Fehler bei der Regression und der Klassifizierung zu reduzieren. Zugleich können Multi-Output-Modelle erstellt werden, welche nicht nur einen einzelnen Rauheitswert abschätzen, sondern parallel mehrere Parameter.

Am **IOT** wurde eine Sensoreinheit in die Lichtbogendrahtspritzanlage integriert, welche Prozessparameter mit hohen Abtastraten von bis 80 MHz aufzeichnen kann. In einem ersten Schritt wurden alle Sensoren montiert und getestet. Dies umfasst zwei Pyrometer, einen Distanzsensor, ein Mikrofon, sowie Sensoren für Drahtvorschub, Spannung und Strom. Für die Montage wurden 3D-gedruckte Halterungen und Montagebolzen entwickelt und iterativ verbessert, angepasst an unterschiedliche LDS- und HV-LDS-Brennerköpfe. Aus ersten Messungen geht hervor, dass die Aufzeichnung von Stromstärke und Spannung die höchste Relevanz hat. Mit Hilfe der Sensoren wurden Messdaten für die weitere Analyse und das Training von KI-Modellen geschaffen.

2.3 Arbeitspaket 3: Werkstoffentwicklung und Drahtherstellung

Je nach Offshore-Anwendung werden unterschiedliche Werkstoffsysteme benötigt. Für die Korrosionsschutzschichten aus dem ersten Test-Case werden konventionelle Drähte u. a. aus ZnAl15 benötigt und hergestellt. Für die Gleitlagerbeschichtungen im zweiten Test-Case existieren hingegen noch keine etablierten Werkstoffsysteme, sodass hier zusätzlicher Forschungsbedarf besteht. In Vorarbeiten am **IOT** konnte bereits das hohe Potenzial von TS-Beschichtungen für Gleitlager nachgewiesen werden [RJB+19, BÖK+18, BÖK+18]. Basierend auf diesen Vorarbeiten und dem Belastungskollektiv von Gleitlagern der **Miba** werden dazu neuartige Spritzzusatzwerkstoffe durch **Grillo** entwickelt. Die Herausforderung besteht darin, eine Legierung zu entwickeln, die als Draht eine ausreichende Steifigkeit für die Prozessvarianten LDS und insbesondere Präzisions-LDS auch bei hohen Zerstäubergasmassenflüssen erreicht sowie als Beschichtung den gewünschten selbstschmierenden Effekt beibehält, was i. d. R. durch weiche Werkstoffe wie Zinn erreicht werden. Dazu werden SnZn+X - und SnCu+X -Legierungen entwickelt, wobei insbesondere die Legierungselemente Al, Cu und Fe betrachtet werden. Während der Drahtherstellung kann beispielsweise eine Festigkeitssteigerung durch

Ausscheidungshärtung erreicht werden. Dieser Effekt wurde für ZnAl+X-Drähte bereits durch **Grillo**, **Linde** und das **IOT** im Projekt KOKON (FKZ: 0325672) erzielt [PJ17, BÖK+17]. Beim TS treten sehr hohe Abkühlraten auf, die den diffusionsgesteuerten Effekt der Ausscheidungshärtung unterdrücken können [FHB14, Tuc13, LB02, BÖK19, Kno19]. Zusätzlich sollen für Gleitlager Drähte aus etablierten Werkstoffsystemen wie AlSn-Legierungen hergestellt werden. Aufgrund der begrenzten Löslichkeit werden neben Massivdrähten auch Fülldrähte in Betracht gezogen. Dabei werden die chemischen und mechanischen Eigenschaften sowie Drahtgeometrien sämtlicher Zusatzwerkstoffe für jede Charge ermittelt und in der Datenbank aus AP1 hinterlegt. Die Bewertung der in AP5 eingesetzten Drahtwerkstoffe im Hinblick auf das Beschichtungsergebnis werden von der **UMR** KI-unterstützt validiert. Die Entwicklung und Herstellung der Drähte erfolgen durch **Grillo**. Die Anforderungen für die zu entwickelnden Gleitlagerwerkstoffe werden von **Miba** bereitgestellt. Die Beschichtungsexperten **Linde**, **Plasmatic** und **IOT** geben nach Durchführung der Beschichtung in AP5 Rückmeldung über die Verarbeitbarkeit der Drähte.

2.3.1 Wissenschaftliche und technische Ziele des AP3

Das Arbeitspaket AP3 widmet sich der Entwicklung und Bereitstellung geeigneter Drahtwerkstoffe für die beiden industriellen Anwendungsfälle des Projekts, nämlich Korrosionsschutz im Offshore-Bereich und Gleitlagerbeschichtungen. Ziel ist es, Drähte zu entwickeln, die nicht nur den prozesseitigen Anforderungen des Lichtbogendrahtspritzens genügen, die gewünschten Schichteigenschaften er. Der Werkstoffentwicklungsprozess war durch eine enge Kopplung von Materialherstellung, Verarbeitungstests und prozesseitiger Evaluierung gekennzeichnet. Hierbei übernahm **Grillo** die zentrale Rolle bei der Herstellung und Lieferung der Drahtmaterialien, während **IOT**, **Linde** und **Plasmatic** die prozesseitige Verarbeitung und Untersuchung vornahmen. Ergänzend brachte **Miba** anwendungsnahe Anforderungen aus dem Bereich der Gleitlagertechnik ein und definierte damit zentrale Zielparameter für die Materialentwicklung.

2.3.2 Umsetzung des AP3 im Projekt

Die Herstellung von AlSn-Massivdrähten bei der Fa. **Grillo** verlief nicht erfolgreich. Sn und Al sind nicht mischbar, weshalb schließlich nur eine Fülldrahtherstellung in Frage kam. Aufgrund von Lieferkettenproblemen konnte kein entsprechender Fülldraht geliefert werden. Als nächster Teilschritt wurden deshalb Versuche mit unterschiedlichen Drähten zur in situ Herstellung einer AlSn-Pseudolegierung vereinbart. Bei den ersten Tests mit 2,5 mm Al-Draht und 1,6 mm Sn-Draht schmolz der Al-Draht nicht auf, während Sn vollständig zerstäubt wurde. Die Schmelzpunkte beider Werkstoffe unterscheiden sich stark. Bei der Verwendung von zwei 2,5 mm Drähten konnte dennoch eine Beschichtung aufgetragen werden. Aufgrund der höheren Dichte von Sn ist hier allerdings ein Anteil von $x_{\text{Sn}} > 50 \%$ in der Beschichtung zu erwarten. Eine solche Zusammensetzung ist gemäß **Miba** nicht von technisch-wirtschaftlicher Bedeutung. Der Sn-Anteil müsste deutlich gesenkt werden. Aus diesem Grund wurden im letzten Schritt 2,5 mm Al-Draht gegen 2,5 mm ZnSn47 verspritzt. Die theoretische Zusammensetzung kann auf Grundlage der Massenströme berechnet werden und ist in Tabelle 2.4 angegeben.

Tabelle 2.4: Kalkulierte Zusammensetzung der Gleitlagerbeschichtung

Al	Sn	Zn
27 gew.-%	34 gew.-%	39 gew.-%

Für den ersten industriellen Testfall, den Offshore-Korrosionsschutz, wurde ZnAl15 als Basislegierung gewählt. Dieses System war aufgrund seiner etablierten Korrosionsbeständigkeit naheliegend und konnte bereits in frühen Projektphasen bereitgestellt werden. **Grillo** stellte Drähte mit Durchmessern von 1,6 mm und 2,5 mm her, die an die Partner verteilt wurden. Diese Drähte wurden verspritzt und bildeten die Grundlage für erste Parameterstudien.

Deutlich herausfordernder gestaltete sich die Entwicklung von Legierungen für den zweiten Testfall, die Gleitlagerbeschichtung. Als Zielwerkstoff wurde ein AlSn20-Draht definiert. Trotz intensiver Bemühungen stellte sich jedoch heraus, dass die Herstellung massiver AlSn20-Drähte technisch nicht umsetzbar ist. Mehrere Schmelz- und Umformrouten wurden durch Grillo getestet. Weder Strangguss noch Walz- oder Ziehprozesse führen zu einem Draht oder einer Vorlegierung mit ausreichender Homogenität und Verarbeitbarkeit. Ursachen dafür ist unter anderem die große Differenz der Schmelzpunkte von Aluminium und Zinn sowie die damit verbundene Neigung zu Inhomogenitäten, Segregationen und Schrumpfporen. Ergänzend wurden alternative Legierungen wie SnCu3 und ZnSn47 geprüft, die zwar nicht dem ursprünglichen Zielwerkstoff entsprachen, aber vergleichbare Eigenschaften in der tribologischen Anwendung bieten könnten. Entsprechende Drähte wurden hergestellt und sowohl bei **Grillo** als auch in den Anlagen von **Linde** und **IOT** prozessiert.

Parallel wurde die Möglichkeit untersucht, über Fülldrähte der Legierungen zu beschaffen, die sich als Massivdraht nicht herstellen lassen. Für AlSn-Systeme wurde die Herstellung eines Fülldrahtes mit Aluminium-Mantel und Zinn-Pulverfüllung konzipiert. Hierbei zeigte sich jedoch, dass die Verarbeitbarkeit solcher Drähte stark von der Partikelgröße und der Verteilung des Füllmaterials abhängt. Zwei potenzielle Lieferanten sagten nach ersten Versuchen ab, da die technischen Anforderungen zu hoch waren, insbesondere im Hinblick auf die mechanische Stabilität des Mantels beim Ziehen auf die Zielabmessungen.

Am **IOT** gelang das Beschichten mit 2,5 mm SnCu3- und Al-Drähten. Die so erzeugten Schichten wiesen stöchiometrische Zusammensetzungen auf, die prinzipiell für Gleitlager geeignet sind. In Kontakt mit Wasser zeigen die Beschichtungen allerdings eine spontane Zersetzung. Vermutlich verhindert der hohe Zinngehalt eine Passivierung der ZnAl-Matrix und ermöglicht damit eine schnelle Korrosion, respektive Redoxreaktion fördert.

2.3.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des AP3

Für Gleitlagerbeschichtungen ist AlSn20 als Ziel definiert. Trotz umfangreicher Untersuchung verschiedener Herstellungsrouten bei Grillo ist die Herstellung massiver AlSn20-Drähte für Gleitlagerbeschichtungen im Projektrahmen technisch nicht umsetzbar. Die Ursache dafür ist die fehlende Mischbarkeit von Aluminium und Zinn in Kombination mit stark unterschiedlichen Schmelzpunkten, was zu großen Herausforderungen in der Verarbeitung führt und eine Massivdrahtherstellung mit der derzeit verfügbaren Anlagentechnik unmöglich macht.

2.4 Arbeitspaket 4: Entwicklung der Oberflächenvorbehandlung

2.4.1 Wissenschaftliche und technische Ziele des AP4

Das Ziel in diesem Arbeitspaket besteht in einer weiteren Automatisierung der Oberflächenvorbehandlung für LDS-Prozesse sowie der sensorischen Erfassung dieses Prozesses. Die in AP2 entwickelten Sensorsysteme werden zur Prozessüberwachung eingesetzt und müssen dabei eine hohe Robustheit gegenüber den industriellen Umgebungsbedingungen gewährleisten. Die erforderliche Sensorik wird vom **GS** implementiert und in Zusammenarbeit mit dem **IOT** anhand von Oberflächenkennwerten iterativ validiert. Das in AP1 entwickelte KI-System dient auch einer automatisierten Überwachung der Oberflächenkennwerte. Durch Krebs wird eine automatische Strahlanlage zur Oberflächenvorbereitung an Gründungssegmenten von Offshore Windenergieanlagen entwickelt.

2.4.2 Umsetzung des AP4 im Projekt

Das Arbeitspaket AP4 befasste sich mit der Entwicklung, Erprobung und Validierung von Verfahren zur Oberflächenvorbehandlung als essenzieller Prozessschritt für die Qualität und Haftung der LDS-Beschichtungen. Die zentrale Zielsetzung besteht darin, reproduzierbare und automatisierbare Strahlprozesse zu entwickeln, die sowohl eine definierte Rauheit der Werkstückoberflächen erzeugen als auch Korrosionsprodukte wie Flugrost zuverlässig entfernen. Damit sollten die Voraussetzungen für eine stabile mechanische Verklammerung zwischen Substrat und Beschichtung geschaffen werden, die insbesondere für den Offshore-Korrosionsschutz, aber auch für tribologisch hochbelastete Gleitlager entscheidend ist. Konventionelle, manuelle Strahlprozesse sind aufgrund schwankender Qualität, ungleichmäßiger Bearbeitung und hoher Staubentwicklung für eine industrielle Anwendung nicht sinnvoll. Ferner ist auch eine KI-gestützte Analyse und Bewertung der Strahlbehandlung Teilzielsetzung des AP4.

2.4.2.1 Anlagenentwicklung durch Krebs

Deshalb steht die Konzeption einer automatischen, robotergeführten und staubfreien Strahlanlage durch Krebs im Vordergrund dieses Arbeitspakets. Hierbei wurde ein besonderes Augenmerk auf die Prozessstabilität gelegt, da bereits geringe Abweichungen in der Vorbehandlung zu erheblichen Unterschieden in der Haftung der aufgetragenen Schichten führen. Das **GS** begleitete die Entwicklung der automatischen Strahlanlage und nutzte den in AP2 entwickelten Versuchsstand zur Messung von Oberflächenkennwerten der von Krebs versuchsweise gestrahlten Proben. Die **UMR** unterstützte dabei mit der Entwicklung eigener und Integration der am **GS** entwickelten KI-Modelle zur Klassifizierung von Bildern gestrahlter Proben. Das **IOT** brachte verschiedene beschichtete und unbeschichtete Musterproben zur Referenzierung ein.

Die technische Umsetzung der Vorbehandlung bei Krebs erfolgte über mehrere Konzeptstudien zur Entwicklung einer Innen- und Außenstrahlanlage. Dabei wurden verschiedene Düsengeometrien und Strahlmittel untersucht, um eine homogene Oberflächenbearbeitung bei minimalem Staubaufkommen zu gewährleisten. Ein wichtiger Aspekt war die Definition der Strahlparameter, insbesondere des Strahldrucks, der Körnung des Strahlmittels sowie die Überlappung der Strahlbahnen. Parallel dazu

entwickelte Krebs ein robotergeführtes Strahlsystem, das in der Lage war, komplexe Bauteilgeometrien automatisiert zu bearbeiten. Eine der Entwicklungen für den Labormaßstab ist in Abbildung 2.24 zu sehen. Durch eine Integration der Absaugung in den Bearbeitungskopf werden die Staubemissionen minimiert. Gleichzeitig gewährleistet der Einsatz eines Kuka-Roboters eine hohe Wiederholgenauigkeit und das Abfahren komplexer Geometrien.

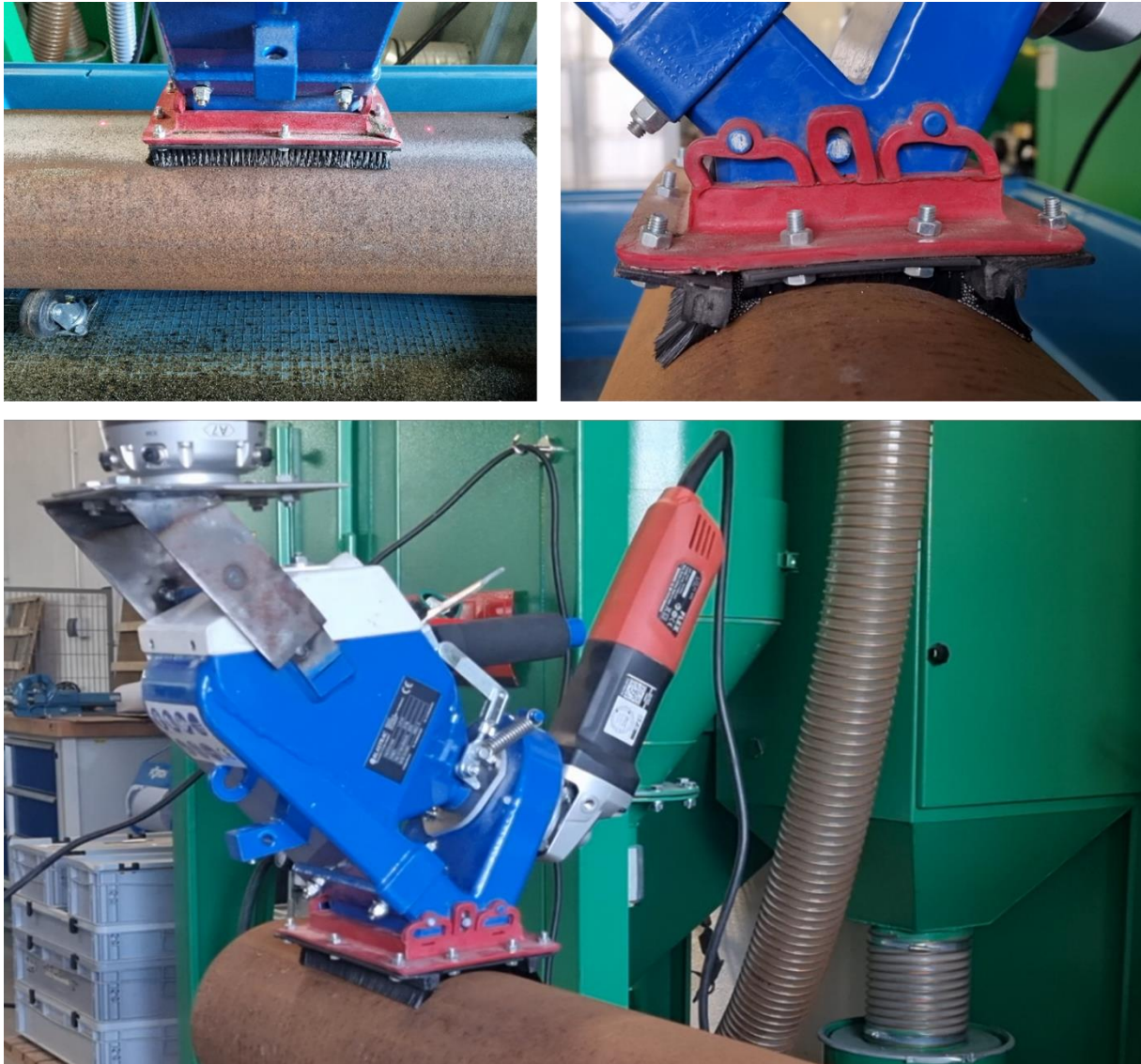


Abbildung 2.24: Robotergeführter Laboraufbau von Krebs zum automatisierten Strahlen von Proben mit integrierter Absaugung

Die Testmessungen an ungestrahlten, teilgestrahlten und gleichmäßig gestrahlten Proben bestätigten die Fähigkeit des Systems, unterschiedliche Strahlzustände zuverlässig zu unterscheiden. Neben der Rauheitserzeugung war das Entfernen von Flugrost eine zentrale Funktion der Vorbehandlung. Da sich auf unlegierten Baustählen unter atmosphärischen Bedingungen bereits nach kurzer Zeit Korrosionsprodukte bilden, ist auch das Entfernen von Flugrost Ziel der Oberflächenvorbehandlung. Mit der hier konzipierten Strahlanlage ist auch dieses Ziel erreicht worden. Flugrost kann mit der neukonzeptionierten Anlage großflächig eliminiert werden.

2.4.2.2 Schnittstelle zum KI-System

Zur automatischen, optischen Rosterkennung der vorbehandelten Proben wurde eine KI-gestützte Bildauswertung durch **UMR** und **GS** entwickelt. Mit Hilfe des KI-Modells können Rost und die Qualität der Strahlung automatisiert analysiert und bewertet werden. Damit wurde ein weiteres Element für die Automatisierung der Prozesskette geschaffen, das die bislang übliche sehr zeitaufwendige visuelle Kontrolle durch Fachpersonal ersetzt.

Entscheidend für diese Anwendung ist die Erkennung von Fehlstellen nach einem Strahlprozess. Wurde eine solche erkannt, muss diese Stelle erneut gestrahlt und überprüft werden. Dieses kann als einfaches Klassifikationsproblem des maschinellen Lernens (ML) angesehen werden. ML bietet eine Vielzahl an Algorithmen, um dieses Problem anzugehen. Im ersten Schritt nutzte das **GS** die Klasse der Ensemble-Algorithmen als Klassifikator eingesetzt. Dabei werden für die Eingangsdaten eine definierte Menge an Entscheidungsbäumen aufgespannt, welche nach dem Mehrheitsprinzip ein Eingabebild in eine Klasse einordnen – im vorliegenden Fall als binäres System in Gut/Schlecht.

Hierzu wurden für jede Klasse eine Menge von etwa 1.400 Bildkacheln mittels des Messstandes des **GS** aufgenommen und manuell klassifiziert, um als Trainingsdaten für die Modelle zu dienen. Da im klassischen ML die Filterparameter *a priori* definiert werden müssen, wurden neben den in Tabelle 2.1 aufgeführten weitere hinzugefügt. Letztgenannte zusätzliche Parameter sind Tabelle 2.5 zu entnehmen.

Tabelle 2.5: Ergänzende ML Filter für Ensemble Klassifikation

Parameter	Beschreibung	Classifier	Regressor
Img_r	Rot-Anteil des Bildes	✓	✓
Img_g	Grün-Anteil des Bildes	✓	✓
Img_b	Blau-Anteil des Bildes	✓	✓
Img_gray	In Graustufen umgewandeltes Bild	✓	✓
Entropy_mean	Mittelwert der Entropie des Bildes	✓	✓
Entropy_std	Standardabweichung der Entropie	✓	✓
Entropy_shannon	Shannon-Entropie des Graustufenbildes	✓	✓
Sigma	Standardabweichung des Histogramms	✗	✓
Sobel	Kantenerkennungsfiler mit 3x3 Kernel	✗	✓
Roberts	Kantenerkennungsfiler mit 2x2 Kernel	✗	✓
GLMC	Gray-Level Co-Occurrence Matrix	✗	✓

Weitere Filter wie *GABOR* wurden ebenfalls getestet, zeigten jedoch einen vernachlässigbaren Einfluss auf das Ergebnis. Im ersten Fall wurde ein Random-Forrest-Classifizier (RF) eingesetzt. In Abbildung 2.25 sind die Ergebnisse der Klassifizierung durch das am **GS** entwickelte ML-Programm beispielhaft dargestellt. Im linken Teil befindet sich das Ausgangsbild, im rechten Teil die jeweilige Bewertung durch den Algorithmus. Unter **A** werden gut gestrahlte Flächen korrekt als „gut“ markiert, Fehlstellen, wie beispielsweise die Bohrungen hingegen "rot". Im Block **C** ist eine ungestrahlte Platte ebenfalls korrekt als vollständig fehlerhaft klassifiziert worden. Im **B** Block ist die Kachelung der Bilder erkennbar. Jede einzelne Kachel wurde hier entsprechend bewertet und Bereiche mit Fehlstellen oder Rost entsprechend als schlecht klassifiziert markiert. Gut gestrahlte Bereiche werden auch hier richtig erkannt.

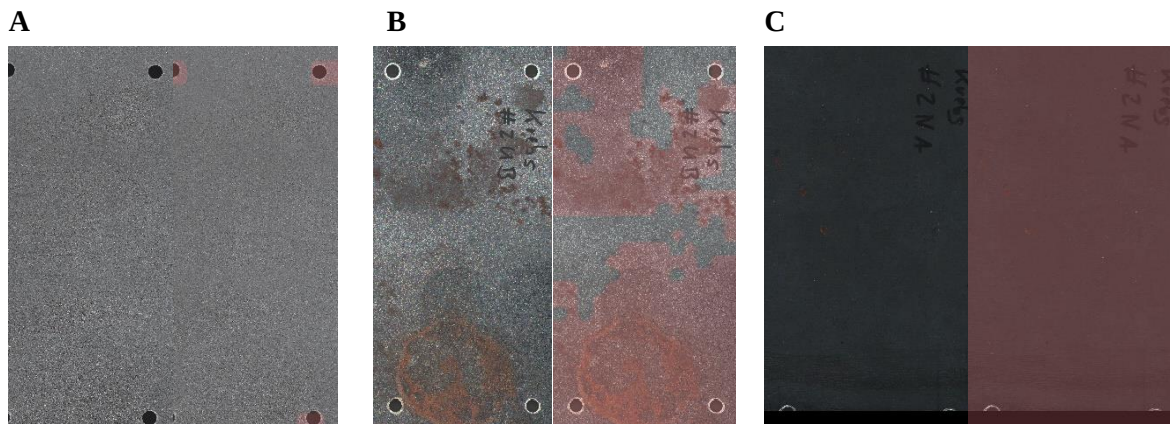


Abbildung 2.25: Ergebnisse der Fehlstellenerkennung mit Random-Forrest-Classifer. A: gut gestrahlte Probe B: schlecht gestrahlte Probe mit Rost C: ungestrahlte Probe. Erkannte Fehlstellen werden als rotes Overlay angezeigt.

Rauheitsabschätzung aus Kamerabildern

Parallel zur Klassifizierung der Daten wurde ein weiteres KI-Modell entwickelt, welches in der Lage ist, die Rauheitswerte aus Kamerabildern abzuschätzen. Hierzu wird neben einem Ensemble-Regressor auch ein Convolutional Neural Network (CNN) eingesetzt. Da für einen Ensemble-Regressor die Filter manuell definiert werden müssen, eignet sich dieses Verfahren nur bedingt für die Problemlösung. Sowohl ein *Random-Forrest-Regressor* als auch ein *Histogram-Gradient-Boosting-Regressor (HGB)* wurden betrachtet. Nach der Evaluation verschiedener Parameter zeigte sich eine akzeptable Abschätzung der R_z Werte, wobei der HGB Regressor eine bessere Performance bei geringerem Fehler lieferte. So ist es möglich, einen Rauheitsbereich aus den Bilddaten abzuschätzen. In Tabelle 2.6 ist ein Vergleich des Fehlers beider Modelle aufgezeigt, wobei der Fehler als absolute Differenz zwischen Prognose und validierten Trainingsdaten definiert ist.

Tabelle 2.6: Fehler der verschiedenen Regressionsmodelle für den Rauheitsparameter R_z

Fehlerparameter	Random-Forrest-Regressor	Histogram-Gradient-Booting-Regressor	
Preprocess	Rohdaten	Rohdaten	Ausreißer bereinigt
Mittelwert	686,83 μm	10,06 μm	8,29 μm
Standardabweichung	1.084,71 μm	17,08 μm	7,76 μm
Maximum	8770,02 μm	194,19 μm	56,35 μm
Minimum	1,57 μm	0,02 μm	0,01 μm
Median	177,99 μm	6,02 μm	5,85 μm
MAE	686,83 μm	10,06 μm	8,29 μm

2.4.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des AP4

Kernergebnis des AP4 ist die Entwicklung einer robotergeführten Strahlanlage zur staubarmen Vorbehandlung von Stahlsubstraten durch Krebs. Mit den entwickelten Anlagenkonzepten können komplexe Geometrien reproduzierbar vorbearbeitet werden. Durch systematische Untersuchungen zu Düsengeometrie, Strahlmittel und Parametern wie Druck und Überlappung ist ein Strahlsystem realisiert worden, das definierte Rauheiten erzeugt und Flugrost zuverlässig entfernt.

Parallel wurde eine KI-gestützte Bildauswertung von **GS** und **UMR** etabliert. Damit können Rost- und Fehlstellen automatisiert erkannt werden, sodass die bislang erforderliche zeitaufwendige Sichtkontrolle durch Fachpersonal entfällt. Darüber hinaus gelang dem **GS** die Abschätzung von Rauheitswerten direkt aus Kamerabildern mit einem Histogram-Gradient-Boosting-Regressor, der R_z mit einem mittleren Fehler von $\varepsilon_{MAE} < 10 \mu\text{m}$ abschätzen kann.

2.5 Arbeitspaket 5: Entwicklung der Beschichtungsprozesse LDS und HLDS

2.5.1 Wissenschaftliche und technische Ziele des AP5

AP5 verfolgt das Ziel, datenbasiert geeignete Prozessparameter für die Beschichtungsprozesse LDS und HV-LDS zu entwickeln. Dazu werden Prozessdaten mit hoher Messfrequenz erfasst, in der Projektdatenbank gespeichert und durch die in AP1 entwickelte KI ausgewertet. Eine in-situ-Überwachung ermöglicht die Erkennung unzulässiger Abweichungen und bildet die Grundlage für eine fertigungsbegleitende Prozessdiagnostik.

Für einen ersten Test-Case werden Korrosionsschutzschichten von **Grillo** und Krebs hergestellt und hinsichtlich Prozesssignalen sowie Schichteigenschaften wie Mikrohärte und Porosität ausgewertet. Die Substratvorbereitung erfolgt dabei mit den in AP4 entwickelten Oberflächenbehandlungen. Im zweiten Test-Case werden Gleitlagerbeschichtungen von **Linde**, **IOT** und **Plasmatic** entwickelt. Hierbei untersucht **Linde** insbesondere Gasflüsse und -zusammensetzungen, während **IOT** und **Plasmatic** den Einfluss elektrischer Einstellgrößen fokussiert betrachten. Durch die gemeinsame Nutzung von Partikel-Diagnostiksystemen des **IOT** bei **Plasmatic** werden unterschiedliche Standard miteinander verglichen, wodurch eine Übertragbarkeit zwischen Labor- und Industrieprozessen geprüft und zusätzliche Daten für das Training der KI generiert werden.

Zur Lebensdauervorhersage der Beschichtungen führt das **IOT** Hochlastversuche mit dem Ring-Scheibe-Tribometer TRM 5.000 durch. Ziel der tribologischen Versuche ist es kritische Mischreibungsbedingungen von Anfahrvorgängen realistisch abzubilden. Anforderungen aus Offshore-Anwendungen werden von **Miba** und Krebs für die Test-Cases 2 beziehungsweise 1 eingebracht, sodass die jeweils für Korrosionsschutz und tribologisch hochbelastete Anwendungen entwickelten Schichten zielführend getestet und bewertet werden können.

Die in AP2 entwickelten Sensorsysteme werden für die Schichtherstellung eingesetzt, ihre Daten über Schnittstellen an FURTHR und die **UMR** weitergegeben und dort zur KI-gestützten Parameterauswahl und Anomalieerkennung genutzt. **Grillo** stellt den drahtförmigen Zusatzwerkstoff für die Beschichtungsprozesse bereit. Die Verarbeitbarkeit neuentwickelter Drähte wird von den Projektpartnern geprüft und rückgemeldet. Insgesamt zielt AP5 damit auf eine umfassende Parametrisierung, Überwachung und Weiterentwicklung der LDS- und HV-LDS-Prozesse ab, die sowohl wissenschaftlich fundiert als auch industriell übertragbar ist.

2.5.2 Umsetzung des AP5 im Projekt

Das Arbeitspaket 5 behandelte die Weiterentwicklung und Optimierung der Beschichtungsprozesse LDS und HV-LDS. Dafür liefern die Arbeitspakete AP2 bis AP4 wesentliche Vorbedingungen:

- Die in AP2 am **IOT** implementiert Sensorik wird zur Aufzeichnung von Prozessdaten eingesetzt
- **Grillo** entwickelt im Rahmen des AP3 drahtförmige Spritzzusatzwerkstoffe für die Verwendung in Test-Case 2
- AP4 schafft die Grundlage für eine automatisierte und datenbasierte Vorbehandlung der zu beschichtenden Substrate

2.5.2.1 Messungen mit Particle Flux Imaging

Unter Variation von Prozessparametern wie Stromstärke, Spannung, Drahtvorschub und Zerstäubergasstrom wurden die Auswirkungen mit Blick auf Prozessinstabilitäten und Schichtaufbau durch KI-Modelle systematisch untersucht. Die Arbeiten des Projektpartners **Linde** fokussierten sich auf das sogenannte Particle Flux Imaging (PFI) Diagnostiksystem. Bei dem PFI-Verfahren werden digitale Filter eingesetzt um gezielt relevante Bereiche wie den Plasmastrahl und die Partikelzerstäubungszone zu erfassen. Dazu werden Ellipsengeometrien digital auf diese Bereiche angepasst. Die mathematischen Größen, die die Ellipse beschreiben sind wiederum ein Charakteristikum des Prozesses. Starke Abweichungen der Ellipsenform gegenüber einer Referenz lassen auf Prozessinstabilitäten und Fehler schließen.

Erste Tests des Projektpartners **Linde** mit Zinkdrähten zeigten, dass das bisher genutzte PFI-Diagnostiksystem wegen der niedrigeren Lichtemissionen der Spritzpartikel keine zuverlässigen, reproduzierbaren Daten liefert. Bei Werkstoffen mit höheren Schmelztemperaturen funktioniert das System deutlich besser. Aufgrund starker Unterschiede im Leuchtverhalten und Verschmutzungsanfälligkeit des Systems, besonders bei Zink-Werkstoffen, wurde das bisherige PFI-System der Firma **Linde** modernisiert und durch unter anderem mit einer neuen Kamera ausgestattet. Aus denselben Gründen sowie mit dem Ziel einer guten Vergleichbarkeit von Messergebnissen wurde das PFI-System des **IOT** modernisiert.

Ein Vergleich der Bilder, des alten mit denen des neuen Systems, zeigt deutlich, dass das neue System eine bessere Bildqualität hinsichtlich Kontrast und Auflösung liefert. Das höhere Belichtungsspektrum des modernisierten PFI-Systems erlaubt eine präzise und detailliertere Erfassung der Bilddaten, wie in Abbildung 2.26 zu sehen ist. Dies führt zu einer verbesserten Fähigkeit, die durch einen Algorithmus beschriebenen prozesscharakteristischen Ellipsen genauer abzugrenzen und darzustellen. Die Reproduzierbarkeit und Genauigkeit der Ergebnisse konnten damit erhöht, weil das neue System stabilere und konsistentere Ergebnisse liefert.

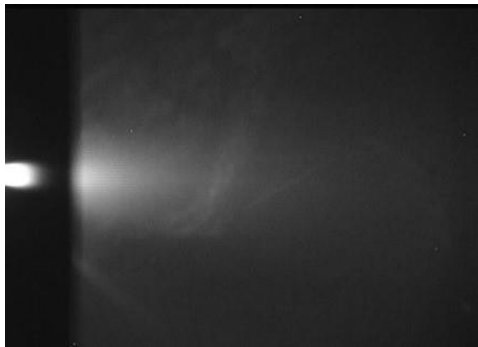


Abbildung 2.26: PFI-Bilder des alten System links und des modernisierten Systems rechts

Eine exemplarische Darstellung der ersten Versuchsreihen von **Linde** mit dem modernisierten PFI-System ist in Abbildung 2.27 zu sehen. Diese Abbildung veranschaulicht die Kombination aus der Falschfarbenvisualisierung und dem präzisen Einschreiben der Ellipsen.

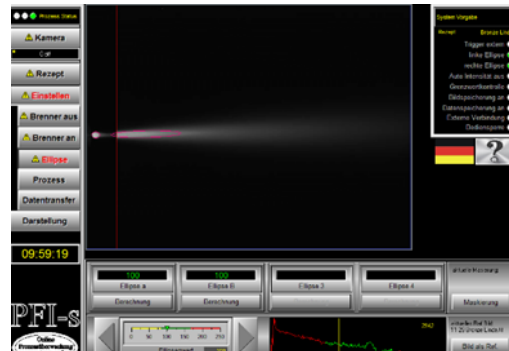
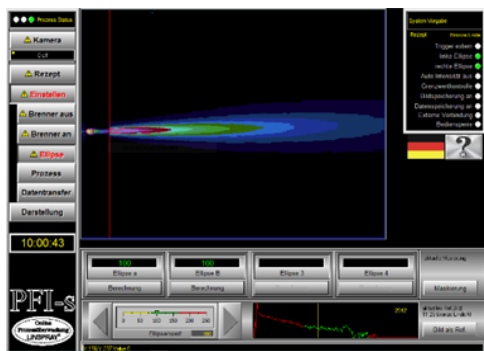


Abbildung 2.27: PFI-Falschfarbendarstellung links und erzeugte Ellipsen rechts

Im Rahmen des Systemtests wurde ein besonderer Fokus auf die, aus den Ellipsen abgeleiteten, numerischen Werte gelegt. Diese Werte dienen als Grundlage für einen direkten Vergleich zwischen einem zuvor erstellten Referenzbild und einem aktuellen Bild, das unter veränderten Prozessparametern aufgenommen wurde. Durch diesen Vergleich können Abweichungen in den Parametern festgestellt werden. Dies ist von essenzieller Bedeutung, um potenzielle Fehlerquellen im Prozess frühzeitig zu erkennen und insbesondere fehlerhafte Beschichtungen aktiv zu verhindern.

Im Rahmen der Systemtests wurden die aus der Ellipsenanalyse gewonnenen numerischen Werte genutzt, um Referenz- und Vergleichsbilder unter verschiedenen Prozessparametern direkt gegenüberzustellen. Auf diese Weise können Abweichungen und Fehlerquellen im Beschichtungsprozess identifiziert werden. Gezielt herbeigeführte Änderungen, etwa an Spannung oder Gasdruck, zeigen sich deutlich an den Ellipsenparametern: Veränderte Spannung beeinflusst Größe und Position der Ellipse, während Druckänderungen die Strahlgeometrie sichtbar verändern.

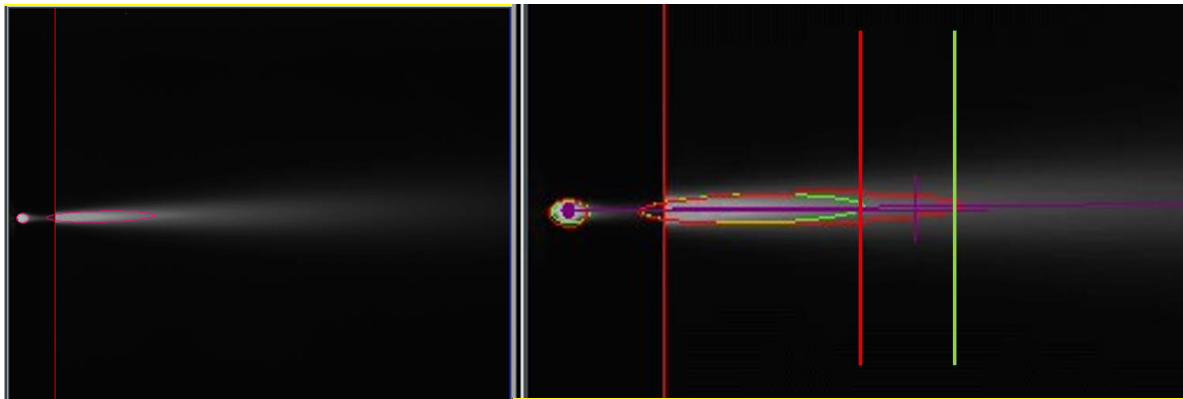


Abbildung 2.28: PFI-Bilder und Auswertung durch Ellipsen der Referenz links und aus einer anderen Spannung resultierende Änderungen rechts

Die Analyse der Parameter und Daten liefert nicht nur einen klaren Hinweis auf die Veränderung, sondern auch eine Einordnung des Fehlers. Durch die charakteristischen Verschiebungen und Größenänderungen dieser Werte kann eindeutig darauf geschlossen werden, welcher Prozessparameter verändert wurde. Das System ermöglicht es somit, nicht nur Abweichungen festzustellen, sondern auch deren Ursachen zu identifizieren.

In Analogie zu diesen PFI-Tests wurden gemeinsame Messungen mit dem PFI-System des IOTs bei **Plasmatic** durchgeführt. Insgesamt wurden jeweils neuen verschiedene Prozessparameter für die LDS und die HV-LDS Anlage der **Plasmatic** getestet. Im Gegensatz der des **IOT** ist die LDS-Anlage von **Plasmatic** stromstärkengeregt. Die Stromstärke ist dabei direkt proportional zur Drahtförderrate. In Abbildung 2.29 sind die Auswirkungen einer Erhöhung der Stromstärke auf die Form und auch die Helligkeit des durch PFI ermittelten Spritzkegels beim HV-LDS zu sehen. Zu beobachten ist eine Längung der charakteristischen Ellipse bei gleichzeitig stark erhöhter Helligkeit. Von den Drahtenden ausgehende separate Plasmaströme sind nur für 100 A und 200 A zu sehen. Bei 300 A erscheint nur noch ein einzelner Strom.

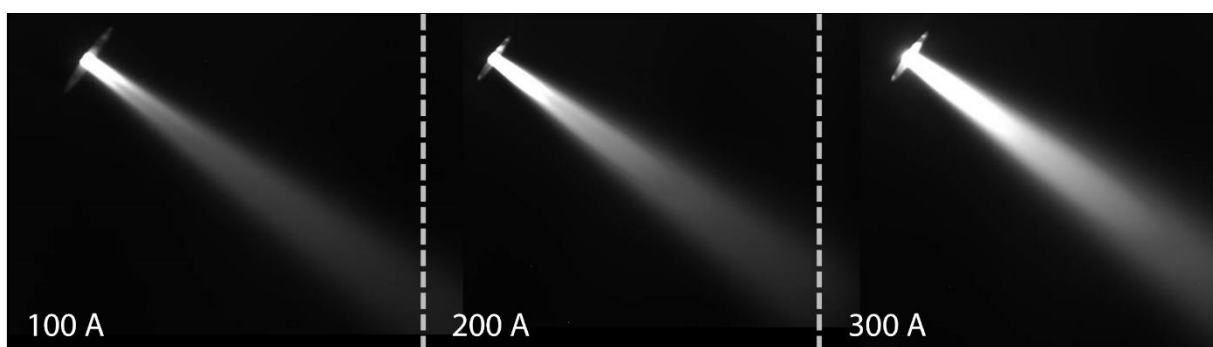


Abbildung 2.29: Exemplarische PFI-Messungen des **IOT** bei **Plasmatic** mit unterschiedlichen Stromstärken 100 A, 200 A, 300 A

Gleichzeitig wurden im Rahmen der Messkampagne bei **Plasmatic** Franken Stromstärke, Spannung und Schall mit der in AP2 am implementierten Sensorbox des **IOT** aufgenommen. die Aufnahme von Messdaten mit der, im Rahmen des AP2 implementierten. Insgesamt waren die Arbeiten des **IOT** in AP5 auf die Arbeit mit der Sensorbox konzentriert. Hierzu erfolgten insgesamt vier Messkampagnen.

2.5.2.2 Beschichtungsversuche des IOT mit Sensorbox

Für erste Beschichtungsversuche wurde ein Übergang ohne meanderförmige Spritzbahnen festgelegt. Bei der Verwendung meanderförmige Spritzbahnen und hoher Verfahrgeschwindigkeit kommt es zu Überlagerungen der einzelnen Schichtlagen kommen, was die Zuordnung der Anomalien aus den Sensordaten erschweren könnte. Außerdem kann anhand der auf diese Weise hergestellten Footprint-Proben die Verteilung der Spritzpartikel auf dem Substrat abgelesen werden. Als Zielschichtdicke wurde in Rücksprache mit Krebs $s = 100 \mu\text{m}$ festgelegt. **Grillo** lieferte für die Versuche einen ZnAl15-Draht mit einem Durchmesser von $\varnothing = 1,6 \text{ mm}$. Zunächst wurde durch das **IOT** eine Variation der Roboter-geschwindigkeit, respektive Scangeschwindigkeit v_{rob} untersucht.

Die eingestellten Prozessparameter sind Tabelle 2.7 zu entnehmen. Eine Analyse der Sensordaten zeigt keinen signifikanten Einfluss der Roboter-geschwindigkeit auf die Größen Stromstärke, Spannung, Schall und Drahtvorschubgeschwindigkeit. Die Stabilität des betrachteten HV-LDS Prozesses ist dementsprechend in den gewählten Grenzen von der Roboter-geschwindigkeit unabhängig.

Tabelle 2.7: Eingestellte Prozessparameter für die Beschichtung mit ZnAl15 $\varnothing = 1,6 \text{ mm}$

Parameter	Symbol	Einheit	Wert
Spannung	U	V	35
Zerstäubergasmenge	$\dot{V}$	SLPM	2.500
Drahtvorschub	v_{Draht}	m/min	4,5
Spritzabstand	D	mm	100
Roboter-geschwindigkeit	v_{Rob}	mm/s	10; 25; 50; 100

Für die Beschichtungsproben wurden Schliffbilder durch metallographische Probenpräparation hergestellt. Anhand von lichtmikroskopischen Aufnahmen dieser Schliffbilder kann eine erste Schichtcharakterisierung vorgenommen werden. In Abbildung 2.30 sind die Aufnahmen der verschiedenen Querschliffe dargestellt. Dabei handelt es sich um zusammengesetzte Bilder bei einer 50-fachen Vergrößerung. Aufgrund des einzelnen Roboterübergangs ist die Schichtdicke über den Querschnitt nicht konstant und ein Spritzdichteprofil ist zu erkennen. Die Schichtdicke s ist in der Mitte am höchsten und nimmt zu den Seiten hin ab.

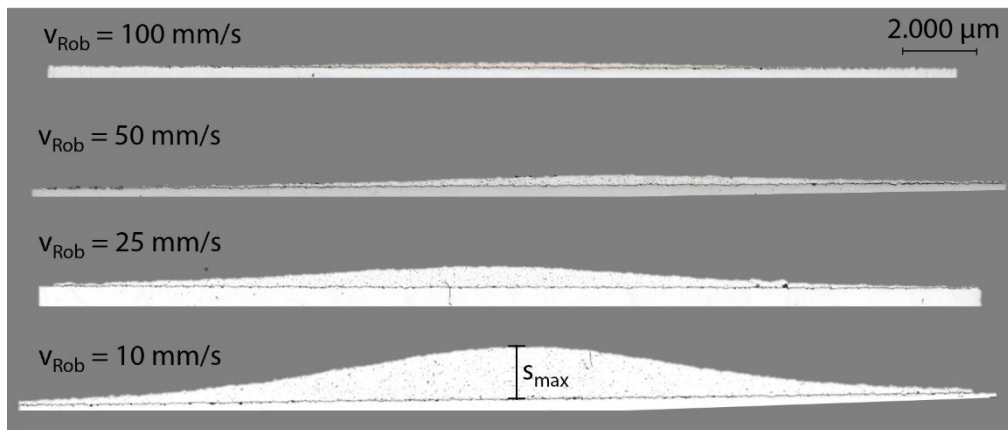


Abbildung 2.30: Lichtmikroskopaufnahmen der Querschliffe mit einer ZnAl15-Beschichtung mit 50-fachen Vergrößerung bei unterschiedlichen Robotergeschwindigkeiten

Ebenfalls deutlich zu erkennen ist, dass die Schichtdicke s mit abnehmender Robotergeschwindigkeit v_{Rob} zunimmt. Der Spritzvorgang dauert mit abnehmender Robotergeschwindigkeit v_{Rob} bei einer gleichen Strecke länger.

Für weitere Tests der Sensorbox wurde vergleichend ein X2CrNiMo17-12-2-Draht verwendet. Die eingestellten Prozessparameter sind in Tabelle 2.8 dargestellt. Dieser Werkstoff eignete sich nicht um eine ausreichende Schichtdicke bei nur einem Übergang zu erhalten. Aufgrund der Sprödigkeit und der Eigenspannungen traten Risse und Delaminationen auf. Die Proben eigneten sich daher auch nicht zur weiteren Betrachtung. Die Messdaten konnten durch die Sensorbox jedoch auch mit diesem Draht reproduzierbar erfasst werden.

Tabelle 2.8: Eingestellte Prozessparameter für die Beschichtung mit X2CrNiMo17-12-2 $\varnothing = 1,6$ mm

Parameter	Symbol	Einheit	Wert
Spannung	U	V	30-38
Zerstäubergasmenge	$\dot{V}$	SLPM	1.500
Drahtvorschub	v_{Draht}	m/min	1,5-3,5
Spritzabstand	d	Mm	100
Robotergeschwindigkeit	v_{Rob}	mm/s	25

Zur weiteren Validierung wurde ein ZnAl15 Draht mit einem Durchmesser von $\varnothing = 2,0$ mm getestet. Auch dieser Draht wurde von **Grillo** geliefert und ist kommerziell erhältlich. Bei dieser Versuchsreihe wurden Robotergeschwindigkeit v_{Rob} und Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ variiert. Die eingestellten Prozessparameter sind in Tabelle 2.9 dargestellt. Die Abstände der Messwerte lagen bei der Robotergeschwindigkeit v_{Rob} bei $\Delta v_{\text{Rob}} = 25$ mm/s und bei der Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ bei $\Delta \dot{V} = 200$ SLPM.

Tabelle 2.9: Eingestellte Prozessparameter für die Beschichtung mit ZnAl15 Ø = 2,0 mm

Parameter	Symbol	Einheit	Wert
Spannung	U	V	35
Zerstäubergasmenge	$\dot{V}$	SLPM	700-1.500
Drahtvorschub	v_{Draht}	m/min	2,0
Spritzabstand	D	Mm	100
Robotergeschwindigkeit	v_{Rob}	mm/s	1-100

Bei zwei Parametereinstellungen wurde der Beschichtungsvorgang vorzeitig unterbrochen. Zum einen unterbricht der Zündungsvorgang bei einer Zerstäubergasmenge unter $\dot{V} = 900$ SLPM. Zum anderen führen besonders niedrigere Robotergeschwindigkeiten zu sehr hohen Schichtdicken, die zu einer Schichtdelamination führen.

Bei der oberflächlichen Untersuchung zeigten die Beschichtungen unterschiedlich große Flächen. Der Footprint beschreibt die Breite des Spritzstrahls, der über die Probe geht. Der Footprint wird schmaler bei den Proben mit zunehmender Robotergeschwindigkeit v_{Rob} und zunehmender Zerstäubergasmenge $\dot{V}$. Die Aufnahmen dazu sind in Abbildung 2.31 dargestellt. Die schwarz gestrichelten Linien zeigen die Grenzen der Spritzfläche an. Mit zunehmender Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ nimmt die Partikelgröße ab. Die kleineren Spritzpartikel sind aufgrund ihrer geringeren Masse leichter ablenkbar. Zusätzlich könnte die geringere Partikelgeschwindigkeit am Rand des Spritzstrahles zu einer geringeren kinetischen Energie und damit zu weniger anhaftenden Partikeln führen.

Die Rauheit der Proben wurde am **IOT** mit dem konfokalen Laserscanningmikroskop VKX-210 der Firma Keyence Corporation untersucht. Für die Messung wurde eine 20-fache Vergrößerung und eine Schrittweite von $\Delta d = 0,5 \mu\text{m}$ verwendet. Pro Parameter wurden drei Messungen an verschiedenen Positionen gemacht, sodass eine statistisch signifikante Aussage getroffen werden kann. Bei der Auswertung wurde die Grenzwellenlänge auf einen Wert von $\lambda_c = 2,5 \text{ mm}$ und der Cut-off auf einen Wert von $\lambda_s = 0,8$ eingestellt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 2.32 dargestellt. Pro Parameterkombination wurden drei Messungen durchgeführt und daraus wurden der Mittelwert sowie die Standardabweichung berechnet. Die Probe mit der Parameterkombination von Robotergeschwindigkeit $v_{\text{Rob}} = 25 \text{ mm/s}$ und Zerstäubergasmenge $\dot{V} = 1.300 \text{ SLPM}$ besitzt die höchste Standardabweichung σ mit $\sigma = 1,18 \mu\text{m}$ und zugleich auch den höchsten Mittelwert mit $R_a = 3,81 \mu\text{m}$. Die Probe mit der Parameterkombination von Robotergeschwindigkeit $v_{\text{Rob}} = 75 \text{ mm/s}$ und Zerstäubergasmenge $\dot{V} = 1.300 \text{ SLPM}$ besitzt die niedrigste Standardabweichung mit $\sigma = 0,21 \mu\text{m}$ und einem Mittelwert von $R_a = 2,99 \mu\text{m}$. Die Mittelwerte der Proben mit der Zerstäubergasmenge $\dot{V} = 900 \text{ SLPM}$ sind mit $R_a = 3,62 \mu\text{m}$ und $R_a = 3,68 \mu\text{m}$ nahezu gleich. Eine höhere Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ verursacht kleinere Spritzpartikel. Diese sollten eine geringere Rauheit der Beschichtung erzielen. In dieser Untersuchung wird die Rauigkeit R_a nicht signifikant durch die Veränderung der Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ oder der Robotergeschwindigkeit v_{Rob} beeinflusst. Eine Tendenz ist auch gerade aufgrund der Schwankungen nicht zu erkennen.

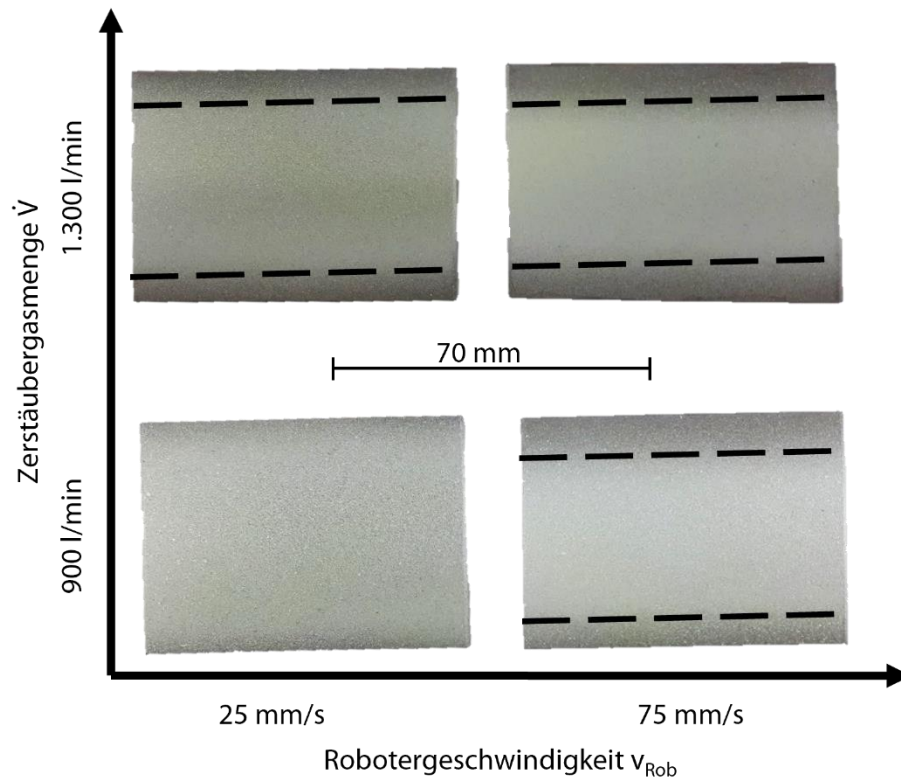


Abbildung 2.31: Spritzfläche in Abhängigkeit der Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ und der Robotergeschwindigkeit v_{Rob}

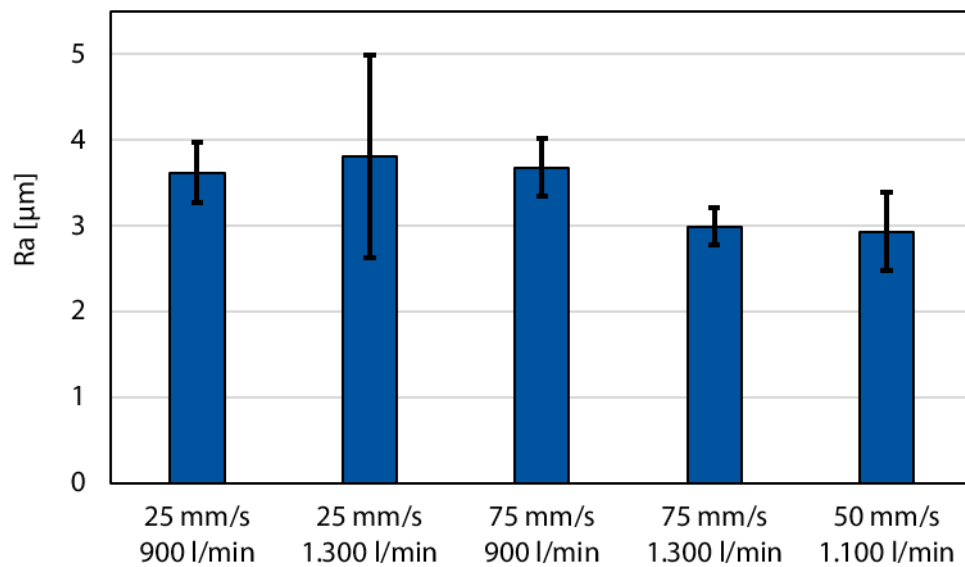


Abbildung 2.32: Rauheitswert R_a in Abhängigkeit der Parametervariation

Ein Überblick über die Querschliffe der verschiedenen Parameterkombinationen ist in Abbildung 2.33 dargestellt. Dabei nimmt mit zunehmender Robotergeschwindigkeit v_{Rob} die Schichtdicke s ab. Ein wichtiges Schichtmerkmal ist die Anbindung der Beschichtung an das Substrat. Bei den Querschliffen mit der Robotergeschwindigkeit $v_{\text{Rob}} = 75 \text{ mm/s}$ kam es zu einer Delamination der Schicht.

Für eine quantitative Aussage zu den auftretenden Poren in unterschiedlicher Größe und Ausprägung wurde das Plugin WEKA Segmentation 2D aus dem Open-Source-Bildverarbeitungsprogramm Fiji verwendet. Hierzu wurden neben den Poren auch die Risse betrachtet. Es wurden immer gleich große Rechteck-Geometrien mit einer Fläche $A = 40 \times 40 \mu\text{m}^2$ zur Weiterverarbeitung genutzt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 2.34 dargestellt. Der niedrigste Anteil der Defekte in der Beschichtung liegt mit $a = 15,06 \%$ bei der Probe mit der Parameterkombination von Robotergeschwindigkeit $v_{\text{Rob}} = 50 \text{ mm/s}$ und Zerstäubergasmenge $\dot{V} = 1.100 \text{ SLPM}$ vor, während der höchste Anteil mit $a = 26,95 \%$ bei der Probe mit der Parameterkombination von Robotergeschwindigkeit $v_{\text{Rob}} = 75 \text{ mm/s}$ und Zerstäubergasmenge $\dot{V} = 900 \text{ SLPM}$ vorliegt. Die Probe mit der Parameterkombination von Robotergeschwindigkeit $v_{\text{Rob}} = 25 \text{ mm/s}$ und Zerstäubergasmenge $\dot{V} = 900 \text{ SLPM}$ weist mit $\sigma = 9,05 \%$ die höchste Standardabweichung auf. Die Werte der Proben mit Robotergeschwindigkeiten $v_{\text{Rob}} = 75 \text{ mm/s}$ und $v_{\text{Rob}} = 50 \text{ mm/s}$ weisen ähnliche Standardabweichungen auf.

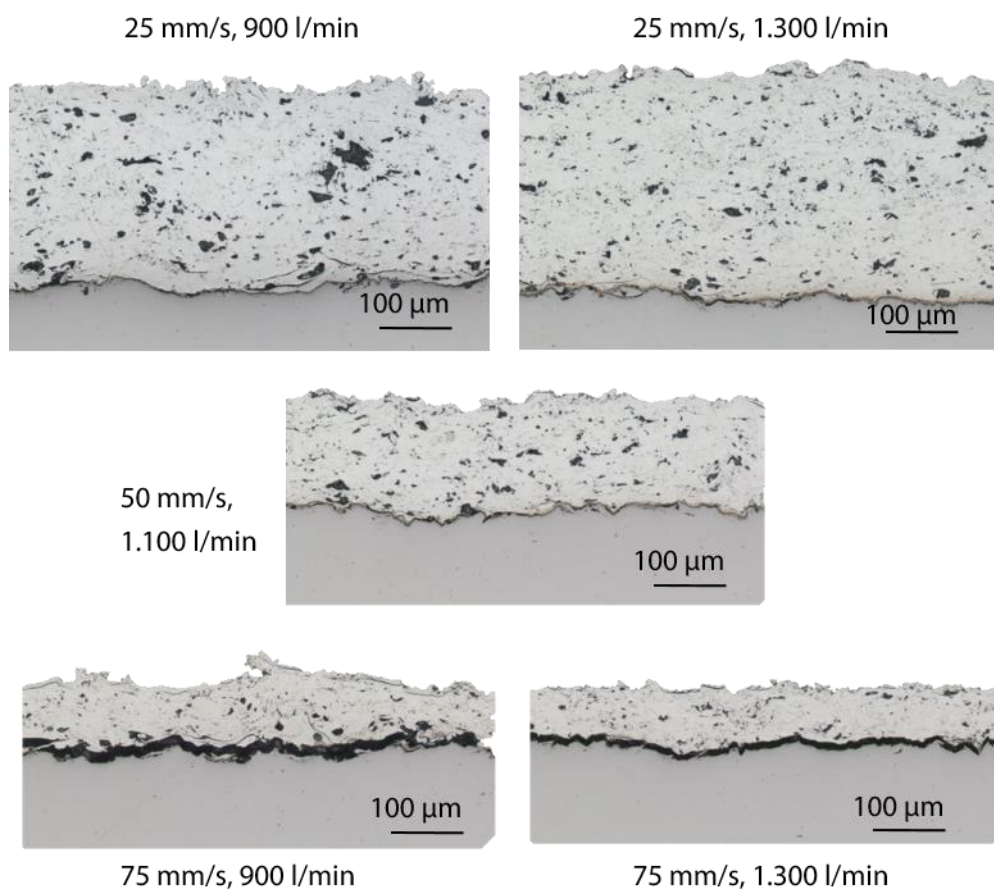


Abbildung 2.33: Lichtmikroskopische Aufnahmen der Querschliffe mit ZnAl15-Beschichtung bei einer 1.000-fachen Vergrößerung

Vergleicht man die Werte untereinander so lassen sich Tendenzen erkennen. Mit zunehmender Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ nehmen die Defekte tendenziell ab, dies deckt sich auch mit den Ergebnissen aus der Literatur. Da mit einer zunehmenden Zerstäubergasmenge $\dot{V}$ die Spritzpartikelgröße und deren Verteilung geringer werden, kann die Beschichtung sich gleichmäßiger aufbauen und es entstehen weniger und kleinere Hohlräume. Außerdem scheinen mit zunehmender Robotergeschwindigkeit die Defekte tendenziell zuzunehmen. Dies könnte mit der geringeren Schichtdicke zusammenhängen. Ein

Nachverdichten und Homogenisieren der Beschichtung durch einfallende Partikel wird reduziert. Endgültige Aussagen sind aufgrund der hohen Standardabweichungen nicht möglich.

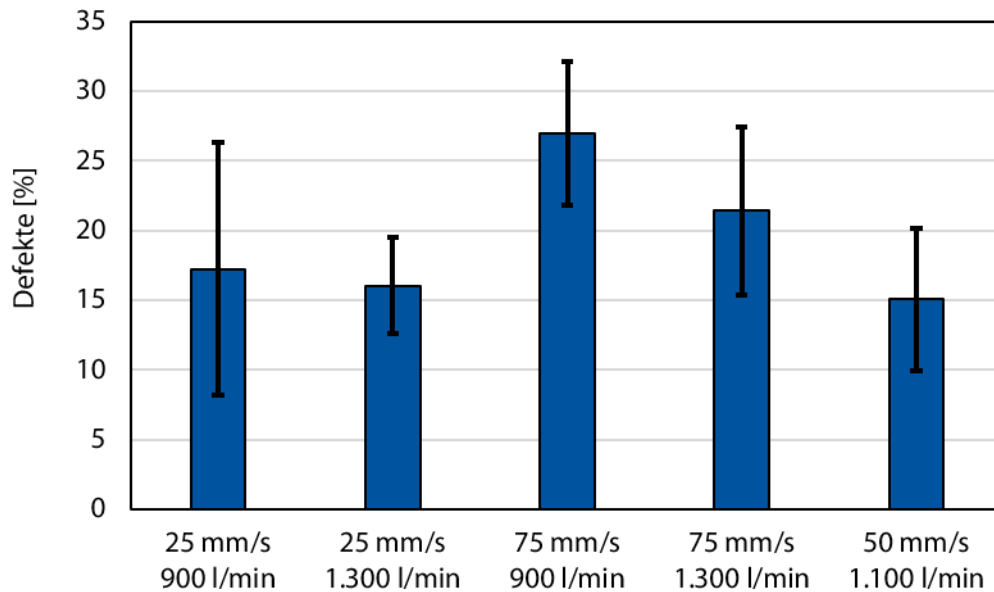


Abbildung 2.34: Anteil der Defekte in der ZnAl15-Beschichtung in Abhängigkeit der Parametervariation

Der ZnAl15-Draht mit einem Durchmesser $\varnothing = 2,0$ mm wurde außerdem an der konventionellen Lichtbogendrahtspritzanlage des **IOT** getestet. Dabei wurden zunächst die Parameter Spannung U und Drahtvorschub v_{Draht} variiert. Als Versuchsplan wurde ein Central Composite Design verwendet. Die Prozessparametergrenzen sind in Tabelle 2.10 dargestellt.

Tabelle 2.10: Eingestellte Prozessparameter für die Beschichtung nach CCD mit ZnAl15 $\varnothing = 2,0$ mm

Parameter	Symbol	Einheit	Wert
Spannung	U	V	19-27
Zerstäubergasmenge	$\dot{V}$	SLPM	1.300
Drahtvorschub	v_{Draht}	m/min	3,5-9,5
Spritzabstand	d	mm	100
Roboter Geschwindigkeit	v_{Rob}	mm/s	25

Alle Parameterkombinationen ergaben einen stabilen Spritzprozess. Um einen instabilen Lichtbogen zu erzeugen wurde ein weiterer, zehnter Parameter verwendet. So konnten Daten aufgezeichnet werden, die während des Lichtbogenzusammenbruchs auftreten. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wurden anschließend nur zwei Parameter verglichen, der Prozessparameter A, der den Mittelpunkt der CCD-Parametervariation darstellt, und der Parameter B, der einen provozierten Lichtbogenabbruch bei niedrigen Spannungen liefert.

Tabelle 2.11: Eingestellte Prozessparameter bei der Gegenüberstellung des stabilen und instabilen Parameters

Parameter	Spannung U in V	Drahtvorschub v_{Draht} in m/min
Stabiler Parameter A	23	6,5
Instabiler Parameter B	18,5	6,5

Abbildung 2.35 zeigt die Sensordaten für den stabilen Parameter A und den instabilen Parameter B über einen Zeitbereich von $t = 4$ ms. Es werden die Daten für den Strom I und die Spannung U aufgezeichnet. Starke Schwankungen von minimalen zu maximalen Werten für die aufgezeichnete Spannung von $\Delta U \approx 30$ V und für den Strom von $\Delta I \approx 77$ A sind zu erkennen. Für den Parameter B mit dem provozierten Lichtbogenabbruch zeigen sich im Vergleich zu A geringere Schwankungen der Spannung vor dem Abbruch von $\Delta U \approx 22$ V. Die Schwankungen des Stroms betragen $\Delta I \approx 64$ A. Weitere Werte für den Median, die Standardabweichung, die genaue Differenz vom Minimal- zum Maximalwert und den Variationskoeffizienten sind in Tabelle 2.12 angegeben. Für A wurden die Werte für den gesamten in Abbildung 2.37 sichtbaren Datenbereich ermittelt. Für B wurden nur die Werte vor dem Einbruch ermittelt. Aus diesem Vergleich geht hervor, dass der Parameter A im Vergleich zu B stärkere Schwankungen aufweist, obwohl A einen stabileren Lichtbogen im Prozess aufweist.

Ogleich diese Beobachtung zunächst unintuitiv erscheint, sind die stärkeren Schwankungen des Parameter A, die durch die höheren Standardabweichungen und die höheren Variationskoeffizienten angezeigt werden, gut erklärbar. Die Standardabweichung erfasst nicht nur Instabilitäten des Lichtbogens, sondern auch die intrinsische zyklische Ablösung von Partikeln an den Drahtenden. Die Messgrößen sind dementsprechend nur bedingt zur Bewertung der Prozessstabilität verwendbar.

Tabelle 2.12: Übersicht über die Schwankungen des Stroms I und der Spannung U des Mittelwertes, der Standardabweichung, der Differenz zwischen Minimal- und Maximalwert und des Variationskoeffizienten für die Parameter A und B

		Parameter A	Parameter B
Spannung U in V	Mittelwert	21,2	17,9
	Standardabweichung	3,6	1,8
	Max - Min	30,2	22,1
	Variationskoeffizient	0,17	0,10
Strom I in A	Mittelwert	166,9	148,3
	Standardabweichung	7,2	4,4
	Max - Min	77,4	63,9
	Variationskoeffizient	0,04	0,03

Bei $t = 2$ ms erfolgt ein Einbruch für den Parameter B, was zu einem Strom von $I = 0$ A führt. Ein wichtiges Merkmal des Lichtbogendrahtspritzsystems ist die interne Regelung. Bei dem stabilen Parameter A gibt es einen weiten Bereich von Spannungswerten, der mit dem Strom I geregelt werden kann. Bei dem Parameter B ist kein ausreichendes Regeln möglich, der Lichtbogen bricht ab und kann nicht neu gezündet werden.

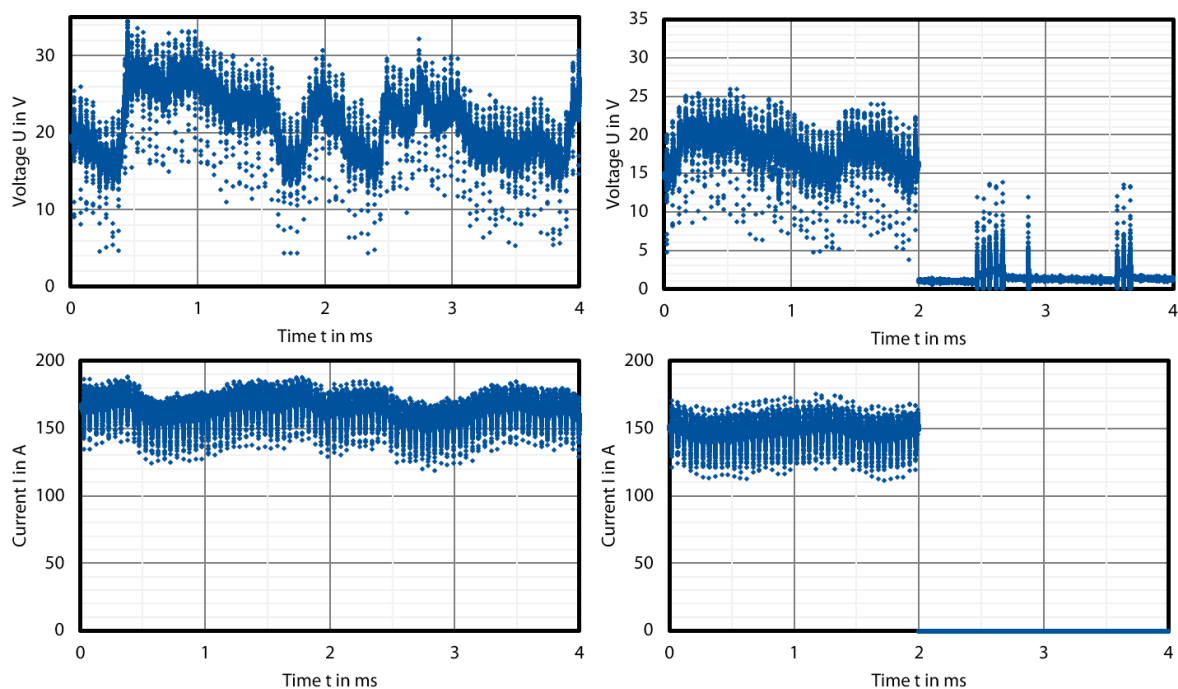


Abbildung 2.35: Sensordaten der Spannung U (oben) und des Stroms I (unten) für den stabilen Parameter A (links) und den instabilen Parameter B (rechts)

Da der Zeitbereich von $t = 4$ ms nur ein kleines Fenster des gesamten Beschichtungsprozesses darstellt, werden drei verschiedene Zeitbereiche der betrachteten Parameter und Sensordaten durch ein Histogramm in Abbildung 2.36 verglichen. Das Histogramm stellt die Anzahl von Strom- und Spannungswerten dar, die über die Zeitreihe aufgetreten sind. Das Zeitintervall zwischen den verschiedenen Zeitbereichen t_1 , t_2 und t_3 beträgt $t = 30$ ms. Ein Zeitbereich entspricht $t_x = 2$ ms. Bei B endet der Zeitbereich t_3 kurz vor dem Abbruch des Lichtbogens. Ein Vergleich der Spannung U in Abbildung 2.36 bestätigt diese Beobachtung, da der Bereich der Spannung ΔU für den Parameter A in allen drei Zeitbereichen signifikant breiter ist als für den Parameter B. Für den Strom I ist der Bereich des Histogramms ähnlich groß. Während für den Parameter A nur eine geringe Verschiebung zwischen t_1 und den beiden anderen Zeitbereichen t_2 und t_3 vorhanden ist, ist für B eine starke Verschiebung des Stroms für t_3 zu erkennen. Unmittelbar nach t_3 kommt es zum Zusammenbruch des Lichtbogens.

Zusätzlich wird für B eine starke Veränderung der Schwankungsbreite des Stroms I kurz vor dem Lichtbogenabbruch gemessen. Die Beobachtungen sind auch physikalisch plausibel und können wie folgt erklärt werden:

- Bei geringerer Spannung und näherungsweise konstanter Stromstärke fällt die elektrische Leistung niedriger aus
- Folglich würden die Drahtenden näher aneinander laufen
- Während Prozessschwankungen abnehmen, steigt die Wahrscheinlichkeit für einen Lichtbogenzusammenbruch durch Kurzschluss
- Im Kurzschluss steigt die Stromstärke schlagartig an, da der elektrische Widerstand beim Kontakt der Drahtenden drastisch fällt

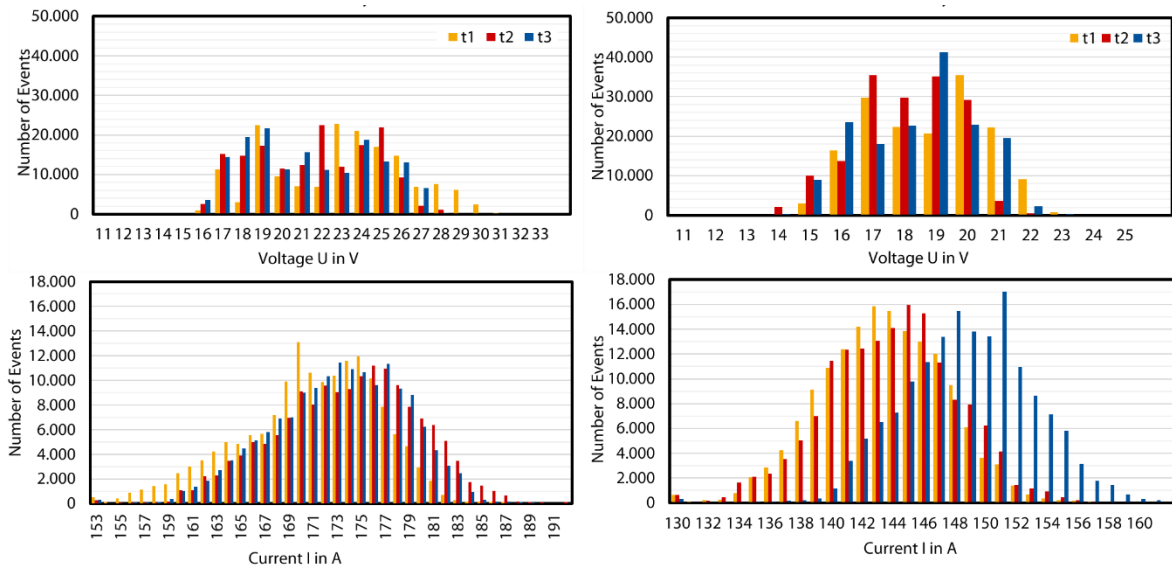


Abbildung 2.36: Histogramme der Zeitbereiche t1, t2 und t3 mit $\Delta t = 30$ ms für Spannung U (oben) und Strom I (unten) bei stabilem Parameter A (links) und instabilem Parameter B (rechts); Jeder Zeitbereich entspricht $t_x = 2$ ms

Es kann insofern davon ausgegangen werden, dass mit der Sensorbox das übergeordnete Ziel der Vorhersage von Beschichtungsfehlern oder unzureichendem Beschichtungsauftrag erreicht werden kann. Die ersten Messergebnisse zur Implementierung der Sensorbox am **IOT** sind in [BHB+23] publiziert.

Für die Datengenerierung wurden im Rahmen einer weiteren Messkampagne Freistrahlmessungen unternommen. Dafür wurde ein vollfaktorieller Versuchsplan mit Variationen von Zerstäubergasvolumenstrom, Spannung und Drahtvorschub erstellt. Die Faktoren und Stufen, sowie die mit dem Drahtvorschub korrespondierende Abschmelzleistung sind in Tabelle 2.13 aufgeführt. Demnach wurden insgesamt $n_{\text{runs}} = 4^3 = 64$ Parameterkombinationen getestet. Zur Referenzierung wurde auch der stabile Basisparameter A (y5 des letzten Versuchsplans) und das Rauschen bei ausgeschaltetem Brennkopf aber eingeschalteter Absaugung gemessen. Die aufgezeichneten Prozessdaten des Basisparameters sind beispielhaft in Abbildung 2.37 dargestellt.

Tabelle 2.13: Stufen und Faktoren des vollfaktoriellen Versuchsplans

Stufe	Spannung [V]	Zerstäubergas [SLPM]	Drahtvorschub [m/min]	Abschmelzleistung [kg/h]
1	21	1.100	5	16,88
2	22	1.200	6	20,25
3	23	1.300	7	23,63
4	24	1.400	8	27
Referenzprozess	23	1.300	6,5	21,94

Der Abstandssensor liefert in der zunächst angedachten Funktion keinen Mehrwert. Festmontiert auf der Spritzpistole kann der Abstand nur in einem Bereich von $220 \text{ mm} < d < 244 \text{ mm}$ bestimmt werden,

was bei variierenden Spritzabständen nicht sinnvoll ist. Weiterhin sind auch die Schwingungen des Bearbeitungskopfes bei laufendem Beschichtungsprozess in einer Größenordnung, die die Genauigkeit des Abstandssensors von $\varepsilon \pm 7 \mu\text{m}$ bei weitem übersteigt. Während die Drahtrollendrehzahl regelmäßigen unteren und oberen Spitzen ohne prozessbezogenen weiteren Trend unterliegt, ist ein solcher bei den anderen Messgrößen zu beobachten. Der Wellenverlauf von Spannung und Stromstärke erscheint hier phasenverschoben und kann auf die Bewegung des Lichtbogens zurückgeführt werden. Ein Zusammenhang mit dem Schall ist zunächst nicht zu erkennen.

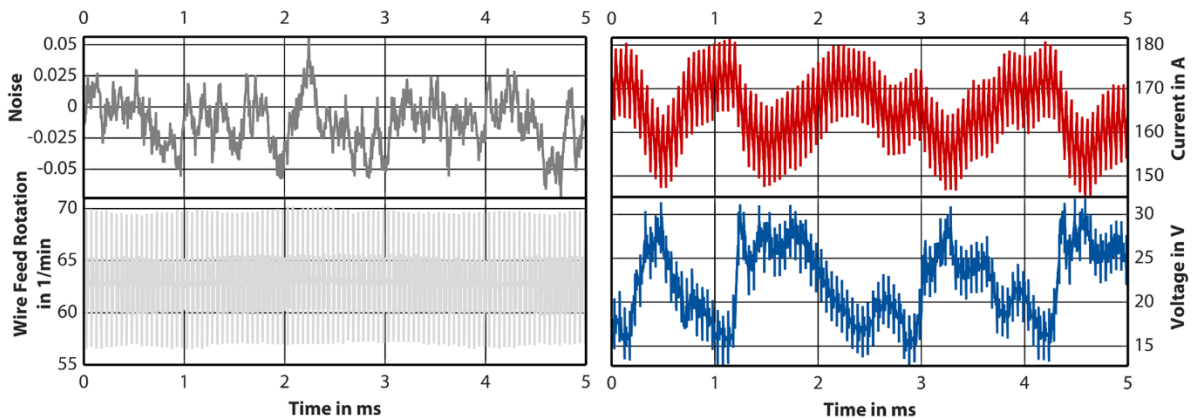


Abbildung 2.37: Prozessdaten des Referenzparameters A (y5)

Durch die Referenzmessung bei ausgeschaltetem Brennerkopf kann ein Signal-zu-Rausch-Verhältnis (engl. signal to noise ratio, SNR) berechnet werden. Dafür wird die Formel:

$$\text{SNR} = \frac{U_{\text{signal}}^2}{U_{\text{background}}^2}$$

Um die Qualität der Messungen bewerten zu können, ist die SNR erforderlich. Diese wird, über alle Versuchspunkte gemittelt, in Abbildung 2.38 dargestellt.

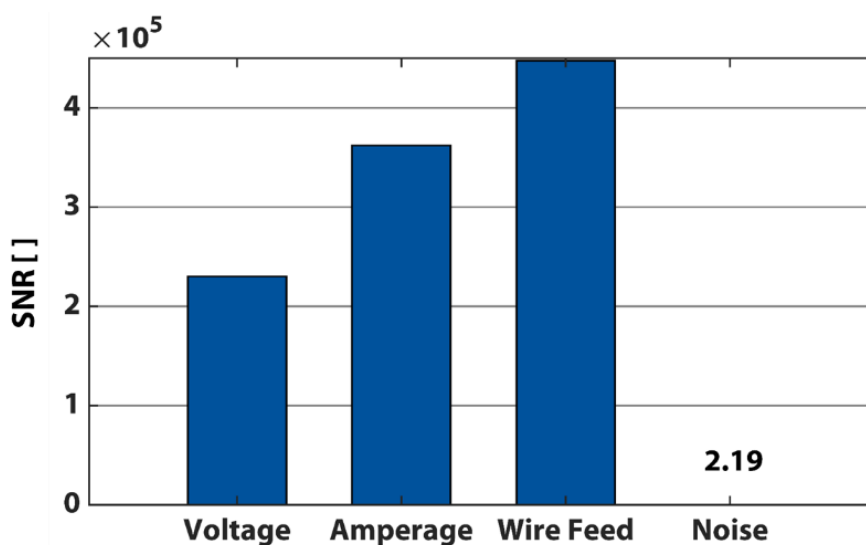


Abbildung 2.38: Histogramm der SNR der aufgenommenen Prozessdaten zu Spannung (Voltage), Stromstärke (Amperage), Drahtvorschub (Wire Feed), Schallemissionen (Noise)

Neben den aussagekräftigen Werten für die Erfassung der Spannung, Stromstärke und Drahtrollendrehzahl im Bereich von $\text{SNR} \approx 10^5$ fällt der sehr niedrige Wert der SNR des Schalls auf. Die Lautstärke der Absaugung in Kombination mit den Messschwankungen des Mikrofons lassen offensichtlich nur einen geringen Informationsgewinn zu.

Auf Grundlage des vollfaktoriellen Versuchsplans werden Regressionsmodelle, sogenannte Generalized Linear Models berechnet. Diese lassen eine Darstellung als Wirkflächen zu, wie in Abbildung 2.39 zu sehen. Bei der Darstellung im Wirkflächendiagramm (engl. Response Surface) werden zwei Prädiktoren grafisch dargestellt. Die übrigen Prädiktoren werden auf dem korrespondierenden Mittelwert konstant gehalten. Dies ermöglicht eine Auswertung der Einflüsse dargestellter Prädiktoren auf die Schwankung der Zielgröße. Die Standardabweichung des Lichtbogenwiderstands R wird hier als Maß für die Prozessstabilität herangezogen. Dieses Zielkriterium weist mit $R^2 = 94\%$ das höchste Bestimmtheitsmaß unter den getesteten Zielgrößen auf. Demzufolge kann bei hohen Drahtvorschüben von mehr als 7,5 m/min und Zerstäubergasmengen unter 1.250 SLPM eine maximale Prozessstabilität, respektive niedrige Schwankung der Spannung erreicht werden. Dabei ist allerdings zu beachten, dass mit einer Erhöhung des Drahtvorschubs eine Steigerung der Stromstärke einhergeht. In der Folge nimmt bei gleicher Spannung der Lichtbogenwiderstand ab.

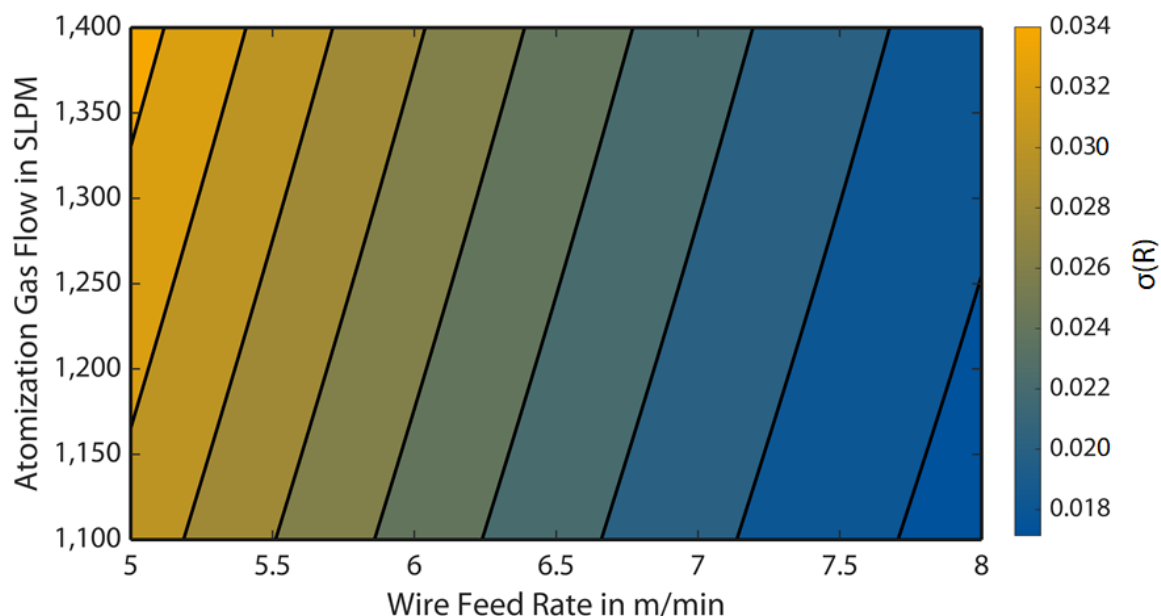


Abbildung 2.39: Wirkflächendiagramm zur Standardabweichung des Lichtbogenwiderstands bei konstanter Spannung $U = 22\text{ V}$, $R^2 = 90\%$

Durch Fast-Fourier-Transformationen (FFT) kann der genannte Wellenverlauf von Stromstärke und Spannung charakterisiert werden. Während die hohe Abtastrate von $f_s = 80\text{ MHz}$ nach dem Nyquist-Shannon-Theorem die FFT-Berechnung von Frequenzen bis zu $f_{\text{nyquist}} < 40\text{ MHz}$ ermöglicht, können niedrigere Frequenzen nicht mit hoher Genauigkeit erfasst werden. Da jede Messreihe nur $t_m = 5\text{ ms}$ umfasst, können Frequenzen lediglich in Schritten von $f_{\text{step}} = 200\text{ Hz}$ berechnet werden, was bei niedrigeren Frequenzen, z.B. $f < 1\text{ kHz}$, nicht ausreicht. Um tiefere Grundfrequenzen zu ermitteln, ist eine längere Zeitreihe notwendig. Aus diesem Grund werden die Messreihen zu einem einzigen Vektor verbunden. Aufgrund der zeitlichen Abstände zwischen den Messreihen muss eine ausreichende Überlappung von konsistenten Datenpunkten der zu verschmelzenden Vektoren erreicht werden. Damit

werden Unstetigkeiten an den Verbindungspunkten der Messreihen verbunden. Zu diesem Zweck wurde ein Algorithmus entwickelt und implementiert. Die wichtigsten Schritte des Verbindungsalgorithmus lassen sich wie folgt zusammenfassen:

1. Ermitteln der Schnittpunkte beider Vektoren, d.h. zweier unterschiedlicher Messreihen
2. Übernahme des ersten Schnittpunkts in den zweiten Vektor, wobei ein minimaler Datenverlust gewährleistet wird
3. Berechnen der Steigung am Schnittpunkt beider Vektoren
 - a. Zusammenführen am Achsenabschnitt, wenn beide Steigungen das gleiche mathematische Vorzeichen aufweisen
 - b. Sprung zum nächsten Schnittpunkt und Wiederholung, bis a. erreicht ist
4. Iterative Verbindung aller folgenden Vektoren

Die Funktionsweise dieses Verfahrens ist in Abbildung 2.40 beispielhaft dargestellt. Beide Messreihen sind aufeinanderfolgend, jedoch zeitlich verschoben, im selben Durchgang beim WAS-Spritzen von ZnAl15 aufgenommen worden. Der obere Teil zeigt das reine Aneinanderreihen der Vektoren, während der untere Graph den beschriebenen Algorithmus zum Verbinden der Messreihen zeigt.

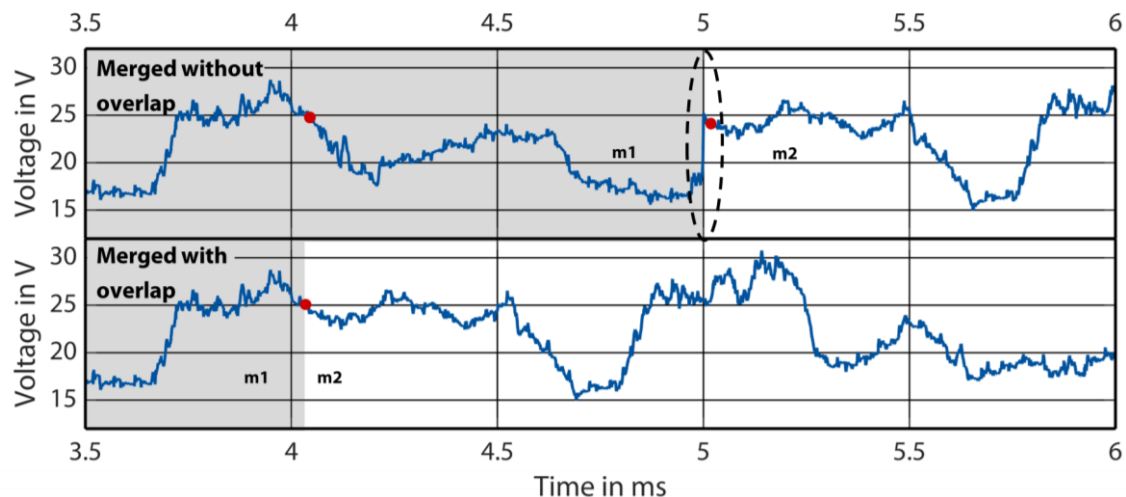


Abbildung 2.40: Aneinandergereihte Messreihen m_1 und m_2 oben, algorithmisch verbundene Messreihen unten

Deutlich wird die Unstetigkeit am Übergang zwischen beiden Messreihen, die im oberen Graph markiert ist. Der von m_1 stammende Bereich ist grau hinterlegt. Die rote Schnittstelle im unteren Graphen zeigt, dass der Algorithmus durch Überlappen der Messreihen nicht nur die Unstetigkeit verhindert, sondern auch die gleiche Steigung beider Messreihen im roten Punkt sicherstellt. Ein Nachteil dieses Verfahrens ist der Verlust von Daten. Im Durchschnitt gehen 19 % der Werte für die Stromstärke und 18 % der Spannungsdaten verloren. Außerdem sind verschiedene Signale zu Zeitschritten t nicht mehr vergleichbar. Natürlich wird der elektrische Widerstand auf jedem Messstapel berechnet, bevor er zusammengeführt wird. Beide Diagramme sind mit einem gleitenden Median über 50 Werte geglättet, wodurch die starken Ausschläge, die in Abbildung 2.37 zu sehen sind, eliminiert werden.

Das Vorgehen zur Verbindung der Messreihen ermöglicht nun FFT-Berechnungen mit vielfach höherer Auflösung. In Abbildung 2.41 ist ein solches FFT-Spektrum dargestellt. Dieses basiert auf denselben Rohdaten, wie Abbildung 2.37 und Abbildung 2.40. Mit Hilfe der FFT können die Grundfrequenzen

bestimmt werden. Zunächst wird der Mittelwert vom Signal subtrahiert, wodurch „mittelwertfreie“ Vektoren entstehen. Die zuvor erwähnten periodischen Ausschläge, Wellen, sind Schwingungen mit einer Frequenz von $f_{osc} = 20 \text{ kHz}$. Diese Schwingungen führen zu Oberschwingungen, d. h. zu Vielfachen von f_{osc} , die in Abbildung 2.41 markiert sind. Diese sich wiederholenden Spitzen lassen sich auf den Leistungsregler zurückführen. Signifikante hohe Frequenzen in der Größenordnung von MHz wurden nicht detektiert. Der technisch interessante Frequenzbereich (engl. region of interest, ROI) liegt augenscheinlich bei weniger als $f_{ROI} < 10 \text{ kHz}$.

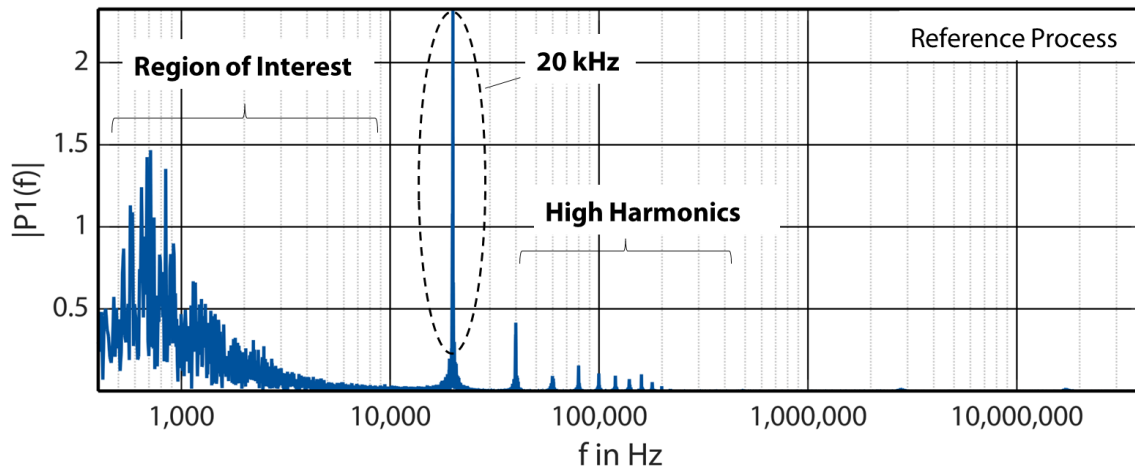


Abbildung 2.41: FFT-Spektrum der verbundenen Spannungsmessreihe des Referenzprozesses

Ein gleitender Medianfilter über $n_{Filter} = 50$ Werte wird angewandt, um die mit der Leistungsregelung zusammenhängenden Werte sowie Ausreißer abzuschwächen. FFT werden für alle 64 Parameterkombinationen des Versuchsplans durchgeführt. Frequenzen außerhalb des ROI, d. h. Frequenzen, die nicht im Bereich von $0,3 \text{ kHz} < f < 10 \text{ kHz}$ liegen, werden abgeschnitten. Mittelwert, Standardabweichung, Maximal- und Minimalwert dieser Grundfrequenzen sind in Tabelle 2.14 angegeben.

Tabelle 2.14: Auswertung der Grundfrequenzen aus 64 Versuchen

Grundfrequenz in Hz	Arithm. Mittel	Standard- abweichung	Maximum	Minimum
Spannung	700	127	982	303
Stromstärke	711	100	971	520
Widerstand	701	134	1,013	501

Bemerkenswert ist, dass die Grundfrequenzen $f_{main,I}$, $f_{main,U}$, $f_{main,R}$ lediglich Maxima von $f < 1,1 \text{ kHz}$ erreichen. Im Gegensatz dazu berichten [THK17] von deutlich höheren Werten für $f_{main,R}$. Dies lässt sich durch den Unterschied in der Zerstäubungsgasströmung im Vergleich zu konventionellem LDS erklären:

- 1.400 SLPM Zerstäubergasfluss verursachte in den hier durchgeführten Untersuchungen für Grundfrequenz bis zu 1,1 kHz
- In [THK17] wurden bis zu 3.900 SLPM gefördert. Die höchste Grundfrequenz von fast $f_{main,R} \approx 2,5 \text{ kHz}$ wurde bereits bei 3.625 SLPM erreicht.

Grundlegende Arbeiten über derartige HV-LDS Versuche wurden von Paczkowski et al. durchgeführt [PRW12]. Diese haben den Einfluss der Zerstäubergasströmung auf den elektrischen Widerstand im Vergleich zu einem konventionellen LDS-Prozess untersucht. Auch dort werden beim HV-LDS eine Korrelation zu höheren Werten von $f_{\text{main,R}}$ beobachtet. Die Ergebnisse der am **IOT** durchgeführten Messkampagne sind in [BHJ24] publiziert.

Unter Berücksichtigung der industriellen Anwendung bei dem Projektpartner Krebs ist die Verarbeitung von ZnAl15 mit dem konventionellen LDS-Prozess aufgrund des niedrigeren Gasverbrauchs vorzuziehen. Am **IOT** wurden deshalb systematisch Footprint-Proben und die Prozessdaten erfasst. Dafür wird konventionelles LDS mit einem 1,6 mm ZnAl15-Draht genutzt. Durch niedrigere Relativbewegungen des Spritzkopfes über dem Substrat zeichnet sich ein deutlicher Spritzkegel ab, wie an den ersten Tests des **IOT** zu sehen ist.

Die Substrate bestehen aus dem Baustahl C45 mit den Maßen 10 x 90 x 200 mm. Zum Aufräumen der Oberfläche wird die Probe mit druckluftbeschleunigten Edelmetallpartikeln F20 bestrahlt. Vor und nach dem Bestrahlen werden die Oberflächen mit Ethanol gereinigt, um organische Verunreinigungen zu entfernen.

Für die Suche nach den optimalen Prozessparametern eignet sich auch hier die statistische Versuchsplanung. In dieser Versuchsreihe wurden die, in Tabelle 2.15, dargestellten, vier Prozessparameter Spannung, Zerstäubergasvolumenstrom, Drahtvorschub und Spritzabstand als Faktoren gewählt.

Tabelle 2.15: Faktorgrenzen der Footprint-Versuchsreihe

Faktor	Symbol	Einheit	Faktorbereich
Spannung	U_{Draht}	V	20 - 30
Zerstäubergasvolumenstrom	$\dot{V}_{\text{Gas}}$	SLPM	900 - 1.400
Drahtvorschub	v_{Draht}	m/min	4 - 8
Spritzabstand	d_{Spritz}	Mm	70 - 150

Die Auswahl der Faktorgrenzen basiert auf den zuvor durchgeführten Versuchsreihen. In den Grenzen des Versuchsraums wird kein Prozessabbruch erwartet, da diese aus [BHJ24] als stabil angenommen werden können. Neben den variablen Faktoren wurde eine Robotergeschwindigkeit von $v_{\text{Rob}} = 25 \text{ mm/s}$ berechnet, um mindestens eine Schichtdicke von $\sigma_{\text{Probe}} = 50 \text{ }\mu\text{m}$ und eine ausreichend lange Messperiode zu erhalten. Ziel der Versuchsreihe ist ein Response Surface Objective, also der Modellierung des Einflusses (Response) der Faktoren auf eine Zielgröße. Für den Versuchsplan mit vier Faktoren kommen ein Central Composite Design (CCD) oder ein Box-Behnken Design (BBD) in Frage [Nis12]. Das BBD besitzt gegenüber dem CCD einen Vorteil bei 2 oder 3 Faktoren. Bei 4 Faktoren ist deshalb das CCD zu bevorzugen [Nis12]. Das CCD kann nochmals in die 3 Modelle: Circumscribed (CCC), Inscribed (CCI) und Face Centered (CCF) unterteilt werden [Nis12]. Der Vorteil des CCI liegt darin, dass die Grenzen des Faktorraums nur einzeln getestet werden, während die anderen Faktoren den Mittelwert annehmen, siehe Abbildung 2.42.

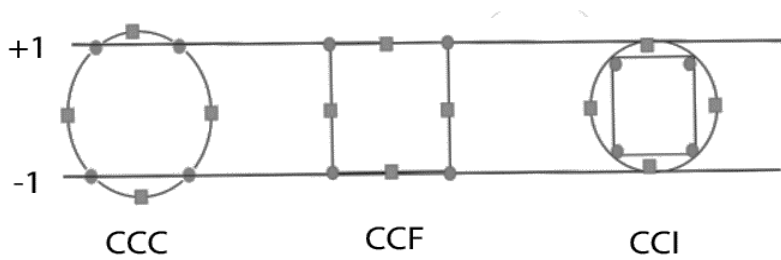


Abbildung 2.42: CCD-Modelle für 2 Faktoren nach [Bha21]

Im Vergleich zum CCF werden auf diese Weise keine extremen Faktorkombinationen modelliert, die zu einem Prozessabbruch führen können. Bei vier Faktoren werden bei einem CCI-Design 24 verschiedene Kombinationen erstellt. Der Versuchsplan wird durch sechs Centerpoints erweitert. Durch die Centerpoints können nach dem Versuchsdurchlauf unvermeidbare Standardabweichungen bestimmt, und in der gesamten Versuchsreihe berücksichtigt werden. Die Faktoren nehmen bei diesen Punkten den Mittelwert der zuvor in Tabelle 2.15 festgelegten Grenzen an. Nach der Erstellung eines Versuchsplans mit insgesamt 30 Durchläufen wird die Reihenfolge der Versuche zufällig angeordnet, um eine Beeinflussung durch vorherige Messversuche zu verhindern.

Um die Ergebnisse der ersten Footprint Versuchsreihe bewerten zu können, wird eine zweite Versuchsreihe zur Validierung vorgenommen. Im Gegensatz zur ersten Versuchsreihe wird für die Validierungsversuche ein Full-Factorial-Design (FFD) verwendet. Die Faktoranzahl wird aufgrund der Auswertung der ersten Versuchsreihe auf drei festgelegt. Der Spritzabstand wird während der Validierungsversuche konstant bei $s = 110 \text{ mm}$ gehalten. Die neuen Faktorgrenzen sind in Tabelle 2.16 dargestellt.

Tabelle 2.16: Faktorgrenzen der Validierungsversuche

Faktor	Symbol	Einheit	Faktorbereich
Spannung	U_{Draht}	V	19 – 21,5
Zerstäubergasvolumenstrom	$\dot{V}_{\text{Gas}}$	SLPM	1300 – 1500
Drahtvorschub	v_{Draht}	m/min	7 – 9

Ein FFD mit drei Faktoren und zwei Stufen bildet acht verschiedene Faktorkombinationen. Diese acht Kombinationen entsprechen den Eckpunkten des in Abbildung 2.43 dargestellten Würfels. Zusätzlich zu den acht Versuchsdurchläufen werden dem Versuchsplan wieder Centerpoints hinzugefügt. Aufgrund des kleineren Versuchsumfang im Vergleich zur ersten Versuchsreihe, werden nur drei Centerpoints hinzugefügt.

Die Footprint-Proben werden vor und nach dem Beschichten gewogen. Abbildung 2.44 zeigt eine beschichtete Probe. Durch die Gewichtsbestimmung vor und nach dem Beschichten kann das aufgetragene Beschichtungsgewicht bestimmt werden.

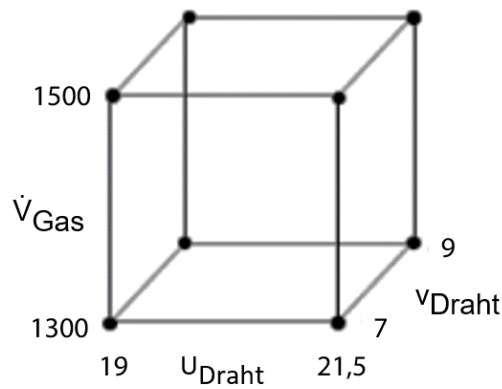


Abbildung 2.43: Schematische Darstellung eines FFD nach [Nat19]



Abbildung 2.44: Beschichtete Probe (TS_PL_131)

Die Footprint-Proben werden durch die in AP2 entwickelten Messaufbauten vermessen. Mit Hilfe des vom **GS** aufgebauten Messstandes können dabei Höhenprofile und Rauheiten präzise ermittelt werden.

Als Zielgrößen von Regressionsmodellen werden die Standardabweichung der Spannung σ_U , die Standardabweichung des Widerstandes σ_R und der Variationskoeffizient des Widerstandes cov_R verwendet, da diese ein hohes Bestimmtheitsmaß R^2 aufweisen. Die Bestimmtheitsmaße der Zielgrößen sind der Tabelle 2.17 zu entnehmen. Zusätzlich enthält Tabelle 2.17 die Werte des korrigierten R^2 , um den Vergleich der Modelle unter Berücksichtigung der unterschiedlichen Prädiktoren zu ermöglichen.

Zielgröße	R^2	korrigiertes R^2
σ_U	98,66 %	97,84 %
σ_R	98,87 %	98,27 %
cov_R	89,66 %	85,01 %

Tabelle 2.17: Bestimmtheitsmaße der Zielgrößen

Unter den untersuchten Zielgrößen weist σ_R das höchste Bestimmtheitsmaß und die größte physikalische Bedeutung auf. Aus diesem Grund werden nur die Auswertungen von σ_R weiter

betrachtet. In Abbildung 2.45 stimmt das Minimum von σ_R mit dem von σ_U überein. Dieses liegt bei $v_{\text{Draht}} = 8 \text{ m/min}$ und $U_{\text{Draht}} = 20 \text{ V}$. Zu erkennen ist, dass v_{Draht} einen deutlich größeren Einfluss auf σ_R als auf σ_U hat. Dieser größere Einfluss ist durch den absoluten Widerstand zu erklären. Ähnlich wie der Einfluss der absoluten Spannung auf σ_U , befindet sich der absolute Widerstand bei minimalen σ_R ebenfalls an einem Minimum. Während die Stromstärke aufgrund der Proportionalität zwischen v_{Draht} und I_{Draht} ein Maximum erreicht, nimmt die Spannung einen Minimalwert an. Der Einfluss von I_{Draht} auf den minimalen Widerstand ist aufgrund des deutlich größeren Wertebereichs im Vergleich zu U_{Draht} erheblich größer.

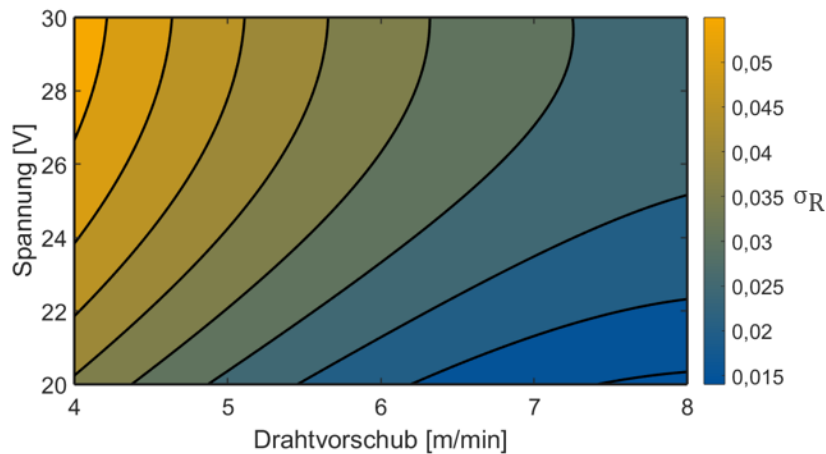


Abbildung 2.45: σ_R in Abhängigkeit von Spannung U_{Draht} und Drahtvorschub v_{Draht}

Das Minimum in Abbildung 2.46 ist konsistent mit Abbildung 2.45. Hier führt eine Verringerung von $\dot{V}_{\text{Gas}}$ im Bereich von $U_{\text{Draht}} < 26 \text{ V}$ zu einer Verringerung von σ_R . Das Minimum liegt bei $\dot{V}_{\text{Gas}} = 900 \text{ SLPM}$ und $U_{\text{Draht}} = 20 \text{ V}$. $\dot{V}_{\text{Gas}}$ hat im Bereich des Minimums einen deutlich geringeren Einfluss auf σ_R als U_{Draht} . Zudem ist zu erkennen, dass eine lineare Approximation zwischen U_{Draht} und σ_R mit steigendem U_{Draht} zunehmend ungenauer wird. Aufgrund des Versuchsdesigns sind weniger Messpunkte im Bereich $U_{\text{Draht}} > 27,5 \text{ V}$ vorhanden. Das GLM wird in den Randbereichen des Versuchsplan deutlich schlechter trainiert, da in diesen Bereichen nur wenige Versuche durchgeführt wurden. Diese begrenzte Anzahl an Versuchen in den Randbereichen dient der Vermeidung eines Prozessabbruches.

Die Auswertung der Zielgröße σ_R ergibt, dass die Minimierung von U_{Draht} und eine Maximierung von v_{Draht} für eine Minimierung von σ_R erstrebenswert ist. $\dot{V}_{\text{Gas}}$ hat einen deutlich geringeren Effekt auf die Zielgröße.

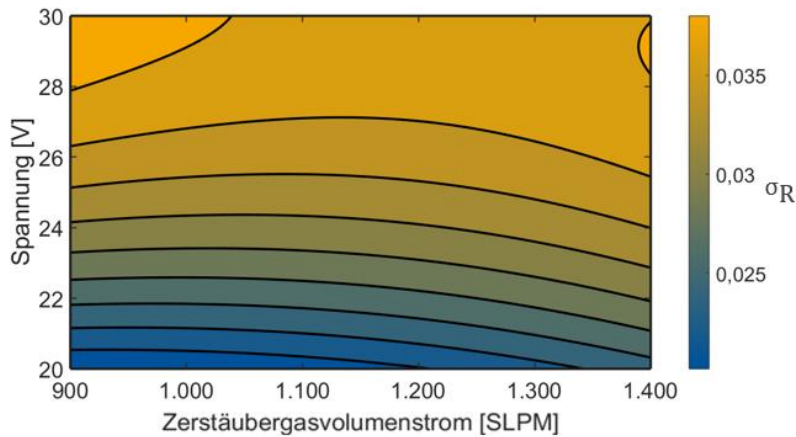


Abbildung 2.46: σ_R in Abhängigkeit von Spannung U_{Draht} und Zerstäubergasvolumenstrom $\dot{V}_{\text{Gas}}$

Bisher konnte auf Kennzahlen wie die Standardabweichungen des Lichtbogenwiderstands regressiert werden. Auch andere Arbeiten wie [THK17, PRW12] untersuchten Schwankungen des Lichtbogenwiderstands und Grundfrequenzen der Spannung auf diese oder ähnliche Weise. Diese Regressionen funktionieren zwar gut, die bis dato genutzten Kennzahlen bilden aber keine sinnvolle Ziel- und Optimierungsgröße:

- σ_U hängt hauptsächlich von der Spannung U und σ_R vom Lichtbogenwiderstand, respektive U und Drahtvorschub ab. Eine Absenkung der Spannung bzw. eine Erhöhung des Drahtvorschubs resultiert direkt in geringeren Schwankungen, auch aufgrund des niedrigeren Niveaus.
- Eine Optimierung hin zu geringeren Werten für σ_U und σ_R bedeutet somit eine Senkung der Spannung und Erhöhung des Drahtvorschubs.
- Die Kriterien σ_U und σ_R liefern nur sehr eingeschränkte Aussagekraft zur Prozessstabilität. Wie aus dem direkten Vergleich des stabilen Parameters A mit dem instabilen Parameter B in Abbildung 2.35 und Abbildung 2.36 hervorgeht, bricht der Prozess bei zuvor geringeren Schwankungen des Parameters B ab. Tatsächlich würden σ_U und σ_R im Kurzschluss bzw. bei einem Schweißprozess minimal, was nicht zielführend ist.
- Beide Kriterien berücksichtigen Häufigkeit und Amplitude aller Schwankungen. Schwankungen in U und R sowie das „wandern“ des Lichtbogens sind jedoch dem LDS-Prozess inhärent und sollten nicht minimiert werden.

Aus dem letztgenannten Punkt kann abgeleitet werden, dass weniger die regelmäßigen Schwankungen, die als Folge des Abschmelzens der Drahtenden und des Lichtbogenwanderns prozessbedingt auftreten, als vielmehr unregelmäßige, nicht periodische Ausbrüche minimiert werden sollten. Diese nicht prozessbedingten Schwankungen stellen Störungen dar und sich demzufolge antiproportional zur Prozessstabilität verhalten.

2.5.2.3 Entwicklung von LDS-Gleitlagerbeschichtungen für Test-Case 2

Der Einsatz von LDS-Schichten für den Verschleißschutz in **Test-Case 2** stellt eine zusätzliche Herausforderung der Parameterfindung für den LDS-Prozess dar, da hier u. a. auch der Einsatz von Neuentwicklungen, wie speziellen Fülldrähten, nach der Werkstoffauswahl in AP3 von **Grillo** vorgesehen ist. Die durch **Miba** vorgegebene chemische Zusammensetzung konnte allerdings nicht als

Massivdraht hergestellt werden. Aufgrund von coronabedingten Lieferkettenproblem wurde auch kein durch **Grillo** beauftragter Fülldraht innerhalb der Projektlaufzeit hergestellt. Als Alternative wurde vom **IOT** die Herstellung einer Pseudolegierung durch das Verspritzen von Al-Draht gegen ZnSn47-Draht, jeweils in der Stärke 2,5 mm getestet. Tatsächlich konnten nach einigen Iterationen Beschichtungen aufgetragen werden. Die Prüfung der Beschichtungen durch XRD zeigt klar einkomponentige Phasen aus Sn, Al, Zn unter vernachlässigbarer Mischkristallbildung. Beim Kontakt der Beschichtung mit Wasser reagierten diese allerdings exotherm und zersetzten sich. Auch dieser Ansatz führte daher zu keinem Erfolg. Das Projektkonsortium griff deshalb auf kommerziell als Draht verfügbare Gleitlagerlegierungen zurück. Die Gleitlagerbeschichtungen wurden in einem iterativen Prozess durch **Linde** und **Plasmatic** hergestellt und am **IOT** mit Hochlast-Tribometerversuchen getestet.

Die Untersuchungen zur Bewertung der Beschichtungen unter tribologischer Belastung werden mittels Ring-Scheibe-Tribometer WAZAU TRM 5.000 durchgeführt. Hierfür kann, wie bereits im Projekt WEAGLiTS, FKZ 03EK3036A, entwickelt, ein Lastprogramm für den neuen Lastenfall angepasst werden. Dieses Lastprogramm soll nahe an den Endanforderungen des Ziellagers der Offshore-Getriebestufen liegen. In Rücksprache mit **Miba** können die Lasten an die Anforderungen des Demonstratorprüfstands angepasst werden, um eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse aus AP 5 und AP 6 zu gewährleisten.

In Abbildung 2.47 ist der Versuchsaufbau schematisch (links) und als Aufnahme (rechts) zu sehen. Als Gegenkörper wird der Wellenstahl 34CrNiMo6 verwendet.

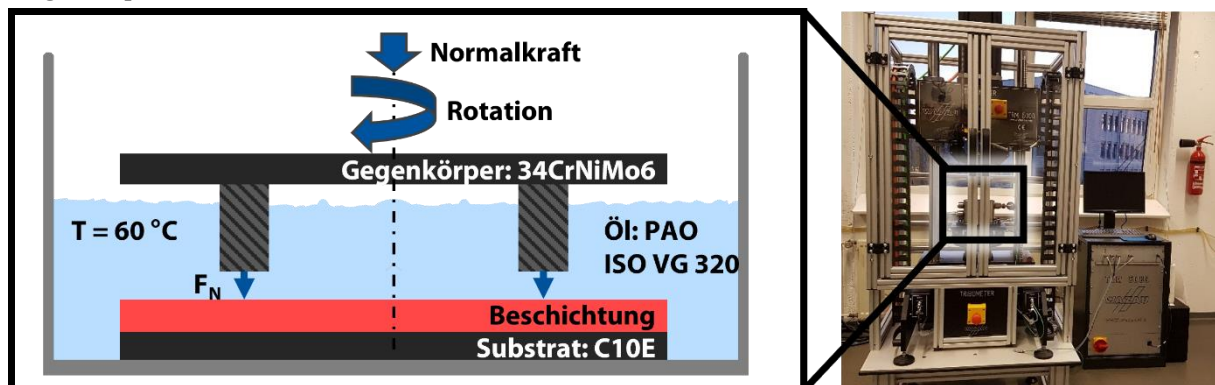


Abbildung 2.47: Versuchsaufbau für Tribometerversuche an Gleitlagerbeschichtungen. Das zugehörige Prüfprogramm und die Parametrisierung für die erste Testreihe sind in Abbildung 2.48 dargestellt.

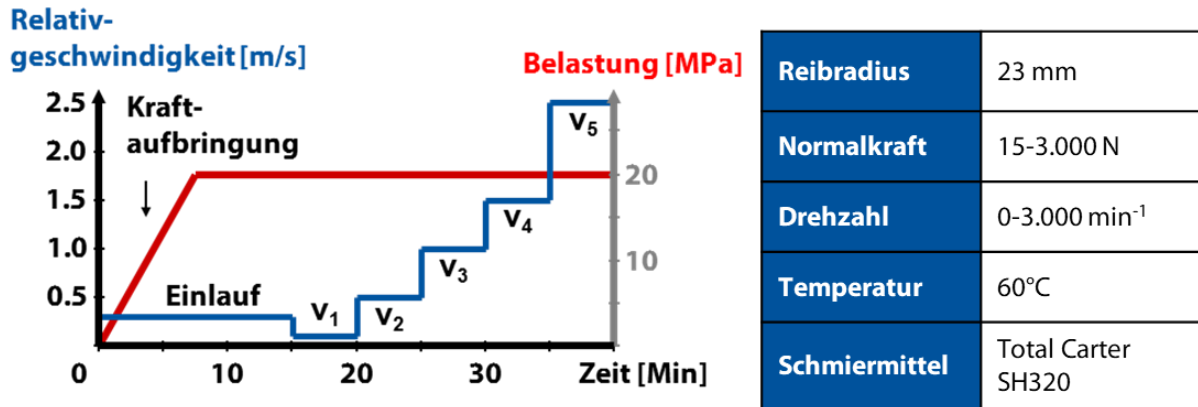


Abbildung 2.48: Prüfprogramm (links) und zugehörige Parameter (rechts) für Tribometerversuche

In der ersten Testreihe werden LDS-gespritzte Proben des Projektpartners **Linde** getestet. **Linde** hatte jeweils drei Probenkörper mit den folgenden Beschichtungswerkstoffen bereitgestellt:

- ZnAl15
- SnZn47
- SnCu3

Die Proben werden nach dem in Abbildung 2.47 und Abbildung 2.48 dargestellten Prüfzyklus getestet. Nach dem Tribotest werden die Proben mittels konfokaler Lasermikroskopie (Confocal Laser Microscopy, CLSM) analysiert. In den Abbildung 2.49 und Abbildung 2.50 ist die qualitative und quantitative Auswertung an den ZnAl15-Beschichtungen zu sehen. Die Proben zeigten primär Abrasion, wobei starke Schwankungen im Verschleißvolumen zwischen den einzelnen Proben festgestellt wurden. Dennoch war ein konsistenter Volumenverlust an jeder Probe festzustellen. Zudem wurden nur geringe Aufwerfungen und Deformationen beobachtet.

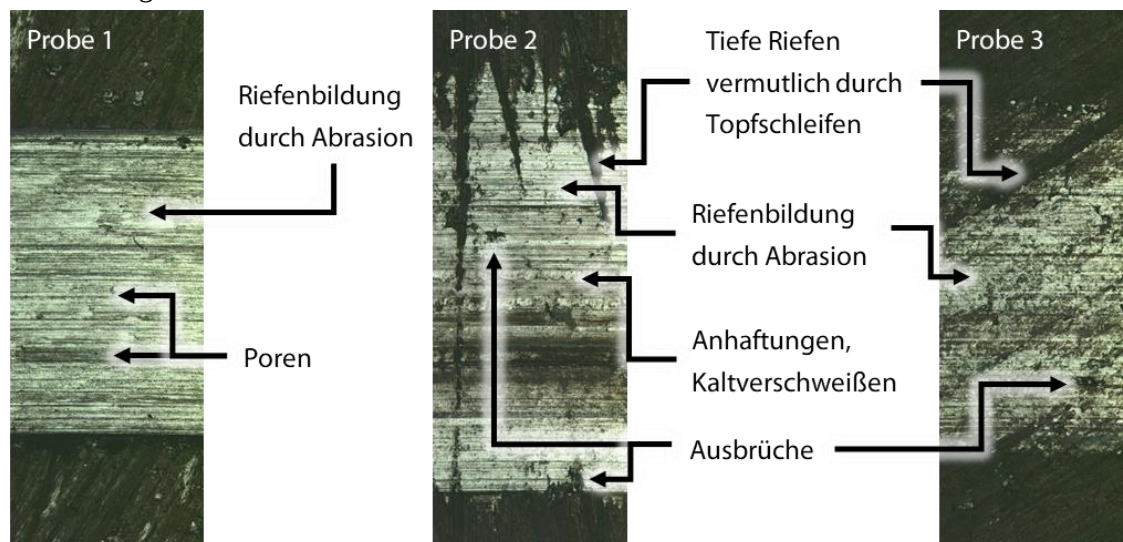


Abbildung 2.49:

Qualitative Verschleißanalyse an ZnAl15 Proben

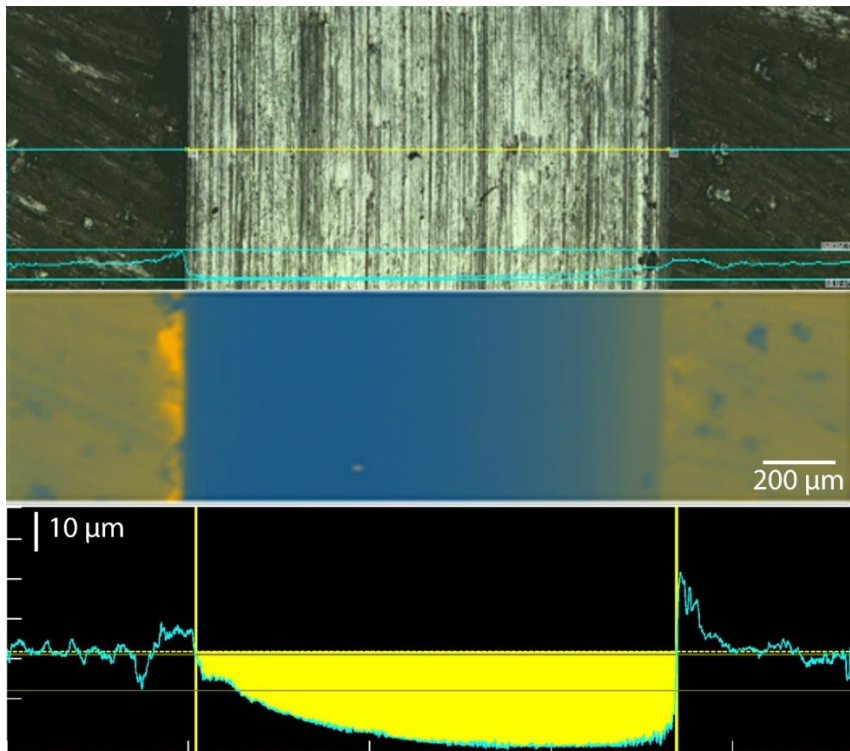


Abbildung 2.50: Messung des Verschleißvolumens an ZnAl15

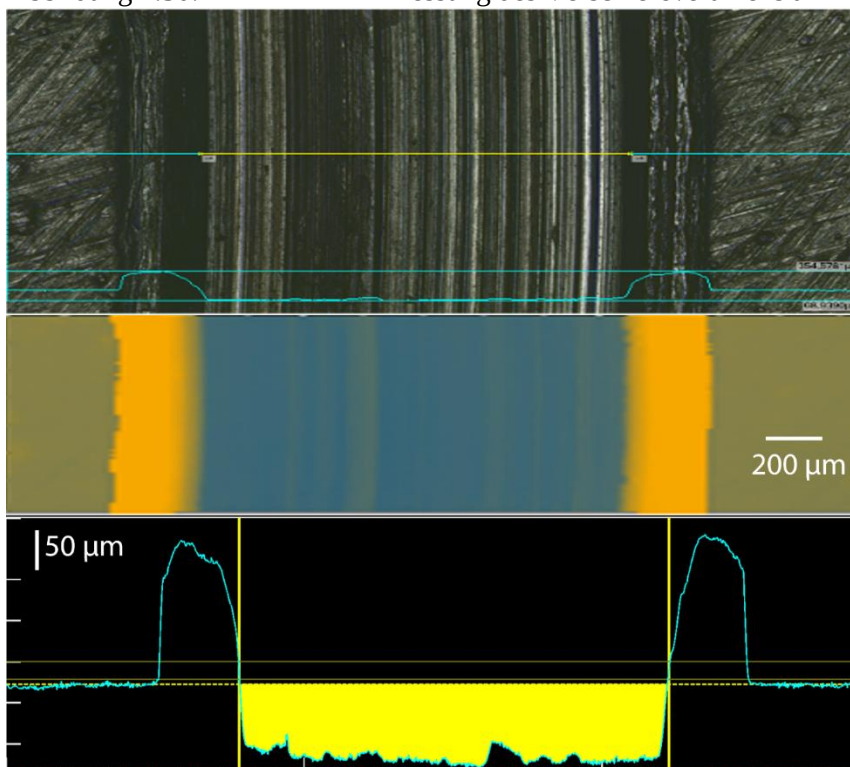


Abbildung 2.51: Messung des Verschleißvolumens an SnZn47

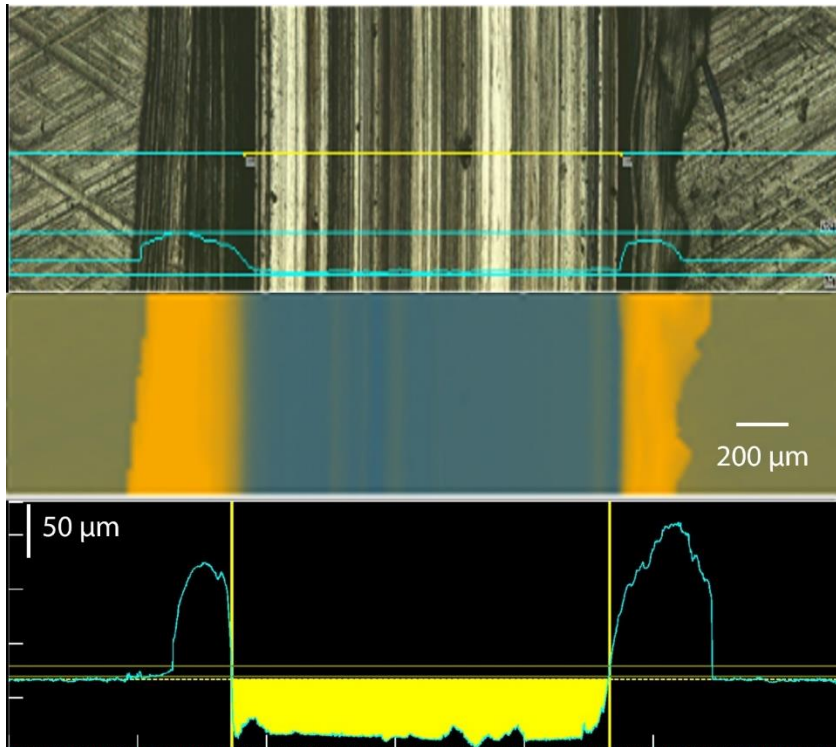


Abbildung 2.52: Messung des Verschleißvolumens an SnCu3

Nach ZnAl15 weist SnCu3 das niedrigste Verschleißvolumen auf. SnCu3 hat auch den niedrigsten mittleren Reibbeiwert.

Aufgrund der gravierenden Materialdeformation in den Systemen mit SnCu3 und SnZn47 werden Prüfaufbau und -Parameter angepasst. Ziel der Anpassung ist es, das Pfurchen des Gegenkörpers in die weicheren Beschichtungen zu verhindern.

Dafür wird ein neuer Gegenkörper mit einer größeren Kontaktfläche hergestellt. Im angepassten Prüfprogramm bleibt die Pressung wie in Abbildung 2.48 bei $p = 20 \text{ MPa}$. Mit der größeren Auflagefläche des neuen Gegenkörpers von $A_{\text{GK}} = 240 \text{ mm}^2$ wird dementsprechend auch die Normalkraft proportional auf bis zu $F_N = 4.800 \text{ N}$ erhöht. Auch der neue Gegenkörper wird aus 34CrNiMo6 hergestellt und wie folgt auf 48 HRC vergütet:

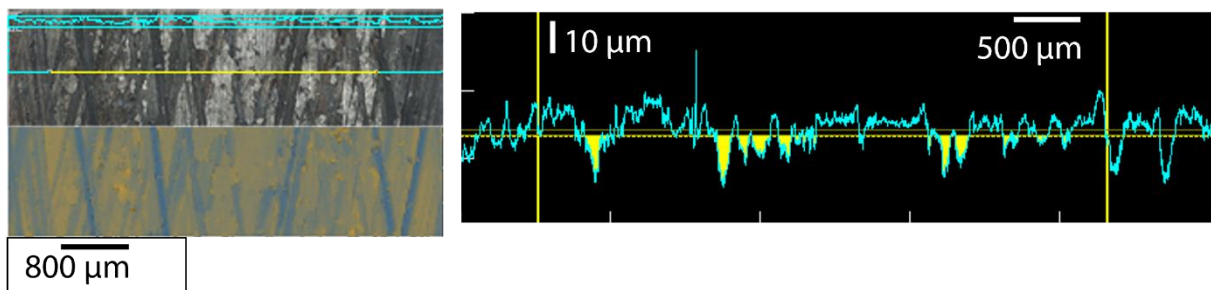
- Durchwärmen auf 860°C
- Abschrecken in Öl
- Spannungsarmglühen bei 200°C

Der Vergütungszustand des alten, in der ersten Versuchsreihe genutzten Gegenkörpers war nicht bekannt. Mit dem angepassten Prüfprogramm werden Proben des Projektpartners **Plasmatic** Franken getestet. Aufgebracht wurden folgende Beschichtungssysteme:

- Aluminiumbronze
 - LDS
 - LDS mit Festschmierstoffen (FSS)
 - HLDS
- Zinnbronze
 - LDS
 - LDS mit FSS
 - HLDS

Für jede der genannten Werkstoff-Prozesskombinationen werden wie zuvor drei Proben mit dem angepassten Prüfprogramm getestet. Die Auswertung der Proben nach dem Verschleißtest zeigte einen sehr geringen Verschleiß bei allen untersuchten Proben. Exemplarisch sind in Abbildung 2.53 die Ränder der Verschleißspuren einer Aluminiumbronzeschicht und einer Zinnbronzeschicht, jeweils mittels HV-LDS aufgespritzt, zu sehen. Beide Proben zeigen einen sehr geringen Verschleiß, so dass nach dem Test noch die Riefen der mechanischen Oberflächenvorbehandlung zu erkennen sind. Der optische Eindruck legt nahe, dass die Aluminiumbronze eine geringe Verformungsneigung aufweist und dass die Zinnbronze sich im belasteten Bereich eingeläutet hat. Eine genauere Analyse der Verschleißvolumina war aufgrund des sehr geringen Verschleißes und dem vergleichsweise sehr hohen Einfluss der manuellen Festlegung der Nulllinie nicht sinnvoll möglich. Für alle der von **Plasmatic** hergestellten und am **IOT** analysierten Proben kann festgehalten werden, dass ein sehr geringer Verschleiß vorliegt.

Al-Bronze HV-LDS



Sn-Bronze HV-LDS

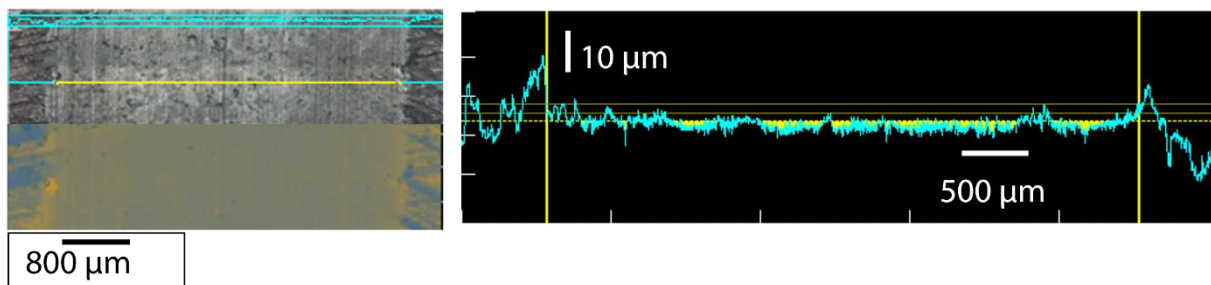


Abbildung 2.53: Laserkonfokalmikroskopieaufnahmen der Verschleißspur von HV-LDS gespritzten Proben aus Alubronze und Zinnbronze; Höhenprofil jeweils rechts. Bei beiden Proben zeigen nach dem Verschleißtest noch Riefen der mechanischen Probenvorbereitung

Die Betrachtung der Reibkoeffizienten zeigt einerseits, dass für beide betrachteten Werkstoffe die Schwankungen bei HV-LDS-Schichten geringer ausfallen, was für die erwartete höhere Homogenität spricht. Andererseits wiesen bei LDS-Alubronzeschichten 2 der 3 Proben sehr geringe Reibkoeffizienten aus. Das Versetzen der Schichten mit Festschmierstoffen hatten keinen messbaren Einfluss, was auf die Versuchsdurchführung in Öl zurückgeführt werden kann. Im Einsatz werden die Beschichtungen, analog zur Untersuchung am Hochlastrtribometer, immer unter Einsatz einer Ölschmierung eingesetzt.

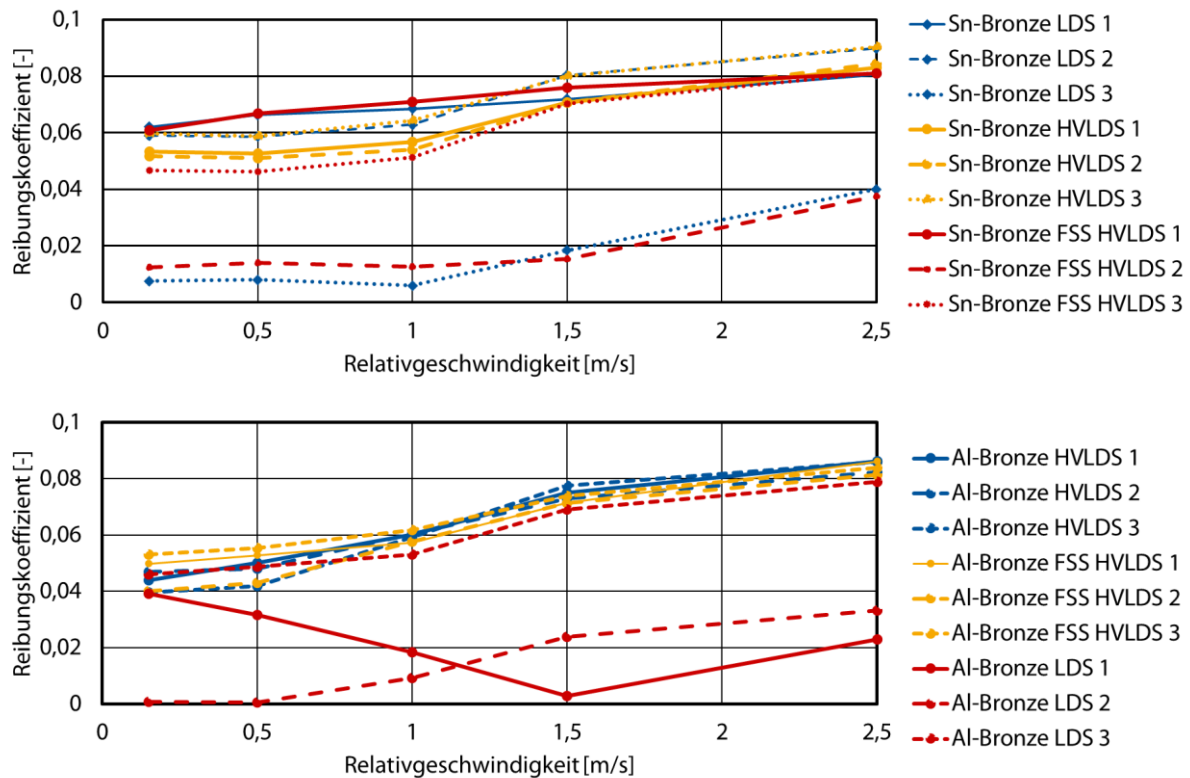


Abbildung 2.54: Reibkoeffizienten der betrachteten Proben über den Testzyklus mit unterschiedlichen Relativgeschwindigkeiten; Sn-Bronzen oben, Al-Bronzen unten

2.5.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des AP5

2.6 Arbeitspaket 6: Validierung für die Offshore-Anwendungen im Korrosionsschutz und Gleitlagerbau

2.6.1 Wissenschaftliche und technische Ziele des AP6

Arbeitspaket 6 umfasst die Validierung der beiden Test-Cases. In Test-Case 1 wird der Korrosionsschutz anhand von Demonstratorbauteilen in Form von Haftzugprüfungen überprüft. Dabei wird die automatisierte Oberflächenvorbehandlung von **Krebs** verwendet. Die Haftzugversuche werden bei **Krebs** mit Unterstützung vom **IOT** durchgeführt. Zusätzlich werden die sensorisch ermittelten Daten zur Validierung der KI-gestützten Überwachung erfasst. Die Anbindung der Schutzschicht an das Substrat bei Belastung soll ein Indikator für den passiven Korrosionsschutz darstellen.

In Test-Case 2 werden die entwickelten Beschichtungsprozesse für die Herstellung von Gleitlagern und Fertigung von Demonstratorgleitlagern gemäß den Vorgaben von **Miba** angepasst. Die relevanten Prozessgrößen werden während der Fertigung der Gleitlagerbeschichtungen erfasst. Zusätzlich wird die Geometrie der Gleitlager vor dem Beschichtungsprozess, nach der Beschichtung und nach der Nachbearbeitung dokumentiert. Mittels Prüfstandsversuchen wird die Gleitlagerbeschichtung validiert und die Ergebnisse werden an die KI übermittelt. Die Gleitlagerprüfversuche der beschichteten Demonstratoren werden mit einem Unterauftrag als Dienstleistung an **Miba** durch das **IOT** koordiniert. Zusätzlich erfolgt die Charakterisierung der Schadensmechanismen nach den Prüfstandsversuchen durch das **IOT**.

2.6.2 Umsetzung des AP6 im Projekt

2.6.2.1 Gleitlager Prüfstandsversuche bei Miba

Auf Basis der Ergebnisse der Hochlasttribometeruntersuchungen fand eine Abstimmung mit den Projektpartnern statt, um die Proben für die Demonstrator-Untersuchungen bei **Miba** festzulegen. Aufgrund der vermuteten geringeren Verschleißanfälligkeit der Alubronze und der auffälligen Verläufe der Reibkoeffizienten der LDS-Alubronze-Proben wurden Alubronzeschichten, die mittels LDS und mittels HV-LDS appliziert werden, als Beschichtungen für die Demonstrator tests ausgewählt. Die Beschichtung der Demonstratorbauteile erfolgte mit identischen Prozessparametern wie die Herstellung der Proben für die Hochlasttribometerversuche. Damit befinden sich die verwendeten Prozessparameter ebenfalls innerhalb des, während der Messkampagne erfassten, Versuchsraums.

Mit den beiden Schichtsystemen wurden jeweils 5 von **Miba** zur Verfügung gestellte Prüfzapfen beschichtet und auf Maß gedreht. Abbildung 2.55 zeigt exemplarisch die verschiedenen Bearbeitungszustände des Prüfzapfens pLDS 02.

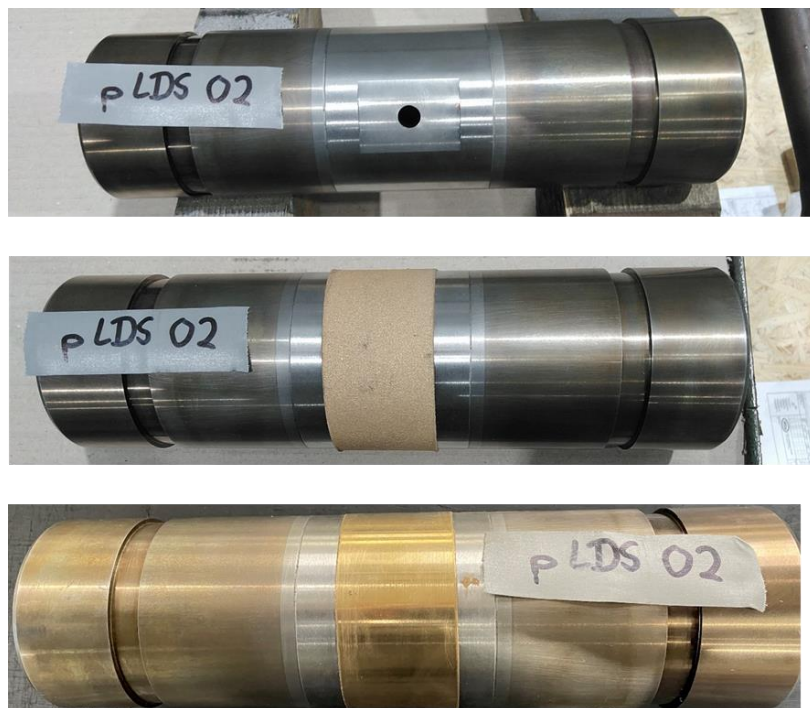


Abbildung 2.55:

Herstellung von Demonstrator für Prüfstand bei **Miba**

In Tabelle 2.18 ist zudem eine Übersicht der Beschichtungen sowie der Rauheiten direkt nach dem Beschichten und nach dem Drehen, aber vor der finalen Oberflächenbearbeitung bei **Miba**, zu sehen. Es ist deutlich zu erkennen, dass die HV-LDS-Schichten im spritzrauen Zustand eine geringere Rauheit aufweisen als die LDS-Schichten. Dies erlaubt perspektivisch die Verwendung einer reduzierten Bearbeitungszugabe, wenn die Bauteile nicht spanabhebend weiterbearbeitet werden.

Tabelle 2.18: Beschichtungen der Prüfzapfen für den Demonstratortest

Probe	Beschichtung	Rz / μm spritzrau	Rz / μm gedreht
pLDS 02	Alubronze HV-LDS	47,2	3,6
pLDS 05	Alubronze HV-LDS	42,2	5,4
pLDS 06	Alubronze HV-LDS	43,5	7,7
pLDS 07	Alubronze HV-LDS	48,6	6,8
pLDS 08	Alubronze HV-LDS	48,4	3,4
pLDS 09	Alubronze LDS	63,1	8,2
pLDS 11	Alubronze LDS	65,0	5,2
pLDS 12	Alubronze LDS	65,2	4,9
pLDS 13	Alubronze LDS	65,7	5,5
pLDS 15	Alubronze LDS	62,4	4,1

Neben den Prüfzapfen wurden auch Flachproben beschichtet, die bei **Miba** in einem Biegewechseltest untersucht wurden. Die Probenplatten in Abbildung 2.56 wurden dazu zunächst gestrahlt, beschichtet und auf Maß gedreht. Im Anschluss bei **Miba** auf das erforderliche Maß vorbearbeitet.

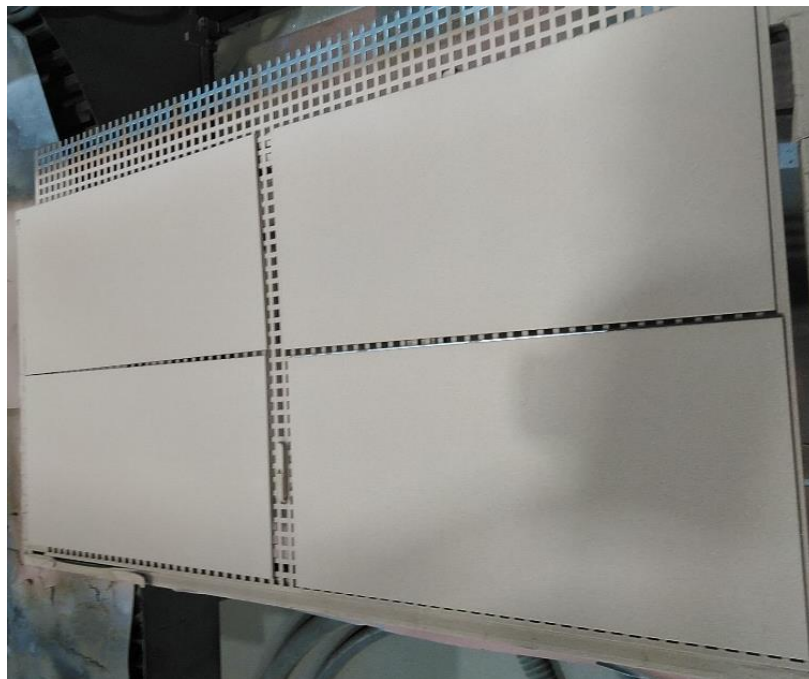


Abbildung 2.56: Alubronze HV-LDS für Biegewechseltest

Die Ergebnisse der Demonstratorversuche bei **Miba** zeigen, dass die neu entwickelten HV-LDS-Prozessparameter eine deutliche Steigerung der Leistungsfähigkeit der Beschichtungen ermöglichen. Die Ergebnisse sind in Abbildung 2.57 dargestellt. Die rote Kurve zeigt jeweils das Drehmoment, was direkt mit dem Reibbeiwert korreliert.

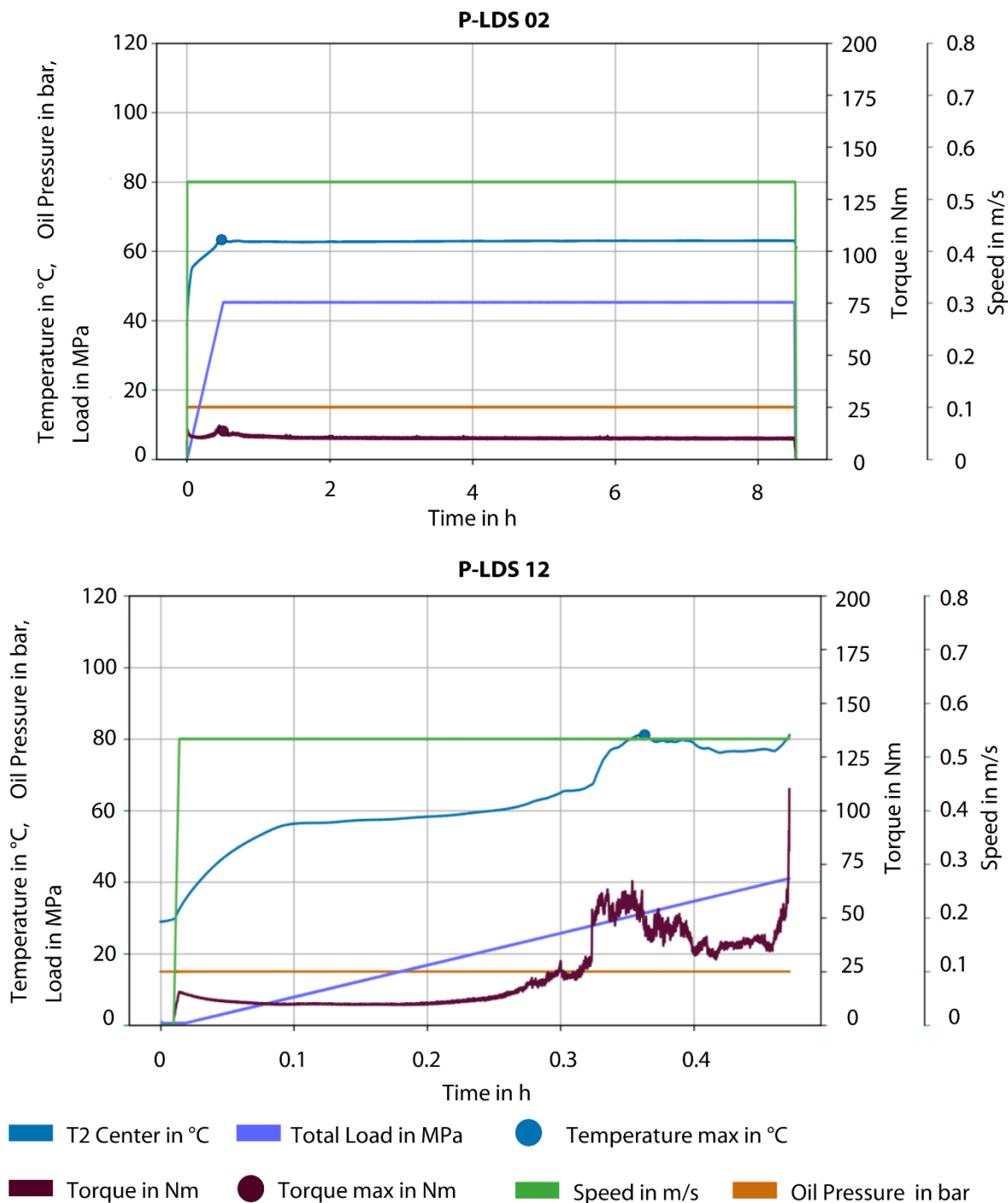


Abbildung 2.57: Ergebnisse der Prüfstandsversuche bei **Miba** für HV-LDS Probe 02 oben und abgebrochene LDS Probe P-LDS 12 unten

Bei allen Proben, die den gesamten Testzyklus durchliefen, stellt sich ein vergleichbares Drehmoment ein, was darauf schließen lässt, dass die Kombination aus Last, Zwischenmedium und der

Werkstoffkombination zwischen Alubronze und Gegenkörper hier die entscheidenden Einflussfaktoren sind.

Bei Betrachtung der HV-LDS-Proben fällt auf, dass lediglich eine der Proben den Testzyklus nicht vollständig durchlief. Im Bericht von **Miba** ist dazu „probably surface preparation failure“ als Kommentar vermerkt. Daher wird diese Probe für die Auswertung nicht weiter betrachtet. Ansonsten gleicht der Drehmoment Verlauf der HV-LDS Proben P-LDS 05 und 06 dem in Abbildung 2.57 oben. Die HV-LDS Probe P-LDS 07 zeigt deutliche Verschleißspuren, durchlief aber ebenfalls den vollständigen, 8,5-stündigen Zyklus. Im Gegensatz dazu konnten die LDS-Schichten nur in 2 von 5 Fällen den Testzyklus beenden. Die anderen Proben wie Probe P-LDS 012 Abbildung 2.57 unten sind vorzeitig abgebrochen. Bei diesen Proben ist kein Hinweis auf eine fehlerhafte Oberflächenvorbehandlung vorhanden. Eine Betrachtung der LDS-Proben nach dem Prüfstandsversuch mit Abbildung 2.58 zeigt für die abgebrochenen Tests an P-LDS 09, 12 und 13 ein katastrophales Schichtversagen unter Freilegung des Substrats.

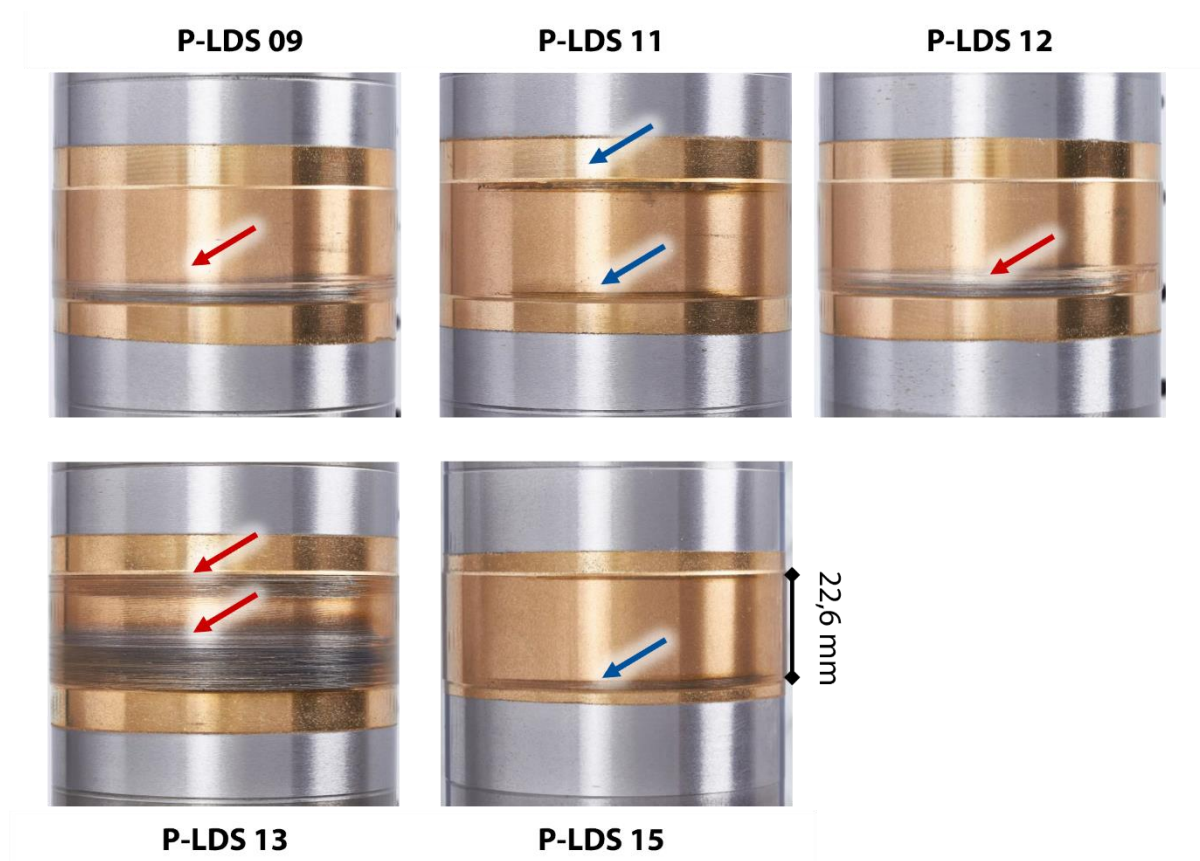


Abbildung 2.58: Aufnahmen der LDS-Beschichtungen nach dem Prüfstandsversuch, beginnender Verschleiß durch blaue Pfeile markiert, katastrophales Schichtversagen durch rote Pfeile markiert

Die blauen Pfeile zeigen jeweils beginnenden Verschleiß an. Da die LDS-Proben alle mit denselben Prozessparametern, derselben Drahtcharge, etc. beschichtet wurden und keine Auffälligkeiten im Prozess auftraten, ist davon auszugehen, dass die Beschichtungen des konventionellen LDS-Prozesses für die hohen Anforderungen der Gleitlager für Windenergieanlagen nicht ausreichend homogen sind.

Die LDS-Proben werden daher im Folgenden nicht näher betrachtet. Der neuentwickelte HV-LDS-Prozess zeigt im Gegensatz dazu ein hohes Potenzial. An den Proben P-LDS 02, 05 und 06 ist jeweils nur beginnender Verschleiß nach dem Test zu beobachten.

Betrachtet man neben dem Drehmoment auch den Verschleiß nach dem Testzyklus, kann ein mittlerer Verschleiß der Proben über die gesamte belastete Fläche von $0,2\text{ }\mu\text{m}$ bis zu $0,9\text{ }\mu\text{m}$ festgestellt werden. Der maximale Verschleiß der HV-LDS Proben an einer Stelle lag über alle 4 betrachteten Proben bei $7,5\text{ }\mu\text{m}$. In Gleitlageranwendungen aus der Pumpenindustrie ist eine H6-Passung eine typische Anforderung an Gleitlagerbuchsen. Bei einer Gleitlagerbuchse mit einem Innendurchmesser von $\varnothing 100$ H6 ergibt sich daraus eine Toleranzfeldbreite von $22\text{ }\mu\text{m}$. Das Demonstratorbauteil ist im Gegensatz dazu mit einer Toleranz von $\pm 0,05\text{ mm}$ bemessen, was einer Toleranzfeldbreite von $100\text{ }\mu\text{m}$ entspricht. Selbst wenn die deutlich engere Toleranz der Pumpenindustrie herangezogen wird, liegen alle Demonstratorbauteile im Bereich des punktuell höchsten Verschleißes nach dem Test innerhalb der Toleranz, sofern die Bauteile vorab auf die Mitte der Toleranzbreite gefertigt wurden. Werden die Anforderungen von **Miba** als Grundlage der Bewertung herangezogen und angenommen, dass die Bauteile auf die Mitte der Toleranz gefertigt werden, entspricht der maximale punktuelle Verschleiß über alle HV-LDS-Schichten lediglich 15 % der halben Toleranzfeldbreite. Somit kann festgehalten werden, dass die im Rahmen dieses Projekts entwickelte Gleitlagerschicht auf dem Prüfstand ein sehr gutes Verschleißverhalten zeigt und das Projektziel der Entwicklung einer für WEA geeigneten Gleitlagerschicht erfüllt wurde.

Bei der Probe P 07, die den höchsten mittleren Verschleiß von $0,909\text{ }\mu\text{m}$ und den höchsten lokalen Verschleiß von $7,5\text{ }\mu\text{m}$ aufweist, haben sich vermutlich beim Anfahren Partikel gelöst und lokal zu einem erhöhten Verschleiß geführt. Anhand von Oberflächenscans vor und nach dem Verschleißtest sowie der Gesamtübersicht über den belasteten Bereich und die Detailbilder der Ränder ist zu erkennen, dass der linke Rand einen deutlich erhöhten Verschleiß aufweist und dass die Verschleißfurchen auf einer Bahn verlaufen. Das sind klare Anzeichen für einen Dreikörperverschleiß, z.B. durch sich lösende Einschlüsse, die bei der Fertigbearbeitung in die Schicht eingetragen worden sein könnten. Trotz diesen deutlichen Einlaufverhaltens konnte die Probe den Test vollständig durchlaufen und weist insgesamt einen geringen Verschleiß auf. Das zeigt die Leistungsfähigkeit und Robustheit der in diesem Projekt entwickelten Gleitlagerschicht.

Zusätzlich zu den Gleitlagerversuchen mit den bei **Miba** etablierten Parametern wurden auch Biegetests durchgeführt. Diese werden i.d.R. zur Beurteilung der Haftung von metallurgisch verbundenen Schichten, z.B. Auftragsschweißungen, verwendet. Die Biegewinkel können in der Anwendung erst nach einem katastrophalen Versagen des gesamten Getriebes auftreten und stellen daher keinen Anwendungsfall dar.

Abbildung 2.59 zeigt das Ergebnis des Biegetests. Wie aufgrund des Haftungsmechanismus zu erwarten ist, weist die Schicht nach dem Test Risse und Delaminationen auf. Aus weiteren Forschungsarbeiten ist jedoch bekannt, dass die Haftung thermisch gespritzter Schichten für die Anwendung in Hauptlagern von Windenergieanlagen ausreichend ist. Daher stellt das Nichtbestehen dieses internen Tests von **Miba** kein Ausschlusskriterium für das neuentwickelte Schichtsystem dar. Vielmehr zeigt dieses Ergebnis, dass für den Einsatz von thermisch gespritzten Gleitlagerschichten geeignete Tests zur Bewertung der

Schichthaftung etabliert werden müssen. Entsprechende Verfahren sind z.B. in der Norm DIN EN ISO 14916:2017 definiert.

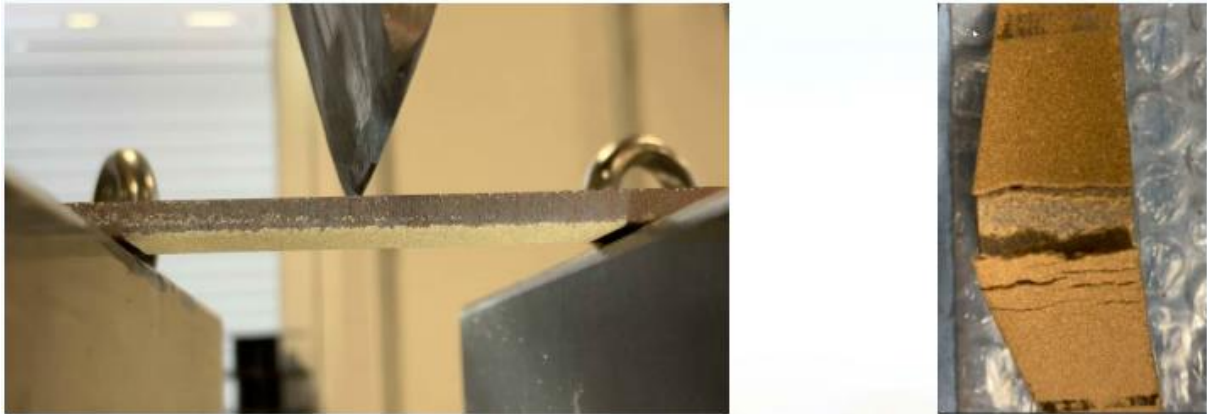


Abbildung 2.59: Delamination nach Biegewechseltest, Test ist für Beschichtungen mit schmelzmetallurgischer Verbindung ausgelegt. Ergebnis entspricht den Erwartungen aufgrund des eingesetzten Beschichtungsprozesses

2.6.2.2 Haftzugtests bei unterschiedlicher Substratvorbehandlung

Zur Analyse des Einflusses der Strahlparameter führte Krebs eine kurze Parameterstudie durch. Final wurden die in Tabelle 2.19 aufgeführten Proben von Krebs an das **IOT** für Haftzugtests geliefert. Das **IOT** nutzte zur Ermittlung der Haftfestigkeit die PAT-Handy Methode. Jeder PAT-Handy Test wurde mindestens dreifach wiederholt um eine statistische Absicherung zu gewährleisten.

Tabelle 2.19: Spezifika der Haftzugtestproben von Krebs

Proben-Nr.	Rautiefe in µm				Dicke ZnAl	Verfahren	Versiegler
	Profilium45	Prowheelium PW 123	Prowheelium PW 145	Prowheelium PW 123 / 145		TSZA	x
1	64	x	x	x	100-150 µm	TSZA	x
4	66	x	x	x	60µm	TSZA	60µm
5	X	68	x	x	100-150 µm	TSZA	x
8	X	72	x	x	60µm	TSZA	60µm
9	x	x	68	x	100-150 µm	TSZA	x
11	x	x	72	x	150-200 µm	TSZA Airlace	60µm
13	x	x	x	64	100-150 µm	+ TSZA	x
15	x	x	x	66	150-200 µm	TSZA Airlace	60µm
						+	

Die Ergebnisse der Haftzugtests sind in Abbildung 2.60 zu sehen. Die Proben 4, 11, 13 und 15 weisen die höchsten Haftzugfestigkeiten von über 10 MPa auf. Bis auf Probe 13 war jede dieser Proben zusätzlich versiegelt worden. Mutmaßlich können die sehr hohen Haftfestigkeiten auf eine vollständige Infiltration des Spritzgefüges bis hin zum Substrat und ein zusätzliches Verkleben mit diesem zurückgeführt werden. Tatsächlich genügt fast jede der durch Krebs hergestellten Proben den Anforderungen an Gründungssegmente von Offshore-Windenergieanlagen. Auch dieses Projektziel ist somit erreicht.

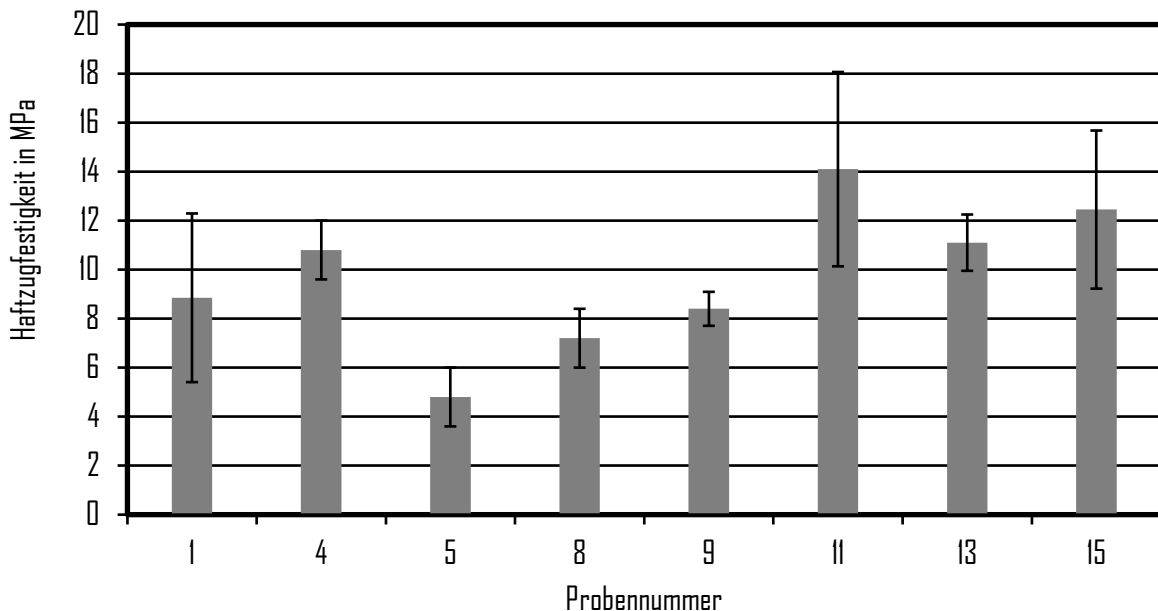


Abbildung 2.60: Durch PAT-Handy gemessene Haftzugfestigkeiten der von Krebs an das **IOT** gelieferten Proben

2.6.3 Zusammenfassung der Ergebnisse des AP6

Die Ziele des abschließenden AP6 wurden erreicht. Zur Herstellung von Gleitlagerbeschichtungen wurde wegen Problemen bei der Herstellung der ursprünglich anvisierten Werkstoffentwicklung auf neuartige Prozessentwicklungen durch **Plasmatic** und das **IOT** zurückgegriffen. Die Ergebnisse des Demonstratortests von Test-Case 1 sind sehr vielversprechend und zeigen eine deutliche Steigerung der Schichtqualität im realen Anwendungsfall. **Plasmatic** setzt den Transfer auf andere Gleitlageranwendungen bereits um und publizierte einige der im Rahmen des Arbeitspakets entwickelten Lösungen in [KW22].

3 Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Die Projektergebnisse lassen sich in drei komplementäre Bereiche mit hohem Potential einer wissenschaftlichen und wirtschaftlichen Nachnutzung überführen. Jeder Bereich ist industriell anschlussfähig und kann problemlos und zu geringen Kosten umgesetzt werden. Die Bereiche werden im Folgenden konkretisiert.

3.1 Automatisierte Probenvorbehandlung und KI-gestützte Qualitätssicherung

Der von Grillo entwickelte robotergeführte, staubarme Strahlprozess mit integrierter Absaugung in Kombination mit der vom GS entwickelten kamerabasierten Inline-Inspektion zur KI-gestützten Rost- und Fehlstellenerkennung sowie der Rauheitsabschätzung sind unmittelbar in Strahlkabinen und Produktionshallen nachrüstbar. Die Sensorsysteme ermöglichen mit den KI-Modellen zu vergleichsweise niedrigen Kosten hervorragende Klassifikationen. Ein Retrofitting vorhandener Anlagen ist wirtschaftlich und bietet einen sehr hohen Mehrwert im operativen Alltag. Ausschuss und Nacharbeit werden reduziert und Strahlfehler schnell und effizient erkannt. Der portable Demonstrator schafft einen niederschweligen Einstieg. Interessenten können die Technologie on-site evaluieren.

3.2 Prozessdiagnostik und datengetriebene LDS-Prozessführung

Die modernisierte PFI-Diagnostik und die hochfrequente Sensorik für Spannung und Strom bilden eine Grundlage für die Prozessüberwachung und Bewertung. Diese Prozessüberwachungsverfahren generieren in Verbindung mit der, von der UMR entwickelten, KI-basierten, Software *CogniForge*, zu vertretbaren Kosten einen großen Nutzen bei Lohnbeschichtungsarbeiten. Insbesondere bei der Verarbeitung vieler unterschiedlicher Zusatzwerkstoffe und der daraus folgenden Notwendigkeit angepasster Prozessführungen können durch *CogniForge* und die von IOT und UMR erarbeiteten Methoden Prozessinstabilitäten identifiziert und Beschichtungseigenschaften abgeschätzt werden. Nacharbeit und Stillstände in der Produktion können auf diese Weise drastisch reduziert werden. Die lückenlose Datenerfassung und Speicherung in FURTHRmind sorgt gleichzeitig für einen Qualitätsnachweis, eine werkstückgenaue Rückverfolgbarkeit und eine auditsichere Dokumentation.

3.3 Neue Beschichtungssysteme

Für den Offshore-Korrosionsschutz liegt mit ZnAl15 ein industriell tragfähiges bekanntes System vor. Haftzugtests zeigen einen weiteren Vorteil von Versieglern in Korrosionsschutzschichten. Plasmatic entwickelte prozessdatenbasierte eine HV-LDS Prozessführung zur Verarbeitung von Zinn- und Aluminiumbronzen. Diese zeigten sowohl in den tribologischen Untersuchungen des IOT als auch in den Prüfstandsversuchen bei Miba äußerst vielversprechende Ergebnisse. Ein Transfer dieser Gleitlagerschichten auf andere Anwendungen wird von Plasmatic bereits umgesetzt.

4 Im Projekt erfolgte Veröffentlichungen

4.1 In Begutachtung

[BPH+25] K. Bobzin, T. Papenbrock, H. Heinemann, M. Erck, M. Seeger, L. M. Johann: Investigation of Criteria for Wire-Arc Spraying Process Stability, Journal of Thermal Spray Technology, 2025.

4.2 Publiziert

- [MN24.1] J. Maxa, M. Nowottnick: "AI assisted roughness estimation and classification". In: European Association On Applications Of Surface And Interface Analysis. ECASIA'24. Chalmers University of Technology. Göteborg, Sweden, June 9-14, 2024
- [MN24.2] J. Maxa; M. Nowottnick: "Optical Surface Roughness Estimation Using Artificial Intelligence"; Open Access Publication: Materials and Corrosion 76 (1) / 2024, S. 188–196. DOI: 10.1002/maco.202414564
- [BHB+23] K. Bobzin, H. Heinemann, E. Burbaum, H. Naber, How to Determine Process Fluctuations in Wire-Arc Spraying, in: ASM International, DVS Thermal Spray 2023, Proceedings from the International Thermal Spray Conference, Red Hook, NY: Curran Associates Inc, 2023, 135–141, ISBN 9781713879572
- [BHJ24] K. Bobzin, H. Heinemann, L. M. Johann, Data-Driven Mitigation of Process Fluctuations in Wire-Arc Spraying, in: DVS Media GmbH ITSC 2024 International Thermal Spray Conference and Exposition, Düsseldorf: DVS Media GmbH, 1, 2024, 233–239, ISBN 9783961442638
- [BHJ24] Bobzin, Heinemann, Johann, Data-Driven Mitigation of Process Fluctuations in Wire-Arc Spraying, In: ISBN: 978-3-96144-263-8 (2024)
- [SNP24] S. Schmidl, F. Naumann, T. Papenbrock, AutoTSAD: Unsupervised Holistic Anomaly Detection for Time Series Data, Proceedings of the VLDB Endowment 17 11 (2024), 2987–3002, doi.org/10.14778/3681954.3681978
- [KW22] M. A. Knoch, R. Wolf, Influence of Process Parameters on Overall Costs of Surfaces Coated by Wire-Arc Spraying, in: International Thermal Spray Conference 2022, 194–198, ISBN
- [SP25] M. Seeger, T. Papenbrock: DPQL: Applications for Holistic Data Profiling, Proceedings of the GI-Fachtagung Datenbanksysteme für Business, Technologie und Web (BTW), 2025.
- [SWP22] S. Schmidl, P. Wenig, T. Papenbrock, Anomaly detection in time series, Proceedings of the VLDB Endowment 15 9 (2022), 1779–1797, doi.org/10.14778/3538598.3538602
- [WHP24] P. Wenig, M. Höfgen, T. Papenbrock, JET: Fast Estimation of Hierarchical Time Series Clustering, in: ITISE 2024, Basel Switzerland: MDPI, 2024, 37
- [WSP24] P. Wenig, S. Schmidl, T. Papenbrock, Anomaly Detectors for Multivariate Time Series: The Proof of the Pudding is in the Eating, in: 2024 IEEE 40th International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW), IEEE, 2024, 96–101, ISBN 979-8-3503-8403-1

5 Literaturverzeichnis

- [Bha21] S. Bhattacharya, Central Composite Design for Response Surface Methodology and Its Application in Pharmacy, in: P. Kayaroganam Response Surface Methodology in Engineering Science, IntechOpen, 2021, ISBN 978-1-83968-917-8, doi.org/10.5772/intechopen.90965
- [BHB+23] K. Bobzin, H. Heinemann, E. Burbaum, H. Naber, How to Determine Process Fluctuations in Wire-Arc Spraying, in: ASM International, DVS Thermal Spray 2023, Proceedings from the International Thermal Spray Conference, Red Hook, NY: Curran Associates Inc, 2023, 135–141, ISBN 9781713879572
- [BHJ24] K. Bobzin, H. Heinemann, L. M. Johann, Data-Driven Mitigation of Process Fluctuations in Wire-Arc Spraying, in: DVS Media GmbH ITSC 2024 International Thermal Spray Conference and Exposition, Düsseldorf: DVS Media GmbH, 1, 2024, 233–239, ISBN 9783961442638
- [BHJ24] Bobzin, Heinemann, Johann, Data-Driven Mitigation of Process Fluctuations in Wire-Arc Spraying, In: ISBN: 978-3-96144-263-8 (2024)
- [BÖK+17] K. Bobzin, M. Öte, M. A. Knoch, W. Krömmel, F. Prenger, R. Jantze, Schlussbericht zum Verbundvorhaben: KOKON - Nachhaltiger Korrosionsschutz von OWEA durch versiegelte spritzverzinkte Oberflächen: Teilprojekt Institut für Oberflächentechnik der RWTH Aachen: [Institut für Oberflächentechnik der RWTH Aachen University - IOT], 2017, doi.org/10.2314/GBV:1008729671
- [BÖK+18] K. Bobzin, M. Öte, T. Königstein, W. Wietheger, T. Schröder, G. Jacobs, D. Bosse, New material concepts for thermally sprayed hydrodynamic bearings, in: F. Azarmi, K. Balani, T. Eden, T. Hussain, Y.-C. Lau, H. Li, K. Shioda, F.-L. Toma, J. Veilleux 2018 Conference Proceedings, Russell Township: ASM International®, 2018, 508–514, ISBN 978-1-62708-160-3
- [BÖK+18] K. Bobzin, M. Öte, T. Königstein, W. Wietheger, Potentiale thermisch gespritzter Gleitlager für hochbelastete Lagerstellen, in: Reibung, Schmierung und Verschleiß, Fachvorträge, wissenschaftliche Poster, Aachen: Gesellschaft für Tribologie e.V, 2018, ISBN 978-3-9817451-3-9
- [BÖK19] K. Bobzin, M. Öte, M. A. Knoch, Designing the Corrosion Products of ZnAl15, A new Approach to Smart Corrosion Protection Coatings?, Corrosion Science **155** (2019), 217–229, doi.org/10.1016/j.corsci.2017.12.015
- [FHB14] Fauchais, P. L.; Heberlein, J. V.; Boulos, M. I., Thermal Spray Fundamentals, Boston, MA: Springer US, 2014, ISBN 978-0-387-28319-7, doi.org/10.1007/978-0-387-68991-3
- [Kno19] M. A. Knoch, Korrosionsverhalten thermisch gespritzter ZnAl15-Korrosionsschutzschichten, Düren: Shaker, 1. Auflage, 2019, ISBN 978-3-8440-7009-5

- [KW22] M. A. Knoch, R. Wolf, Influence of Process Parameters on Overall Costs of Surfaces Coated by Wire-Arc Spraying, in: International Thermal Spray Conference 2022, 194–198, ISBN
- [LB02] Lugscheider, E.; Bach, F.-W., Handbuch der thermischen Spritztechnik, Technologien - Werkstoffe - Fertigung, Düsseldorf: Verl. für Schweißen und Verwandte Verfahren DVS-Verl., 2002, ISBN 3-87155-186-4
- [Nis12] Nist, E-Handbook Nist DoE (2012), doi.org/10.18434/M32189
- [PJ17] F. Prenger, R. Jantze, KOKON: Nachhaltiger Korrosionsschutz von Offshore-Windenergieanlagen durch versiegelte spritzverzinkte Oberflächen Teilprojekt Schlussbericht zum BMWi Vorhaben 0325672B: [Grillo-Werke AG], 2017, doi.org/10.2314/GBV:1010355937
- [PRW12] G. Paczkowski, C. Rupprecht, B. Wielage, High-velocity arc spraying, The renaissance of a coating process, Thermal Spray Bulletin 2012 2 (2012), 140–147
- [RJB+19] A. Rolink, G. Jacobs, D. Bosse, T. Schröder, K. Bobzin, M. Öte, T. Königstein, W. M. Wietheger, Erprobung von thermisch gespritzten Schichtsystemen in Gleitlagerversuchen, Investigation of thermally sprayed coatings in hydrodynamic plain bearing experiments, in: G. Jacobs, J. Marheineke Tagungsband, RWTH Aachen University, 2019, 157–170, ISBN 978-3-7494-0761-3 [Titel anhand dieser ISBN in Citavi-Projekt übernehmen]
- [SNP24] S. Schmidl, F. Naumann, T. Papenbrock, AutoTSAD: Unsupervised Holistic Anomaly Detection for Time Series Data, Proceedings of the VLDB Endowment 17 11 (2024), 2987–3002, doi.org/10.14778/3681954.3681978
- [SWP22] S. Schmidl, P. Wenig, T. Papenbrock, Anomaly detection in time series, Proceedings of the VLDB Endowment 15 9 (2022), 1779–1797, doi.org/10.14778/3538598.3538602
- [THK17] W. Tillmann, L. Hagen, D. Kokalj, Spray Characteristics and Tribo-Mechanical Properties of High-Velocity Arc-Sprayed WC-W2C Iron-Based Coatings, Journal of Thermal Spray Technology 26 7 (2017), 1685–1700, doi.org/10.1007/s11666-017-0605-y
- [Tuc13] Tucker, R. C., Thermal spray technology, Materials Park Ohio: ASM International, 2. print, 2013, ISBN 1-61503-996-1
- [WHP24] P. Wenig, M. Höfgen, T. Papenbrock, JET: Fast Estimation of Hierarchical Time Series Clustering, in: ITISE 2024, Basel Switzerland: MDPI, 2024, 37, ISBN
- [WSP24] P. Wenig, S. Schmidl, T. Papenbrock, Anomaly Detectors for Multivariate Time Series: The Proof of the Pudding is in the Eating, in: 2024 IEEE 40th International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW), IEEE, 2024, 96–101, ISBN 979-8-3503-8403-1