

KI-gestützte Flammendetektion und -analyse für Hochtemperaturprozesse

Clara ZERBS¹ (*), Mohsen GHARIB^{1,2}, Olaf SCHULZE¹, Andreas HERRMANN^{1,3}, Christoph SCHARM^{1,3}, Martin GRÄBNER¹, Bernd MEYER¹, Andreas RICHTER^{1,2}

¹ Institut für Energieverfahrenstechnik und Chemieingenieurwesen, TU Bergakademie Freiberg, Fuchsmühlenweg 9 D, 09599 Freiberg, Deutschland, +49 3731 39-4511, Clara-Christina.Zerbs@iec.tu-freiberg.de, www.tu-freiberg.de

² Fraunhofer-Institut für Keramische Technologien und Systeme IKTS, Winterbergstraße 28, 01277 Dresden, Deutschland, www.ikts.fraunhofer.de

³ DBI-Virtuhcon GmbH, Halsbrücker Straße 34, 09599 Freiberg, Deutschland, www.dbi-virtuhcon.de

Kurzfassung: Aufbauend auf der vorangegangenen Entwicklung optischer Sondensysteme für Hochtemperaturprozesse wurde ein Anwendungsprogramm für die KI-gestützte Analyse von Flammen entwickelt. Das Programm ist insbesondere für die Anwendung bei rußenden Flammen in Prozessen zur Synthesegas- bzw. Wasserstofferzeugung geeignet. Mithilfe dieses Werkzeugs können beispielsweise Recyclingverfahren zur stofflichen Verwertung schwer nutzbarer Rest- oder Abfallstoffe entwickelt und optimiert werden. Es besteht die Möglichkeit zur Erweiterung des Auswertesystems, um neben der Flammgeometrie auch Temperaturprofile und Prozessstabilitäten anhand der Bildinformationen zu beobachten. Erste Ergebnisse zeigen eine erhebliche Verbesserung bei der Flammendetektion, mit welcher die Prozessüberwachung und -optimierung ergänzt werden kann.

Keywords: KI-gestützte Flammenanalyse, Messsystem, Prozessoptimierung, Hochtemperaturprozesse

1 Motivation

Angesichts des anthropogenen Klimawandels und der zunehmenden Abkehr von fossilen Ressourcen bei gleichzeitig steigender Nachfrage nach Energie und Rohstoffen rücken zunehmend alternative Einsatzstoffe in den Fokus von Forschung und Industrie [1, 2]. Der Umstieg auf die Erzeugung von Synthesegas aus alternativen Einsatzstoffen bringt eine Reihe von Herausforderungen mit sich, die höhere Anforderungen an die Prozessüberwachung stellen. Einsatzstoffe von Interesse sind u.a. Abfälle wie Kunststoffe, Klärschlämme, Gärreste, aber auch Biogas oder Pyrolyseprodukte. Deren Verwertbarkeit ist aufgrund der herausfordernden physikalischen und chemischen Eigenschaften wie schlechter Mahlbarkeit, Förderfähigkeit uneinheitlicher Zusammensetzung, beispielsweise aufgrund von hohen Wasser- und Ascheanteilen, Unreinheiten sowie Inhomogenitäten anspruchsvoll. Neue Konzepte zur Flammenüberwachung und -diagnose sollen zukünftig helfen, die Prozessführung unter schwankenden Prozessbedingungen anzupassen und zu optimieren [3].

Derzeit werden meist optische Messmethoden basierend auf Emissionsspektroskopie und Chemilumineszenz sowie laserbasierte Messmethoden wie laserinduzierte Fluoreszenz oder

Particle Image Velocimetry zur Flammendiagnose im Labor- und Technikumsmaßstab eingesetzt. Herausforderungen stellen dabei vor allem die Installation, Ausrichtung und Kalibrierung des Equipments sowie die Beschränkungen hinsichtlich Brennstofftyp und -gemisch dar [5]. Ihr Einsatz im industriellen Kontext wird zudem durch einen fehlenden optischen Zugang und das Auftreten von Ruß begrenzt [6]. Auch die videobasierte Flammenüberwachung zur Charakterisierung von Verbrennungsprozessen wird durch variable Beleuchtungsverhältnisse und fehlende standardisierte Auswerteverfahren eingeschränkt, sodass aus qualitativen Bildinformationen noch keine quantitativen Aussagen über den Prozess getroffen werden können. Zudem gilt, dass die Qualität der Bilddaten über deren Auswertbarkeit entscheidet. Vor allem beim ausgangsstoff- und prozessbedingten Auftreten von Ruß stoßen aktuelle Methoden zur optischen Flammenüberwachung schnell an ihre Grenzen und setzen meist nicht vorhandene optische Zugänge voraus. Aus diesem Grund spielt die optische Flammenanalyse in industriellen Anwendungen noch keine große Rolle [4].

Um diese Lücke zu schließen, wurde in Zusammenarbeit zwischen DBI-Virtuhcon GmbH, TAF – Thermische Apparate Freiberg GmbH und dem Institut für Energieverfahrenstechnik und Chemieingenieurwesen der TU Bergakademie Freiberg ein universell einsetzbares Visualisierungs- und Diagnosesystem [3] mit entwickelt (siehe Abbildung 1). Die vorliegende Arbeit ergänzt das Diagnosesystem durch eine KI-gestützte Videoauswertung. Dieser Ansatz ermöglicht einerseits eine zuverlässige Datenauswertung trotz harscher Betriebsbedingungen, bspw. Rußablagerungen auf der Kameralinse. Andererseits können mit diesem Detektionssystem bisher unzugängliche Informationen erhalten und für die Analyse und Optimierung des Prozesses genutzt werden.

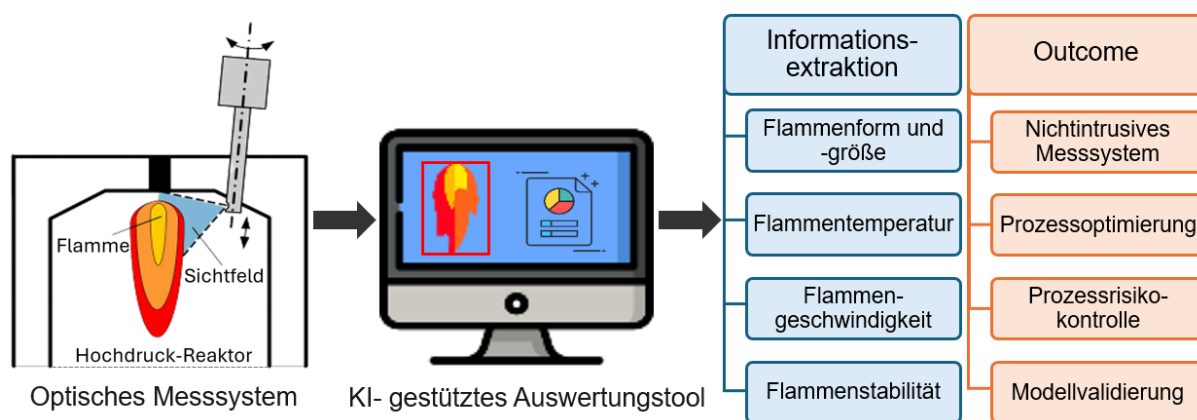


Abbildung 1: Optisches Messsystem zur Erfassung von Flammen in Hochdruck-/ Hochtemperaturumgebungen mit anschließender KI- gestützter Auswertung und Informationsgewinnung für weitere Anwendungen [6].

2 Grundlagen

Für verschiedene Pilotanlagen der TU Bergakademie Freiberg und DBI-Virtuhcon GmbH wurden in verschiedenen Forschungsvorhaben optische Messsysteme zur Überwachung von Hochtemperaturprozessen entwickelt. Auf Basis der Bild- und Videodaten verschiedener Versuchskampagnen werden darauf aufbauend KI-gestützte Werkzeuge zur Echtzeit-Flammenüberwachung entwickelt, die trotz Verschmutzung der optischen Zugänge durch Ruß o.ä. anwendbar sein sollen. Mit den entwickelten Systemen sollen Flammen in Hochdruck-/Hochtemperaturanlagen aufgezeichnet und ausgewertet werden.

2.1 Versuchsanlagen

Die zugrunde liegenden Daten wurden in drei Versuchsanlagen erhoben, deren ausgesuchte Informationen in Tabelle 1 zusammengefasst sind.

Tabelle 1: Übersicht über die Anlagen zur Erzeugung von Synthesegas aus Kohlenstoffträgern.

	FlexiPOX (HP-POX)	FlexiEntrained Gasification (GSP)	MultiFeed Gasification (MFA)
Prinzip	Katalytische Reformierung/ nichtkatalytische Partialoxidation	Flugstrom-Vergasung	
Leistung	5 MW	5 MW	1 MW
Edukte	Gase, Pyrolyseöle, Rückstände der Erdölverarbeitung	Bioabfälle, Abfälle, Klärschlamm, Petrokokse, Kohle	
Vergasungs- mittel	Sauerstoff, Dampf		
Temperatur	< 1500°C	< 1800°C	< 1600°C
Druck	< 100 bar(g)	26 bar(g)	Atmosphärisch

Der Datensatz umfasst Videoaufnahmen unterschiedlicher Versuchsfahrten der Anlagen mit unterschiedlichen Einsatzstoffen und Prozessbedingungen sowie folglich verschieden starkem Einfluss von Ruß auf die Bildqualität.

2.2 Optische Messung von Flammen

Zur optischen Überwachung der Flamme wurden im Rahmen mehrerer Forschungsvorhaben verschiedene Sonden- und Diagnosesysteme entwickelt oder adaptiert und ermöglichen somit eine Flammendiagnose in verschiedenen Einsatzumgebungen (Drücke bis zu 100 bar und Temperaturen bis 1.500 °C). Zusätzlicher Fokus liegt auf der Einsetzbarkeit des Messsystems in Prozessen mit Neigung zur Rußbildung. Ablagerungen auf den optischen Zugängen vermindern die Qualität der Bilddaten drastisch. Zur Minimierung von Partikel- und Rußablagerungen wurden unterschiedliche Konzepte zur Schauglasspülung erprobt. Ferner wurden experimentelle Untersuchungen hinsichtlich des Werkstoffs durchgeführt, um die Materialbeständigkeit gegenüber den herrschenden Belastungen durch instationäre, thermische, chemische und mechanische Beanspruchung in korrosiver und partikelbeladener Reaktionsatmosphäre gewährleisten zu können. Geeignete Verfahren zur Kühlung und Dichtung des Systems wurden entwickelt, das Gehäuse mittels 3D-Druck gefertigt und die Performance verschiedener Kamerasysteme bereits hinsichtlich der Anwendbarkeit bei bestehenden Anforderungen an Auflösung und Bildwiederholungsrate getestet und optimiert [3].

Zur Flammendiagnose wurden ein High-Resolution-Kamerasystem und ein High-Speed-Kamerasystem entwickelt, mit jeweiligem Schwerpunkt auf hoher Bildauflösung bzw. hoher

Bildrate. Zur Anwendung in Vergasern, HP-POX- Reaktoren bzw. der Multi-Feed-Anlage hat sich das High-Speed-Kamerasystem aufgrund der Anwendbarkeit bei hochdynamischen Flammen gegenüber dem High-Resolution-Kamerasystem bewährt. Da das Kernziel die Beobachtung von Flammeninstabilitäten und Analyse realer Strömungsfelder ist, müssen Stationaritäten in den auftretenden hochturbulenten Prozessen detektiert werden können. Dies gelingt durch das Kamerasystem mit hoher Bildrate. Das High-Resolution-System ist eine ergänzende Möglichkeit zur Aufnahme von Detailbildern.

Das entwickelte optische Messsystem konnte in Versuchen mit der HP-POX, der Multifeed- sowie der GSP-Anlage erfolgreich zur Flammenüberwachung eingesetzt werden. In der Technikumsanlage MFA wurden Versuche zum Verhalten der Sonde unter hohen Temperaturen und unterschiedlichen Gasatmosphären getestet. Die Einsetzbarkeit der Sonde konnte für alle getesteten Brennstoffe (Erdgas, Öl, Kohlestaub) bestätigt werden. Mit der FlexiPOX-Anlage wurden vier Versuchskampagnen mit Fokus auf der Untersuchung und Verminderung des Verrußens des Schauglases sowie der Optimierung des Kamerasystems zur Betrachtung der Flammendynamik durchgeführt. Die Flammenüberwachung war dabei auch unter sehr anspruchsvollen Bedingungen (hohe Drücke, starke Rußbildung) zuverlässig möglich.

Bei letzten Versuchskampagnen der GSP-Anlage wurde das SONDENSYSTEM zur Überwachung von Feststoffflammen eingesetzt. Ziel dieser Versuchsfahrten war die Erzeugung von Synthesegas aus verschiedenen Abfallstoffen. Nach angepasster Aufbereitung (Torrefizierung, Mahlprozesse, usw.), konnte die Vergasung erfolgreich durchgeführt werden.

Das entwickelte SONDENSYSTEM stellt eine Möglichkeit zur optischen Diagnose industrieller Hochtemperaturprozesse dar. Prozessgüte, -stabilität oder Lastwechselverhalten von Industrieanlagen können durch die installierten Vorrichtungen vor Ort analysiert werden, was die Ableitung von Maßnahmen zur Betriebsoptimierung erlaubt. Dies erlaubt die Entwicklung verbesserter Brennerkonzepte. Neue optische Analysetechniken von Hochdruck-/Hochtemperatursysteme bilden die Basis für das vertiefte Verständnis diverser industrieller Anwendungen.

2.3 Online-Überwachungssoftware

Zum Management der großen Datenströme des optischen Überwachungssystems und zur modellgestützten Analyse der Flammenmessungen erfolgte die Entwicklung des graphischen Anwenderprogrammes OptiDAS (Optical Data Analysis Software). Damit sollen auch aus kontrastarmen und schwer zu segmentierenden Bildern in Echtzeit Informationen extrahiert werden können, die für Anlagenbetreibende von Interesse sind. Dies umfasst diverse geometrische Informationen wie Flammenposition, Länge und Breite sowie Neigungswinkel der Hauptachse der Flamme. Über die zeitliche Veränderung der Flamme können dadurch Aussagen über die Stabilität des Prozesses getroffen und die Veränderung der Flammenkontur ausgewertet werden. Da die Flammenstabilität ein entscheidendes Kriterium für die Prozessbewertung ist, wird großer Wert auf die Beobachtung der Flammenoszillation gelegt.

3 KI-gestützte Bildauswertung

Die konventionelle Bildauswertung stößt insbesondere bei großen Datenmengen und bei eingeschränkter Bildqualität an ihre Grenzen. Aus diesem Grund wird in der hier vorgestellten Arbeit ein erweiterter, KI-basierter Ansatz zur beschleunigten in-situ-Diagnose von Flammencharakteristiken vorgestellt. Grundlage hierfür ist die Extraktion der Flammenkontur, wobei automatisiert ungewollte Bildbereiche gefunden und entfernt werden können. Zur Segmentierung der Bilddaten in Flamme und Hintergrund wurden verschiedene konventionelle Methoden implementiert. Ziel hierbei ist, die Flamme im Bild möglichst schnell und mit maximaler Genauigkeit zu detektieren. Zusätzlich werden optische Flammendiagnosemethoden durch die Signalverminderung, verursacht durch Verschmutzungen wie Ruß, vor große, teilweise unlösbare Herausforderungen gestellt. Durch die so entstandenen Kontrastverluste und Signaldegradationen verursachen Algorithmen systematische Fehler in der Bildsegmentierung, was besonders kritisch bei instabilen Prozessen mit flexiblen Brennstoffen ist, wo eine frühe Flammenerkennung wichtig für die Prozesssicherheit sein kann.

Um die Bilddaten trotz dieser Herausforderungen auswerten zu können, wird die Software OptiDAS derzeit mit folgenden Methoden weiterentwickelt:

- KI-Modell zur Segmentierung bei anspruchsvollen Lichtverhältnissen
- KI-basierte Rauschreduktion bei verrußtem Schauglas.

Eine Neuerung gegenüber bisherigen Konzepten zur Extraktion von Informationen über den Prozess ist die Einbindung von rauschreduzierenden KI-Anwendungen, die eine zuverlässigere Methode zur Überwachung der Flammenstabilität gewährleisten.

3.1 KI-Modellerstellung

Der Ansatz, die Segmentierung von Bildern zur Flammendetektion mit Deep Learning durchzuführen, wurde bereits in vielen Studien getestet und dessen Anwendbarkeit bestätigt [7, 8]. Die Verwendung von Convolutional Neural Networks (CNNs) hat sich dabei als besonders geeignete Methode erwiesen. Vorteilhaft ist dabei vor allem das Erweitern der Anwendungsbereiche der Bildsegmentierung über die Grenzen konventioneller Methoden hinaus, sodass auch bei veränderlichen Belichtungsverhältnissen und Instationaritäten eine zuverlässige, automatisierte Segmentierung der Bilder in Flamme und Hintergrund vorgenommen werden kann. Zudem erlaubt die Verwendung von KI-Methoden eine signifikante Einsparung von Rechenzeit gegenüber bisherigen Methoden. Bisherige Konzepte beschränken sich allerdings auf die Segmentierung von Flammen ohne verminderte Bilddatenqualität wie durch Ruß auf der Kameralinse.

Für die Bildauswertung der mit der Messsonde aufgezeichneten Flammen werden zwei KI-Modellansätze implementiert. Basierend auf bereits vielseitig eingesetzten Modellen zur Segmentierung von Flammenbildern ohne rußbedingte Signalverschlechterung wird eine verkleinerte Version des klassischen U-Nets für die Segmentieraufgabe gewählt. Dabei werden „saubere“ Flammenbilder für das Training in PyTorch mittels Transfer Learning des vortrainierten ImageNets „efficientnet-b4“ verwendet. Der für dieses Modell verwendete Trainingsdatensatz umfasst ca. 25.000 Bilder von insgesamt 8 verschiedenen Versuchsreihen

der MFA- und HP-POX-Versuchsfahrten mit verschiedenen Einsatzstoffen und Prozessparametern.

Ein zweiter implementierter, neuer Ansatz umfasst die Entwicklung eines Fouling-robusten Segmentierungsmodells in Tensorflow, dessen Anwendungsbereich nicht durch Rußablagerungen auf der Kameralinse eingeschränkt sein soll. Die Modellerstellung wird in Abbildung 2 schematisch gezeigt.

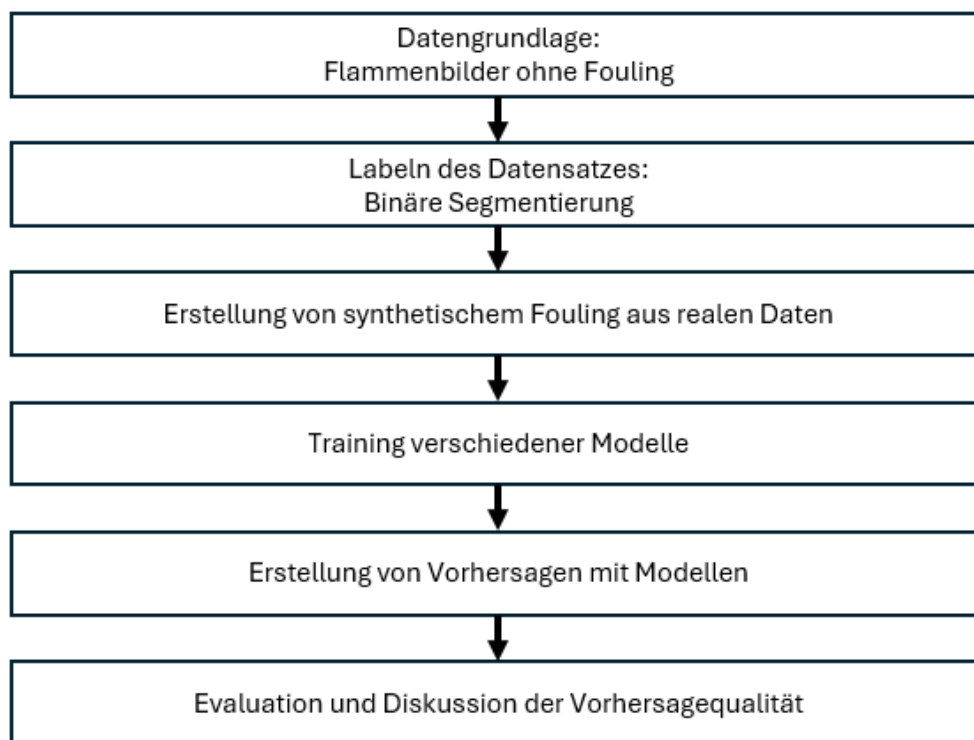


Abbildung 2: Methodik zur Erstellung und Optimierung von Fouling-robusten KI-Modellen zur Flammensegmentierung.

Der Ansatz verwendet synthetisch erweiterte Trainingsdaten zum überwachten Lernen. Für die Segmentieraufgabe liegt der Fokus auf den Experimenten mit der Gas-POX, da aus Vorversuchen Daten sowohl bei uneingeschränkten Sichtverhältnissen als auch ohne Verschmutzung der Linse vorliegen.

Zum Training des Netzwerkes wird ein Datensatz erstellt, dem eine binäre Maske (die korrekte Segmentierung, Ziel der KI-Anwendung) zugewiesen wird. Dafür werden zunächst Bilder ohne Verschmutzung mit konventionellen Methoden (Otsu) präzise segmentiert. Danach werden einerseits konventionelle Methoden der Bildbearbeitung zur Überlagerung mit realen Ablagerungen, siehe Abbildung 3, und andererseits KI-basierte Methoden (Generative Adversarial Networks, GANs) eingesetzt, um aus „sauberen“ Flammenbildern verschmutzte Flammenbilder zu erzeugen. Der erstellte Trainingsdatensatz umfasst ca. 2000 Bilder realistischer, synthetisch verschmutzter Gas-POX-Flammen mit bekannten Flammenregionen.

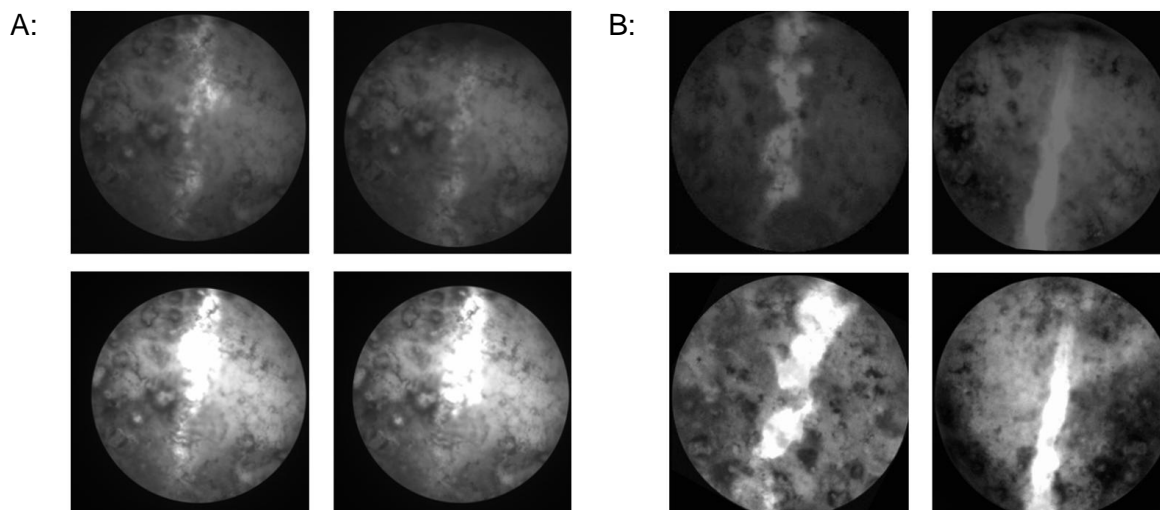


Abbildung 3: Gegenüberstellung von realen (A) und konventionell erstellten, synthetischen Flammenbildern (B) mit Signalmindern durch Ruß.

Für die mit Rauschreduktion gekoppelte Segmentieraufgabe werden Autoencoder und klassische U-Nets verglichen, bei deren Trainings die Hyperparameter (Lernrate, Dropout, Optimierer, Batch-Normalisierung und -größe sowie Epochenanzahl) variiert und optimiert werden. Zur Validierung werden Intersection over Union (IoU, Anteil richtig erkannter Flammenpixeln über Gesamtheit der realen und erkannten Flammenpixel), Präzision (Anteil richtig erkannter Flammenpixel an allen erkannten Flammenpixeln), Trefferquote (Anteil richtig erkannter Flammenpixel an wahren, tatsächlichen Flammenpixeln) und Positionsbestimmung herangezogen, um den Unterschied zwischen tatsächlicher und gefundener Flamme zu quantifizieren.

3.2 Auswertung der KI-Modellergebnisse

Unter den getesteten Netzwerkarchitekturen hat sich das U-Net als vielversprechendes Netz herausgestellt, um gleichzeitiges Denoising und Segmentieren durchzuführen. Mit allen getesteten Netzwerken (Autoencoder- und U-Net-Architekturen) konnte die Segmentierung der Testdaten im Vergleich zur Segmentierung mit der Methode nach Otsu verbessert werden. Sowohl die mit konventionell, als auch mit GAN erstellten Trainingsdaten konnten erfolgreich zum Training von Fouling-robusten Segmentiermodellen eingesetzt werden. Die beste Performance aus insgesamt 50 in der Studie getesteten Modellen wird durch ein U-Net mit erhöhtem Dropout und Batchnormalisierungsschichten erreicht. Das Netzwerk wurde für 450 Epochen mit der Lernrate 10^{-3} und Batchgröße 4 auf einem Datensatz von 2000 Bildern trainiert, die mit konventionellen Methoden der Bildbearbeitung erstellt wurden. Dabei wurden saubere Flammenbilder mit Bildern der realen Verschmutzung überlagert und der Datensatz durch zufällige Modifikationen hinsichtlich Ausrichtung, Helligkeit und Kontrast erweitert. Die erreichten Performance-Parameter für das optimierte Modell und die konventionelle Methode nach Otsu werden in Tabelle 2 verglichen.

Tabelle 2: Intersection over Union (IoU), Präzision und Trefferquote der Segmentierung synthetisch erstellter Testdaten mit der konventionellen Methode nach Otsu und dem optimierten U-Net.

Methode	IoU	Präzision	Trefferquote
Otsu	0,61	0,68	0,87
U-Net	0,72	0,79	0,90

Die Otsu-Methode erkennt zwar viele Pixel korrekt als Flammenpixel und erreicht dadurch eine hohe Trefferquote, klassifiziert aber auch viele Hintergrundbereiche fälschlicherweise als Flamme. Dadurch ist die Extraktion geometrischer Flammeninformationen nicht mehr zuverlässig durchführbar. Die KI-Methode übertrifft die Performance der klassischen Methode auf den Validierungsdaten in allen Bereichen und zeigt deutliche Vorteile bei der Auswertung von realen Daten. Eingebettet in OptiDAS 2.0 können die in Abbildung 4 gegenübergestellten Flammenregionen in realen Bildern mit konventioneller und KI-basierter Segmentierung erhalten werden.

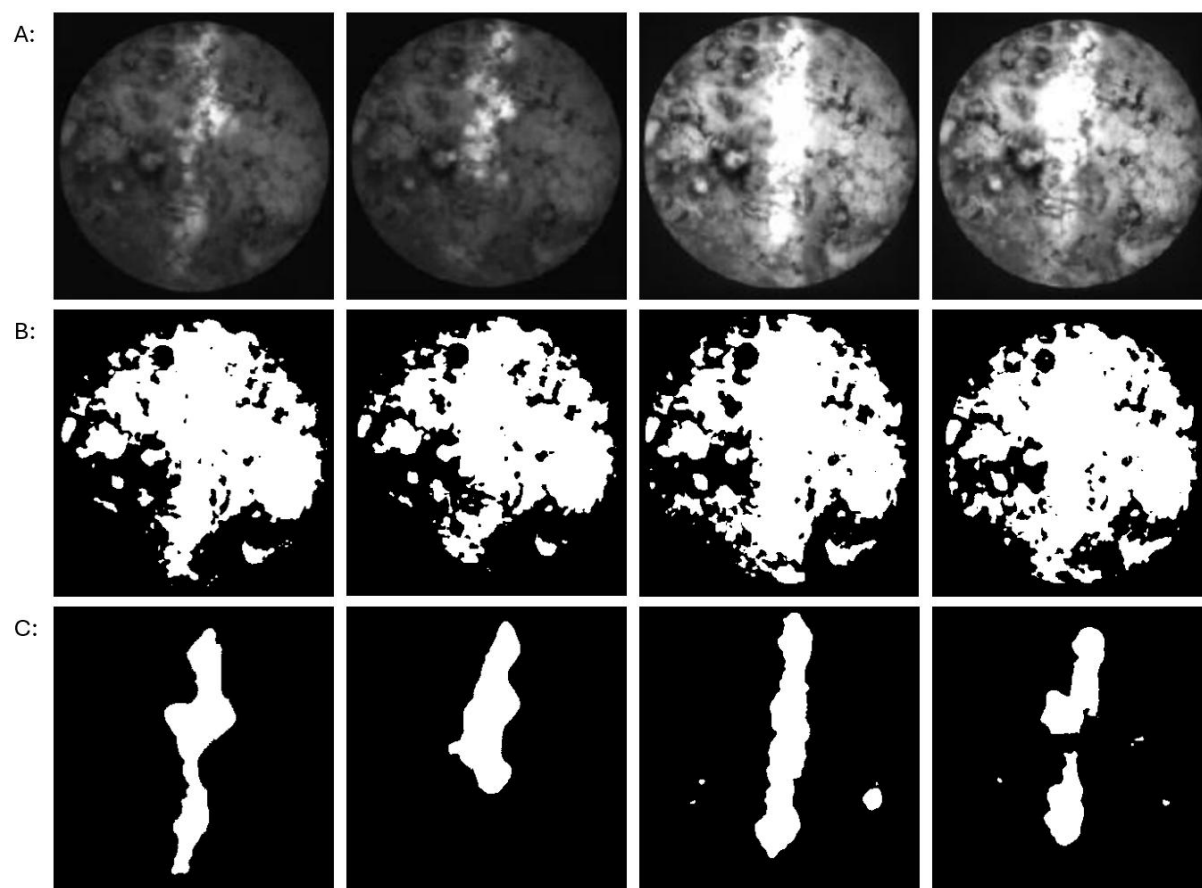


Abbildung 4: Reale Daten (A) sowie deren Segmentierung mit der Methode nach Otsu (B) und mit rauschreduzierendem KI-Modell (C).

Die Segmentierung der Flammenbilder ist dennoch nur bis zu einem gewissen Grad der Verschmutzung möglich. In Ermangelung von standardisierten Methoden ist die Mindestanforderung an die Eingabedaten noch nicht quantifizierbar. Das trainierte Modell zur Segmentierung „sauberer“ Flammenbilder und das Modell für gleichzeitige die Rauschminderung und Segmentierung von Gasflammen werden beide in die OptiDAS-

Software eingebettet. Damit steht ein Werkzeug zur automatisierten Auswertung von Bild- und Videomaterial zur Verfügung.

Eine mögliche Anwendung von OptiDAS ist die Segmentierung von instabilen Flammen. In diesem Fall ist keine der eingebetteten konventionellen Methoden automatisiert anwendbar, da sie entweder nicht stabil gegenüber Flackern, unterschiedlichen Belichtungsverhältnissen oder der Abwesenheit von Flammen sind. Dadurch sind die konventionellen Methoden beim instabilen An- und Abfahrprozess nicht zum Monitoring der Flammenentwicklung geeignet und können nicht zuverlässig als Hilfsmittel zur Instabilitätserkennung eingesetzt werden.

Die Kopplung mit KI-Methoden ermöglicht den Umgang mit herausfordernden und variablen Lichtverhältnissen. Das Flackern der Flamme schlägt sich in stark fluktuierenden Verläufen von Flammendimension, Schwerpunkten oder Winkeln der Hauptachse nieder, auch Szenarien wie der Flammenabriss sind dadurch überwachbar. Die extrahierten geometrischen Informationen können als Eingabe für weitere Modelle genutzt werden, die speziell auf die Beurteilung der Stabilität oder weiterer Prozessparameter abzielen.

Die Übertragbarkeit der trainierten KI-Modelle auf unbekannte Flammen (z.B. aus anderen Anlagen) kann aufgrund der limitierten Datengrundlage nicht gewährleistet werden. Die Generalisierbarkeit des Modells ist umso geringer, je weniger vielfältige Daten zum Training verwendet wurden. Für das Modell zur Segmentierung „sauberer“ Flammenbilder ist die Anwendbarkeit auf bisher unbekannte Daten möglich, da ein vortrainiertes Modell verwendet wird. Durch Transfer Learning oder Feinabstimmung auf die Daten der jeweiligen Anlage können die Ergebnisse der Segmentierung dennoch deutlich verbessert werden. Die Grenzen des implementierten Modells werden bei der Analyse von Flammen erreicht, die sich nur gering vom Hintergrund abheben. Vorarbeiten [9] beschäftigen sich mit der Behebung dieses Problems, sodass die entwickelten Ansätze auch in nachfolgende Modellversionen implementiert werden können.

Das Modelltraining erfolgte mittels eines sehr kleinen Datensatzes und ausschließlich mit Bildern von Flammen der Partialoxidation von Gas. Dadurch konnte die allgemeine Funktionalität und Generalisierbarkeit des Ansatzes für unterschiedliche Szenarien der Gas-POX-Versuche bestätigt werden.

Für die zuverlässige Anwendung des Modells auf Flammen anderer Prozesse, Einsatzstoffe oder Anlagen ist ein Anpassen des Modells auf diese Daten nötig. Die Übertragbarkeit des Modells wird umso größer, je vielfältiger die Trainingsdaten hinsichtlich Prozessparameter und Datenverzerrung durch Verschmutzungen wird. Zudem müssen die Möglichkeiten zur synthetischen Generierung von Trainingsdaten auf Grundlage größerer realen Datensets ausgelotet werden. Damit können die Anwendungsbereiche von bisherigen KI-Segmentierungsmodellen auf Bildmaterialien rußender Prozesse erweitert werden.

4 Ausblick

Das entwickelte Diagnosesystem soll künftig die automatisierte Flammenauswertung in Prozessen mit alternativen Einsatzstoffen ermöglichen, um die Einsetzbarkeit trotz ihrer zahlreichen Schwierigkeiten zu verbessern. Zudem können die gewonnenen Informationen zur Modellierung von Prozessen zwecks tieferen Verständnisses und Optimierung herangezogen werden. Besonders in Kombination mit der entwickelten

Flammenanalysesoftware soll das System für die Überwachung von Flammen in Hochdruck- und Hochtemperaturprozessen anwendbar sein und so einen Beitrag zur Prozessmodellierung und -optimierung in der Synthesegas- und Wasserstoffherzeugung durch Kohlenstoffkonversionsprozesse leisten. Die Auswertung mit KI-Methoden erleichtert das Erkennen von Instabilitäten, da die Software so auch bei herausfordernden Lichtverhältnissen und optischer Signalmindereung durch Rußbildung gute Ergebnisse liefert.

Um die Anpassung des KI-Modells zur Rauschentfernung auch für andere Flammen gewährleisten zu können, sind allerdings deutlich mehr Bilddaten für die thermochemische Konversion alternativer Einsatzstoffe notwendig. Zudem ist die Qualität der Daten entscheidend über den Anwendungserfolg. Erst mit einer sehr breiten Datengrundlage kann das Tool universell zur Flammenüberwachung und Prozessoptimierung von Hochdruck- und Hochtemperaturprozessen eingesetzt werden. Das Flammenüberwachungstool befindet sich noch in Entwicklung und kann mit entsprechenden experimentellen Grundlagen noch deutlich in seiner Funktionalität erweitert werden. Neben KI-gestützten Erkennungsroutinen für Flammenabriss (vgl. Vorarbeit [10]) können damit auch Vorhersagewerkzeuge über Abgastemperaturen und Emissionen eingebaut werden [11]. Auch Rückschlüsse auf Prozessparameter sind durch entsprechende KI-Methoden [12] ableitbar und können in die Software implementiert werden.

Referenzen

- [1] J. P. Silva, S. Teixeira, É. Grilo, B. Peters und J. C. Teixeira, „Analysis and monitoring of the combustion performance in a biomass power plant,“ *Cleaner Engineering and Technology*, 2021.
- [2] G. Centi, G. Iaquaniello und S. Perathoner, „Chemical engineering role in the use of renewable energy and alternative carbon sources in chemical production.,“ *BMC Chemical Engineering*, 2019.
- [3] D. T. Gottuk und J. B. Dinaburg, „Video Image Detection and Optical Flame Detection for Industrial Applications,“ *Fire Technology*, Bd. 49, p. 213–251, 2012.
- [4] P. Tischer, D. Küttner, W. Fu, M. Hartwich, M. Klinger, F. Schumann und A. Heinrich, „Abschlussbericht Verbundprojekt OptoVirT - Optodiagnostik und Virtualisierung für CO₂-emissionsarme Technologien,“ 2023.
- [5] R. Hernández und J. Ballester, „Flame imaging as a diagnostic tool for industrial combustion,“ *Combustion and Flame*, Bd. Volume 155, Nr. Issue 3, pp. 509-528, 2008.
- [6] M. Aldén, „Spatially and temporally resolved laser/optical diagnostics of combustion processes: From fundamentals to practical applications,“ *Proceedings of the Combustion Institute*, Bd. Volume 39, Nr. Issue 1, pp. 1185-1228, 2023.
- [7] M. Gharib, P. Tischer und A. Richter, „Real-time flame monitoring system: a machine learning approach,“ in *11th International Freiberg Conference on Circular Carbon*, Rotterdam, Niederlande, 2023.

- [8] R. Strässle, F. Faldella und U. Doll, „Deep learning-based image segmentation for instantaneous flame front extraction,“ *Experiments in Fluids*, Bd. 65, Nr. 6, 2024.
- [9] J. Großkopf, J. Matthes, M. Vogelbacher und P. Waibel, „Evaluation of Deep Learning-Based Segmentation Methods for Industrial Burner Flames,“ *Energies*, Bd. 14, Nr. 6, 2021.
- [10] M. Gharib, M. Vogelbacher, J. Matthes, M. Gräbner und A. Richter, „Comparative analysis of image segmentation methods on various flame types and their influence on flame stability assessment,“ *Thermal Science and Engineering Progress*, Nr. 67, 2025.
- [11] M. Gharib, P. Tischer, O. Schulze, M. Gräbner und A. Richter, „Flame lift-off detector based on deep learning neural networks,“ *Combustion and Flame*, Bd. 260, 2024.
- [12] S. Golgiyaz, M. F. Talu und C. Onat, „Artificial neural network regression model to predict flue gas temperature and emissions with the spectral norm of flame image,“ *Fuel*, Bd. 255, 2019.