

Federführung: Fraunhofer-Institut für Mikroelektronische Schaltungen und Systeme IMS
Krohne Messtechnik GmbH
Universität Duisburg-Essen

Abschlussbericht KIMETRO (KI-unterstützte METallROhr-Beschichtung)

07.03.2025

Koordination:
Ole Werger (Projektleitung)

Fraunhofer IMS

Telefon 0203/3783-281

E-Mail ole.werger@ims.fraunhofer.de

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Die Landesregierung
Nordrhein-Westfalen



5-StandorteProgramm



Inhalt

1	Zusammenfassung.....	3
2	Wissenschaftliche Ergebnisse.....	4
2.1	Projektergebnisse und Zielerreichung.....	4
2.1.1	AP1 Anforderungskatalog.....	4
2.1.2	AP2 Workshop	4
2.1.3	AP3 Testdatenakquise.....	4
2.1.4	AP4 Systemdesign	5
2.1.5	AP5 Volldatenakquise	5
2.1.6	AP6 Datenanalyse und Erkennung von Anomalien, Modelltraining.....	6
2.2	Lösungskonzept	7
2.2.1	Allgemeines Vorgehen	7
2.2.2	Details zum KI-Algorithmus.....	8
2.3	Verwertung.....	8
3	Verbundpartner und Zusammenarbeit.....	9
4	Einordnung im ZaKI.D-Kontext.....	9

1 Zusammenfassung

In den unterschiedlichsten industriellen Prozessen werden Metallrohre zum Transport von Flüssigkeiten oder Gasen eingesetzt. Insbesondere wenn die Temperatur außerhalb oder innerhalb des Rohres besonders hoch ist, diese Wärmeenergie aber nicht oder nur reduziert zwischen den Bereichen ausgetauscht werden soll, ist es sinnvoll die Metallrohre mit einer Ummantelung zu versehen. Diese Ummantelung wird von der Firma Häuser & Co. GmbH mit einer Pulverbeschichtung umgesetzt. Teil der Verarbeitung des Pulvers ist es, dass das aufgetragene Pulver mit einem Schweißbrenner auf das Metallrohr gebrannt wird.

Bis heute wird diese Verarbeitung manuell von nur wenig verfügbaren Fachkräften durchgeführt.

Die übergeordnete Idee ist nun diesen Prozess zu automatisieren, um nicht nur die wenigen Fachkräfte zu entlasten, sondern auch eine gleichmäßige einheitliche und möglichst fehlerfreie Verarbeitung zu erzielen.

Eine Messung der Temperatur während der Verarbeitung könnte auch den gewünschten Mehrwert liefern, allerdings soll diese zu stark variieren und bei verschiedenen Werkstoffen sehr unterschiedlich sein.

Während der eigentlichen Verarbeitung beobachtet die Fachkraft den Zustand des Rohres immer visuell. Aus den verschiedenen visuellen Merkmalen kann die Fachkraft entnehmen, wie die weitere Verarbeitung des Rohres aussehen sollte.

Es liegt also nahe, in einem ersten Schritt diese visuellen Merkmale maschinell zu erkennen.

Dazu wurde zwischen dem Fraunhofer-Institut für Mikroelektronische Schaltungen und Systeme (IMS) und der Firma Häuser & Co. GmbH die nachfolgende Zusammenarbeit vereinbart.

Das beauftragte Projektteam hat unter Begleitung des Kunden vielfältige Bildreihen von der Verarbeitung des Metallrohres vor Ort aufgenommen, diese analysiert und vorverarbeitet. Im experimentellen Vorgehen wurden dann verschiedene Algorithmen des maschinellen Lernens aus dem Bereich der semantischen Segmentierung implementiert und evaluiert.

Auf dem zuerst zur Verfügung stehenden Werkstoff erzielte das Projektteam qualitativ ansprechende Ergebnisse, welche mit dem Kunden besprochen wurden.

Dadurch legte der Kunde von da an Wert darauf, das Verfahren auch auf weiteren Werkstoffen zu testen. Die Analysen und Evaluierungen dessen wurden auch im Rahmen des Projektes durchgeführt.

Abschließend werden dem Kunden die Vorgehensweisen erläutert sowie ein Ausblick auf zukünftige Schritte gegeben.

2 Wissenschaftliche Ergebnisse

2.1 Projektergebnisse und Zielerreichung

Im Projekt „KIMETRO“ sollte nachgewiesen werden, dass die visuellen Merkmale der Metallrohrverarbeitung auch maschinell erfasst werden können.

Dazu wurden in verschiedenen Gesprächen mit unterschiedlichen Mitarbeitenden der Firma Häuser & Co. GmbH die relevanten Bereiche des in Verarbeitung befindlichen Rohres besprochen. Der Bereich des Rohres, der von der Schweißbrennerflamme bereits gebrannt wurde, kann bei optimaler Verarbeitung als nasser Glanz beschrieben werden. Entsprechend wurden verschiedene Arbeitspakete definiert, welche zu dieser Glanzerkennung führen sollen.

2.1.1 AP1 Anforderungskatalog

Ein Anforderungskatalog sollte erstellt werden, der beschreibt, welche Anforderungen an verwendete Kamerasysteme und ihre Bauteile gelten. In der ursprünglichen Planung wurden auch Laser-Systeme angedacht, diese wurden nicht weiter betrachtet, da deren Einsatz deutlich kostenintensiver wäre, als die verwendeten Kamera-Systeme. Zusätzlich hätte das Verfahren von Grund auf entwickelt und evaluiert werden müssen, ohne Hinweise darauf, dass die Ergebnisqualität besser sein könnte als mit dem gewählten Verfahren.

Zielerreichung: Der Katalog wurde über bestehende Kameras und Objektive erstellt. (100%)

Ergebnis: Die vorhandenen Kamerasysteme reichen für dieses Projekt aus.

2.1.2 AP2 Workshop

Ein Workshop soll durchgeführt werden, um das Unternehmen und seine Mitarbeitenden auf den bevorstehenden Einsatz von KI vorzubereiten. Dabei werden vor allem die Stärken der KI Technologie, die Herausforderungen und der Einfluss auf die Prozesse präsentiert. Ziel des Workshops ist die Akzeptanz bei den Mitarbeitenden zu stärken.

Zielerreichung: Workshop durchgeführt am 10. Oktober 2024 (100%).

Ergebnis: Mitarbeiter „freuen“ sich über die neuen Möglichkeiten (Information durch persönliches Feedback).

2.1.3 AP3 Testdatenakquise

Es werden diverse Beispieldaten vor Ort aufgenommen, um verschiedene Parameter des Kamerasystems zu erproben.

Zielerreichung: Datenaufnahme am 07. November 2024, 200 Bilder mit verschiedenen Kameras, unterschiedlichen Objektiven sowie unterschiedlichen Schweißschutzgläsern. (100%)

Ergebnis: Die im Vorfeld bestellten Schweißschutzgläser (DIN 9 - 12) erfüllen nicht ihren Zweck. Es wird die gleiche DIN verwendet werden müssen, die die Fachkräfte vor Ort als Sichtschutz nutzen (DIN 5). Außerdem werden nur monochromatische Bilder verwendet, da diese die Bilder auf die wesentlichen Bereiche reduzieren und zum Beispiel störende Effekte Hintergrund verschwinden lassen.

2.1.4 AP4 Systemdesign

Auf Basis der verwendeten Sensoren und der aufgezeichneten Daten werden geeignete Architekturen und Modelle ausgewählt.

Zielerreichung: Semantische Segmentierung mit 3 verschiedenen Modellarchitekturen (100%).

Ergebnis: Nach kurzer Literaturrecherche werden die drei Architekturen „SegFormer“¹, „SegNet“² und „U-Net“³ ausgewählt sowie das Vorgehen der semantischen Segmentierung gewählt. Da es sich um ein überwachtes Lernverfahren handelt, müssen vorerst, aber auch zeitintensiv, einige Bilder manuell „gelabelt“ werden. Auf diesen Bildern wird nicht nur der nasse Glanz markiert, sondern auch umliegende Bereiche, um das Glanzsegment besser unterscheiden zu können. Des Weiteren wird das Labeln von verschiedenen IMS-Mitarbeitenden durchgeführt werden, um die Qualität der Metadaten unabhängig von einzelnen Personen zu erhöhen.

2.1.5 AP5 Volldatenakquise

In einem längeren Zeitraum (mehrere Stunden) werden immer wieder verschiedene Bilder von der Rohrverarbeitung aufgenommen.



Abbildung 1: Zugeschnittenes Beispielbild aus dem Datensatz der ersten Datenaufnahme

Zielerreichung: 2.700 verwendbare Bilder (100%)

Ergebnis: Dies wird dadurch ausgeweitet, dass sogar Bilder von der Verarbeitung durch unterschiedlichen Mitarbeitenden der Firma Häuser & Co. GmbH erstellt werden können. Zusätzlich werden nach individueller Absprache auch manuelle aber gängige Fehler verursacht, in dem der Mitarbeitende sowohl eine Position am Rohr zu heiß werden lässt, wie auch eine andere Stelle zu schnell übergeht, sodass diese die nötige Temperatur nicht erreicht. Die aufgenommenen Bilder wurden anschließend gesichtet, sodass 2.700 weiterverwendet werden können. Davon wurden 256 Bilder (wie in AP4 beschrieben) manuell gelabelt. In Abbildung 1 ist ein Beispielbild dargestellt.

¹ <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3540261.3541185>

² <https://ieeexplore.ieee.org/document/7803544>

³ https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-24574-4_28

2.1.6 AP6 Datenanalyse und Erkennung von Anomalien, Modelltraining

Es sollen verschiedene Modellarchitekturen trainiert werden, dabei sollen auch die Trainingsparameter evaluiert werden. Ergänzend sollen Messungen (bzw. Aufnahmen) an unterschiedlichen Rohrtypen durchgeführt werden.

Zielerreichung: Datenaufnahme von anderem Werkstoff, qualitative und quantitative Analyse der Modell-Ergebnisse (100%).

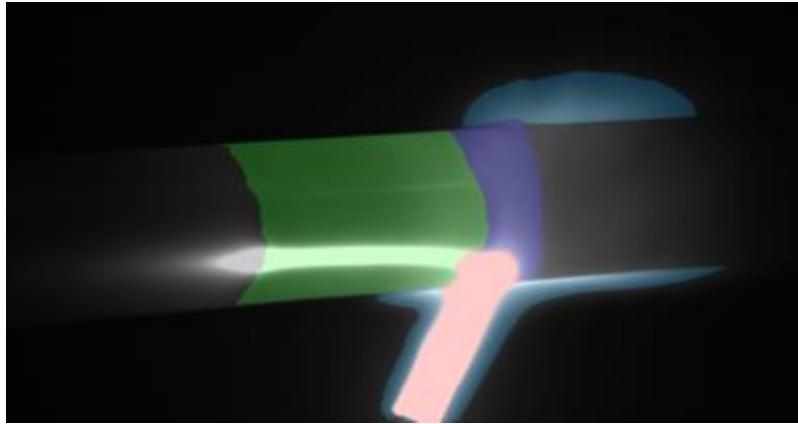


Abbildung 2: Zur Abbildung 1 wurden die vorhergesagten Segmente überlagert

Ergebnis: Von den drei in AP4 vorgeschlagenen Modellen, liefert das Modell auf U-Net basierend, am schnellsten die besten Ergebnisse. Auch wenn die anderen Modelle nicht allgemein ausgeschlossen werden sollten, wird im weiteren Verlauf nur diese Modellarchitektur verwendet. Zur quantitativen Beurteilung des Trainingserfolgs wird der „Intersection over Union“ (IoU) berechnet. Dieser, auch Jaccard-Index genannte, Wert gibt an, wie sehr vorgegebene und vorhergesagte Mengen übereinstimmen. Dazu wird in diesem Falle der Bereich der sich überschneidenden Pixel durch den der Vereinigung der Pixelbereiche geteilt. Entsprechend würde eine Vollständige Übereinstimmung den Wert 1 erzielen, während eine starke Abweichung der Flächen gegen 0 läuft. Die gelabelten Daten zum ersten Werkstück wurden in einen Trainings- und einen Testdatensatz getrennt. Die Testdaten wurden entsprechend beim Training nicht verwendet. Auf diesen wurden IoU-Werte um die 0,9 erzielt, was für einen Erfolg spricht, da die gelabelten und die vorhergesagten Bereiche der Segmente stark übereinstimmen. Die qualitative Analyse wurde visuell durchgeführt. Dazu wurden die vorhergesagten Masken als farbliche Überlagerungen den originalen (Schwarzweiß-)Bildern hinzugefügt, wie in Abbild 2 dargestellt. Auch diese erstellten Segmente bildeten immer die vom Kunden gewünschte Vorstellung ab. Weiterhin wurden dann noch ca. 6.500 Bilder von einem zweiten Werkstoff aufgenommen. Davon wurden erneut 156 Bilder gelabelt. Das zuvor trainierte Modell konnte diese Bilder verarbeiten und die Segmente vorhersagen, allerdings mit erkennbaren Abweichungen zum ersten Werkstoff. Um diese Abweichung zu umgehen, wurde ein erneutes Training auf beiden Werkstoffen durchgeführt, welches dann auch Verbesserungen auf dem zweiten Werkstoff zeigte, ohne die Qualität auf dem ersten Werkstoff zu verlieren. Entsprechend ist eine Generalisierung auf andere Werkstoffe möglich, jedoch können bessere Ergebnisse erreicht werden, wenn zu verschiedenen Werkstoffen Bilddaten vorliegen.

Zusammenfassend lässt sich also feststellen, dass alle Arbeitspakete vollständig und erfolgreich abgeschlossen wurden. Entsprechend wurde auch das Gesamtziel des Projektes erreicht.

2.2 Lösungskonzept

In diesem Abschnitt wird das ganzheitliche Lösungskonzept für die Problemstellung des Projektes zusammengefasst.

2.2.1 Allgemeines Vorgehen

Die Ausgangssituation ist dabei wie folgt: Ein beschichtetes und auf einer Werkbank montiertes Metallrohr wird der Länge nach an einer Stelle durch einen Schweißbrenner erhitzt. Für eine gleichmäßige Behandlung rotiert dieses um die eigene Längsachse.

Der optimale Erhitzungspunkt wird erreicht, wenn auf der Beschichtung ein nasser Glanz erkennbar ist. Dann wird der nachfolgende Teil des Rohres erhitzt.

Naheliegender wäre hierbei ein Einsatz von Glanzsensoren, jedoch hat eine Recherche ergeben, dass diese in kurzer Entfernung zum Werkstoff (20-150mm) angebracht werden müssen. Dort liegen allerdings sehr hohe Temperaturen ($>800\text{ }^{\circ}\text{C}$) vor, die deutlich oberhalb der Betriebstemperatur (von bis zu $60\text{ }^{\circ}\text{C}$) liegen.

Per Kamera werden nun fortlaufend Bilder von der erhitzten Stelle gemacht. Damit Kamera und Objektiv keinen Schaden nehmen, sollten diese durch passende Schweißschutzgläser (DIN 5) geschützt werden.

Jedes einzelne Bild wird dann einem KI-Algorithmus (siehe Abschnitt 2.2.2) zugeführt, welcher auf dem Bild eine semantische Segmentierung vornimmt. Eines der Segmente markiert genau den Bereich des nassen Glanzes.

Zur Veranschaulichung können diese Segmente dann farblich über das Originalbild gelegt werden, um die Qualität der Erkennung bewerten zu können (Siehe Abbildung 2). Außerdem können, wie in Abbildung 3 dargestellt, sogenannte *logits-maps* erstellt werden, welche die Rohvorhersage, aus der die Wahrscheinlichkeiten abgeleitet werden, darstellen. Diese Karten können als Heatmaps interpretiert werden, die das Vertrauen in die Zugehörigkeit zu einer bestimmten Klasse oder Segmentkategorie anzeigen: Blau steht für eine geringe Zugehörigkeit, während Rot eine hohe Zugehörigkeit signalisiert.

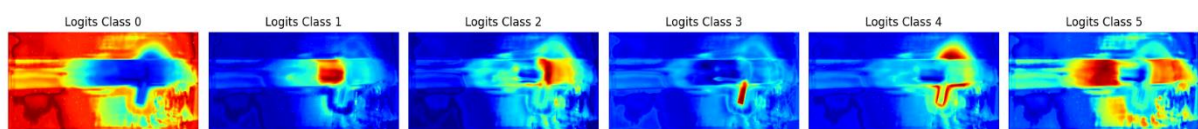


Abbildung 3: Logits-maps für jedes Klassensegment. Class 1: markiert den Glanz.

2.2.2 Details zum KI-Algorithmus

In diesem Projekt wird die Modellarchitektur „U-Net“ verwendet, welche von Olaf Ronneberger, Philipp Fischer und Thomas Brox von der Universität Freiburg entwickelt wurde. Dies haben sie in ihrer Arbeit „U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation“¹ im Jahre 2015 veröffentlicht.

Die semantische Segmentierung mit U-Net erfolgt durch ein spezielles neuronales Netzwerk, das speziell für die Bildsegmentierung entwickelt wurde. U-Net besteht aus einem Encoder-Decoder-Architektur. Der Encoder extrahiert Merkmale aus dem Eingabebild, indem er es durch mehrere *Convolution*-Schichten und *Pooling*-Schichten leitet, wodurch die räumliche Auflösung reduziert wird und die wichtigsten Merkmale erfasst werden. Der Decoder rekonstruiert dann das segmentierte Bild aus den extrahierten Merkmalen, indem er die Auflösung schrittweise erhöht und dabei *skip connections* verwendet, um die Informationen aus dem Encoder zurückzuführen. Dies ermöglicht eine präzisere Segmentierung, da lokale Informationen beibehalten werden. Am Ende des Prozesses wird eine pixelweise Klassifikation durchgeführt, um jedem Pixel im Bild eine Klasse zuzuweisen.

Entsprechend wurden für die Pixel einiger Bilder die zugehörigen Klassen manuell vergeben, wobei die Bereiche für fünf von sechs Klassen manuell festgelegt wurden und der Hintergrund als sechste Klasse alle übrig gebliebenen Pixel umfasst. Die Einteilung in die fünf Klassen erfolgte nach optisch erkennbaren Bereichen: „Glanz“, „Flamme“, „Flammenschein“, „von Flamme aktuell erhitzter Bereich“ und „Rest des Rohres“.

2.3 Verwertung

Das Ergebnis des Projekts, dass der nasse Glanz maschinell erkannt werden kann, bietet eine Basis für weitere Verwertung.

Die Vermarktung der Ergebnisse obliegt beiden Partnern jeweils selbst. Fraunhofer IMS seitig wird über dieses Projekt unter Nennung der Firma Häuser & Co. GmbH öffentlichkeitswirksam im Kontext des ZaKI.Ds berichten.

Außerdem sollen die Erkenntnisse, insbesondere der Umgang mit realen Begebenheiten in eine wissenschaftliche Veröffentlichung fließen.

In einem nächsten technischen Schritt muss aus der Erkennung nun die automatisierte Steuerung einer Maschine abgeleitet werden. Denkbar wäre hier z.B. der Einsatz maschineller Schweißroboter von unterschiedlichen Herstellern.

Diese könnten gegebenenfalls auch durch weitere KI Technologien (Reinforcement Learning) dazu angehalten werden die Verarbeitung zu optimieren. Denkbar wäre aber auch eine Voreinstellung durch erfahrende Fachkräfte, welche während der Verarbeitung dann anderen Tätigkeiten nachgehen können.

¹ https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-24574-4_28

3 Verbundpartner und Zusammenarbeit

Die Zusammenarbeit erfolgte weitestgehend bedarfsorientiert. Status-Updates seitens des Projektteams wurden ereignisgetrieben per E-Mail versandt sowie bei Vor-Ort-Terminen (Datenaufnahmen) weitere Details persönlich informell besprochen. Die Zeitplanung wurde im Laufe des Projekts angepasst, um die Wünsche des Kunden berücksichtigen zu können, der generelle Zeitrahmen wurde aber immer eingehalten.

4 Einordnung im ZaKI.D-Kontext

Dieses Projekt war das erste Umsetzungsprojekt am Fraunhofer IMS innerhalb des ZaKI.D-Projektes. Ziel war neben dem Erreichen des Projekterfolges auch eine Art Mustervorlage für zukünftige Vorgehen bei Umsetzungsprojekten zu schaffen. Insbesondere deswegen sind viele Abstimmungen und Tätigkeiten im Bereich der Projektleitung ausführlicher erfolgt, als das bei zukünftigen Umsetzungsprojekten geplant sein wird. Zusätzlich zu dem erfolgten Erreichen der Projektziele diente dieses Projekt auch dazu Arbeitsvorgänge und Situationen in ZaKI.D kennenzulernen und zu bearbeiten.

ZaKI.D hat unter anderem zum Ziel auch die Auswirkung auf die 17 Ziele zur nachhaltigen Entwicklung der Vereinten Nationen zu betrachten. Mit dem durchgeführten Projekt werden die folgenden Ziele unterstützt:

SDG 8 MENSCHENWÜRDIGE ARBEIT UND WIRTSCHAFTSWACHSTUM

Durch die Verwendung einer KI wird eine gleichbleibend hohe Qualität der Beschichtung sichergestellt. Dadurch werden einerseits die Fachkräfte entlastet und andererseits die Wertschöpfung im Betrieb erhöht.

SDG 9: INDUSTRIE, INNOVATION UND INFRASTRUKTUR

Die Firma Häuser & Co. GmbH ist bereits ein hochinnovatives Unternehmen mit spezialisierten Beschichtungsverfahren für unterschiedliche Anwendungen. Der Einsatz von KI ermöglicht die Wertschöpfung zu vertiefen, den Grad der Automatisierung zu erhöhen und so den Weg zu bereiten für neue Beschichtungsverfahren, die eventuell nur noch mit Hilfe einer KI umgesetzt werden können.

SDG 12: NACHHALTIGE/R KONSUM UND PRODUKTION

SDG12.2: effiziente Nutzung der natürlichen Ressourcen erreichen

Durch eine fehlerärmere Verarbeitung können die verbrauchten Ressourcen (umweltschädliches Gas für Gasbrenner, überschüssiges Pulver, Ausschussware bei schlechter Qualität, etc.) reduziert werden. Insgesamt lässt sich also dieses Projekt nicht nur als erfolgreiches Projekt bezüglich der eigenen Ziele bewerten, sondern stellt auch eine spannende Vorlage für zukünftige Projekte im ZaKI.D Kontext dar.