

DETEKTION VON FLAMMEN IN WASSERSTOFFKONVERSIONS- UND HOCHTEMPERATURANLAGEN ZUR PROZESSOPTIMIERUNG

Clara ZERBS^{1(*)}, Mohsen GHARIB^{1, 2}, Olaf SCHULZE¹, Andreas HERRMANN^{1, 3}, Stefan THIEL, Christoph SCHARM^{1, 3}, Martin GRÄBNER¹, Bernd MEYER^{1, 3}, Andreas RICHTER¹

Motivation

Die Anwendung und Optimierung thermochemischer Konversionsprozesse spielen eine zentrale Rolle in der derzeitigen sowie zukünftigen Energieversorgung. Ein Schlüssel für die Erhöhung der Prozesssicherheit, Effizienz und Umsätze ist die Erfassung und Charakterisierung auftretender Flammen.

Derzeit werden meist optische Messmethoden basierend auf Emissionsspektroskopie und Chemilumineszenz sowie laserbasierte Messmethoden 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 [1]. Vor allem beim ausgangsstoff- und prozessbedingten Auftreten von Ruß kommen konventionelle Messmethoden schnell an ihre Grenzen.

In Zusammenarbeit zwischen DBI-Virtuhcon GmbH, TAF – Thermische Apparate Freiberg GmbH und dem Institut für Energieverfahrenstechnik und Chemieingenieurwesen der TU Bergakademie Freiberg wurde ein universell einsetzbares Visualisierungs- und Diagnosesystem [2] mit KI-gestützten Videoauswertungsroutinen entwickelt, siehe Abbildung 1. Insbesondere für die Überwachung von Feststoffflammen in Biomasse- oder Abfallvergasungsprozessen sowie in Wasserstoffkonversionsanlagen, beispielsweise zur Ammoniak- und Methansynthese, können mit diesem Detektionssystem bisher unzugängliche Informationen erhalten und für die Verbesserung des Prozesses genutzt werden.

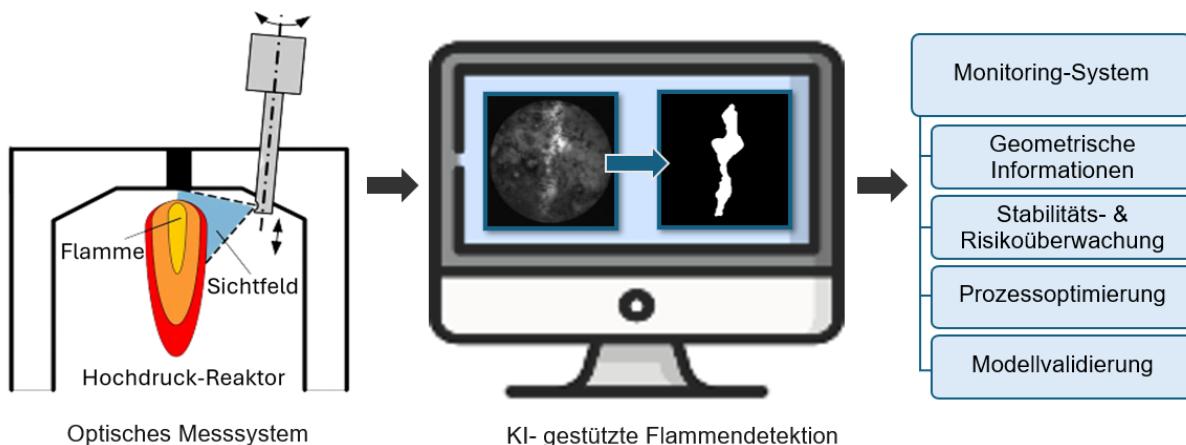


Abbildung 1: Optisches Messsystem zur Erfassung von Flammen in Hochdruck-/Hochtemperaturumgebungen [2] mit anschließender KI- gestützter Auswertung und Informationsgewinnung für weitere Anwendungen.

¹ Institut für Energieverfahrenstechnik und Chemieingenieurwesen, TU Bergakademie Freiberg | Fuchsmühlenweg 9 D | 09599 Freiberg, Deutschland | 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

Methodik

Mit dem optischen Messsystem können Hochtemperaturprozesse überwacht und aufgezeichnet werden. Die Bild- bzw. Videodaten dienen als Eingabe für die entwickelten Auswertewerkzeuge. Die vorliegenden Bilddaten sind oft aufgrund schwieriger Verhältnisse mittels herkömmlicher Methoden nur sehr begrenzt auswertbar. Prozessbedingte Herausforderungen stellen dabei unter anderem das Fouling der Kameralinse durch Rußablagerungen, die schlechte Zugänglichkeit zur Flamme sowie schwierige Belichtungsverhältnisse dar. Durch die Integration von KI-Methoden in die Auswertung gelingt die Extraktion von Flammenkonturen auch bei anspruchsvollen Bedingungen wie Rußbildung, was den Einsatz in Vergasungs- oder Partialoxidationsanlagen erlaubt. Der bereits validierte Ansatz der Flammenerkennung mittels Deep Learnings [3] wird dafür um die Aufgabe der Rauschentfernung erweitert.

Voraussetzung für die Trainingsdaten ist, dass die zu detektierende Flammenregion zugewiesen wird (sog. Labeln). Die Grundlage des Datensatzes bilden daher „saubere“ Bilder von Flammen ohne Rußablagerungen, die mit konventionellen Schwellenwertmethoden präzise in Flamme und Hintergrund segmentiert werden. Die Flammenbilder dieses gelabelten Datensatzes werden synthetisch verschlechtert. Dazu werden einerseits konventionelle Methoden der Bildbearbeitung zur Überlagerung mit realen Ablagerungen und andererseits KI-basierte Methoden (Generative Adversarial Networks, GANs) eingesetzt, um aus „sauberen“ Flammenbildern verschmutzte Flammenbilder zu erzeugen. Für die Segmentierungsaufgabe werden in Python mit der Tensorflow-Bibliothek Autoencoder- sowie U-Net-Architekturen getestet und deren Hyperparameter optimiert. Zudem wird die Performance der Modelle verglichen, die auf beiden unterschiedlichen Trainingsdatensätzen (konventionell vs. GAN) trainiert wurden.

Dadurch wird eine deutliche Verbesserung der Flammendetektion unter anspruchsvollen Bedingungen erreicht, was die Basis für die weiterführende Informationsextraktion darstellt. Mithilfe der über den Prozesszustand gewonnenen Erkenntnisse ist eine direkte Anpassung der Anlagenfahrweise möglich. Zusätzlich bilden sie eine wesentliche Grundlage für die weitere Modellierung und Optimierung der Hochtemperaturprozesse und deren Betrieb.

Ausblick

Das Visualisierungs- und Diagnoseverfahren mit KI-gestützter Bild- bzw. Videoerkennung ist insbesondere für die Anwendung bei rußenden (Feststoff-)Flammen in Hochtemperaturprozessen zur Wasserstofferzeugung geeignet. Dadurch können beispielsweise Recyclingverfahren zur stofflich-energetischen Verwertung für derzeit nicht oder nur schwer nutzbare Rest- oder Abfallstoffe entwickelt und optimiert werden. Die Flammendetektion mittels KI-Methoden kann künftig auch dahingehend erweitert werden, dass neben der Flammengeometrie auch Temperaturprofile und Prozessstabilitäten überwachbar sind. Erste Ergebnisse des Mess- und Auswertesystems zeigen eine erhebliche Verbesserung des Visualisierungs- und Diagnosesystems, auf deren Grundlage die Prozessüberwachung und -optimierung erfolgen kann.

Referenzen

- [1] Hernández, R.; Ballester, J.: Flame imaging as a diagnostic tool for industrial combustion. In: Combustion and Flame 155 (2008), Heft 3, S. 509-528.
<https://doi.org/10.1016/j.combustflame.2008.06.010>.
- [2] Richter, A.; Seifert, P.; Compart, F. et al.: A large-scale benchmark for the CFD modeling of non-catalytic reforming of natural gas based on the Freiberg test plant HP POX. In: Fuel 152 (2015), S. 110-121. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2014.12.004>.
- [3] Strässle, R.M.; Faldella, F.; Doll, U.: Deep learning-based image segmentation for instantaneous flame front extraction. In: Experiments in Fluids 65 (2024), Heft 6.
<https://doi.org/10.1007/s00348-024-03814-z>.