



12. Österreichisches IEA-Wirbelschichttreffen

Einsatz von Kameras zur Echtzeit-Erkennung von Brennstoffänderungen in Biomassefeuerungen

Johannes Lukas, Sebastian Kolb, Thomas Plankenbühler,
Dominik Müller, Jürgen Karl
Lehrstuhl für Energieverfahrenstechnik
Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

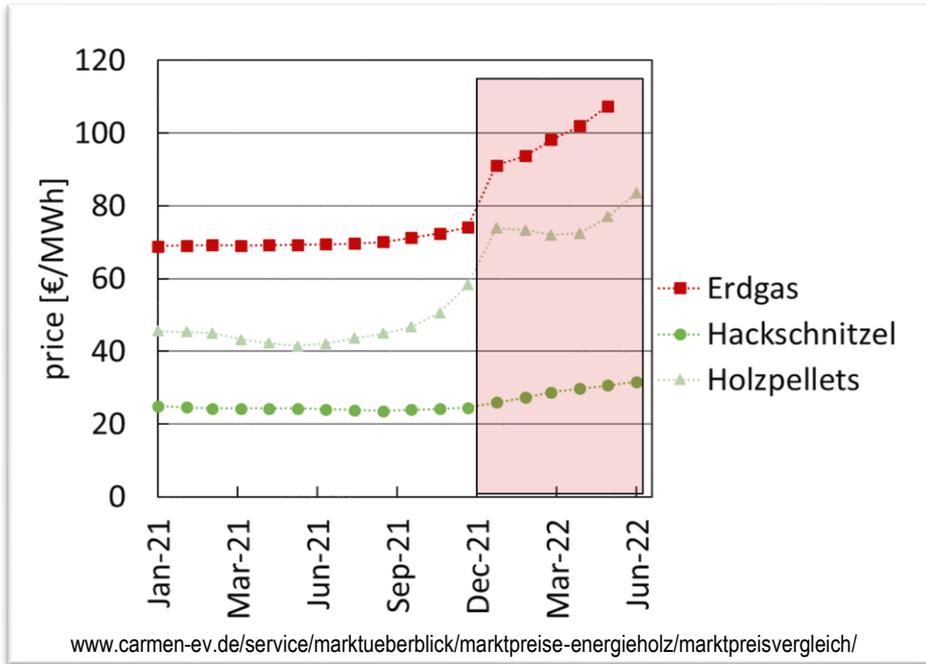


1. Motivation

1

2

3



- Steigende Preise biogener Brennstoffe
(Gaspreise seit Ukraine-Krieg stark angestiegen)

- Erhöhte Kaskadennutzung mindert Brennstoffqualität für thermische Verwertung z.B. Spanplattenindustrie

➔ Einsatz verschiedener biogener Brennstoffe und Reststoffe mit stark schwankenden Eigenschaften

“Ergeben sich beim Einsatz von Mischungen von Ersatzbrennstoffen und biogenen Reststoffen mit schwankenden Eigenschaften Probleme im Betrieb?”

Beispiele:

1

40 MW_{th} Wirbelschichtfeuerung

- **Aschegehalt** übersteigt Kapazität des Ascheaustrags
- Wirbelschichttemperatur schwankt (Agglomerationsrisiko)

schwankender **Wasser- und Kohlenstoffgehalt**

2

6 MW_{th} Rostfeuerung

- Unvollständiger Ausbrand auf dem Rost und Lastschwankungen durch **volumetrischen Heizwert**

**Schüttdichte** 125 kg/m³ (Waldrestholz) bis 222 kg/m³ (Hackschnitzel) [1]

3

24 MW_{th} Rostfeuerung

- Regelmäßige Brennstoffanalysen nötig zur Überprüfung der Brennstoffqualität

**Wassergehalt** (20-65%) und **Ascheanteil** (2-40%)
Waldrestholz (+Erde) und LPM

Aufbau des Vortrags

1

1. Motivation

- Zunehmender Einsatz von unterschiedlichen Brennstoffmischungen und negative Auswirkungen auf Kraftwerksbetrieb
- Entwicklung eines online-Monitoring wichtiger Brennstoffeigenschaften (Heizwert, Aschegehalt, Schüttdichte, usw.) für eine brennstoffspezifische Regelung

2

2. Kamera-basierte Brennstofferkennung

- Regelungseingriffe basierend auf Brennstoffmischung (FuelBand2)
- Vorhersage von Emissionen und prädiktive Regelung (EmissionPredictor)

3

3. Weiterentwicklung der Methodik und Bildauswertung

- Erweiterung der Brennstofferkennung auf weitere Brennstoffe und Brennstoffeigenschaften
- Einsatz verschiedener Methoden (Bildkennwerte und neuronaler Netze)
- Zusammenfassung

2. Kamerabasierte Brennstofferkennung

1

FuelBand2:



aixprocess

Friedrich-Alexander-Universität
Erlangen-Nürnberg

2

3

- Fokus des Projekts: Verschlackung
- Einbau einer Industriekamera in Brennstoffzufuhr

Revisionsklappe mit Kamerasystem



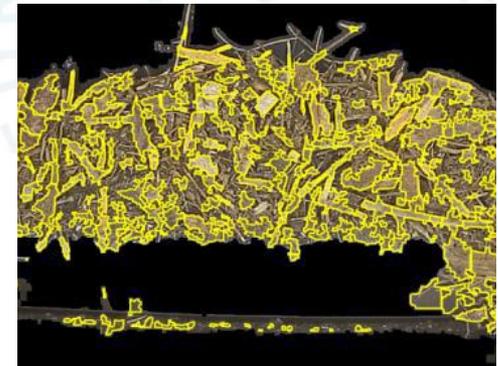
2 x LED Panels

IP Kamera

beispielhaftes Brennstoffbild



exemplarische Bildauswertung



[2]

2. Kamerabasierte Brennstofferkennung

1

- Paper: Modell zur Vorhersage des Mischungsverhältnisses von Holzhackschnitzeln und Waldrestholz

2

- Kameraaufnahmen spezifischer Mischungen im Labor

3

- Regressionsmodelle mit $R^2 > 0,9$ auf Basis von Haralick (Textur-) features und der Helligkeitsverteilung



Image-Based Model for Assessment of Wood Chip Quality and Mixture Ratios

Thomas Plankenbühler^{1,*}, Sebastian Kolb¹, Fabian Grüner², Dominik Müller¹ and Jürgen Karl¹

¹ Chair of Energy Process Engineering, Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg (FAU), Fürther Straße 244f, D-90429 Nürnberg, Germany; sebastian.kolb@faun.de (S.K.); dominik.mueller@faun.de (D.M.); juergen.karl@faun.de (J.K.)

² Independent Researcher, D-90439 Nürnberg, Germany; fabian.gruener@mailbox.org

* Correspondence: thomas.plankenbuehler@faun.de; Tel.: +49-(0)-911-5302-9031



Received: 30 May 2020; Accepted: 15 June 2020; Published: 23 June 2020

Abstract: This article focuses on fuel quality in biomass power plants and describes an online prediction method based on image analysis and regression modeling. The main goal is to determine the mixture fraction from blends of two wood chip species with different qualities and properties. Starting from images of both fuels and different mixtures, we used two different approaches to deduce feature vectors. The first one relied on integral brightness values while the latter used spatial texture information. The features were used as input data for linear and non-linear regression models in nine training classes. This permitted the subsequent prediction of mixture ratios from prior unknown similar images. We extensively discuss the influence of model and image selection, parametrization, the application of boosting algorithms and training strategies. We obtained models featuring predictive accuracies of $R^2 > 0.9$ for the brightness-based model and $R^2 > 0.8$ for the texture based one during the validation tests. Even when reducing the data used for model training down to two or three mixture classes—which could be necessary or beneficial for the industrial application of our approach—sampling rates of $n < 5$ were sufficient in order to obtain significant predictions.

Keywords: biomass; fuel quality; regression modeling; machine learning; image analysis; biomass power plant

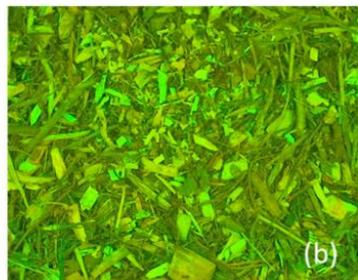
[1]

100 % Waldrestholz

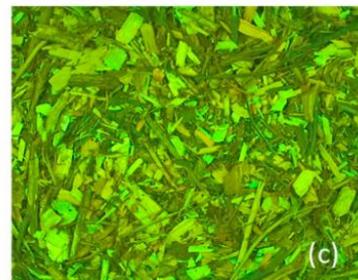
100 % Hackschnitzel



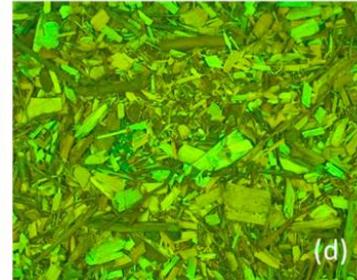
(a)



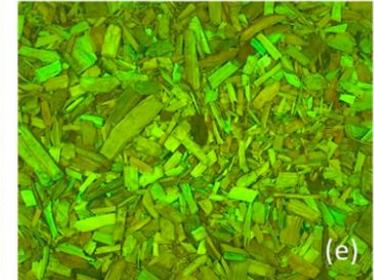
(b)



(c)



(d)



(e)

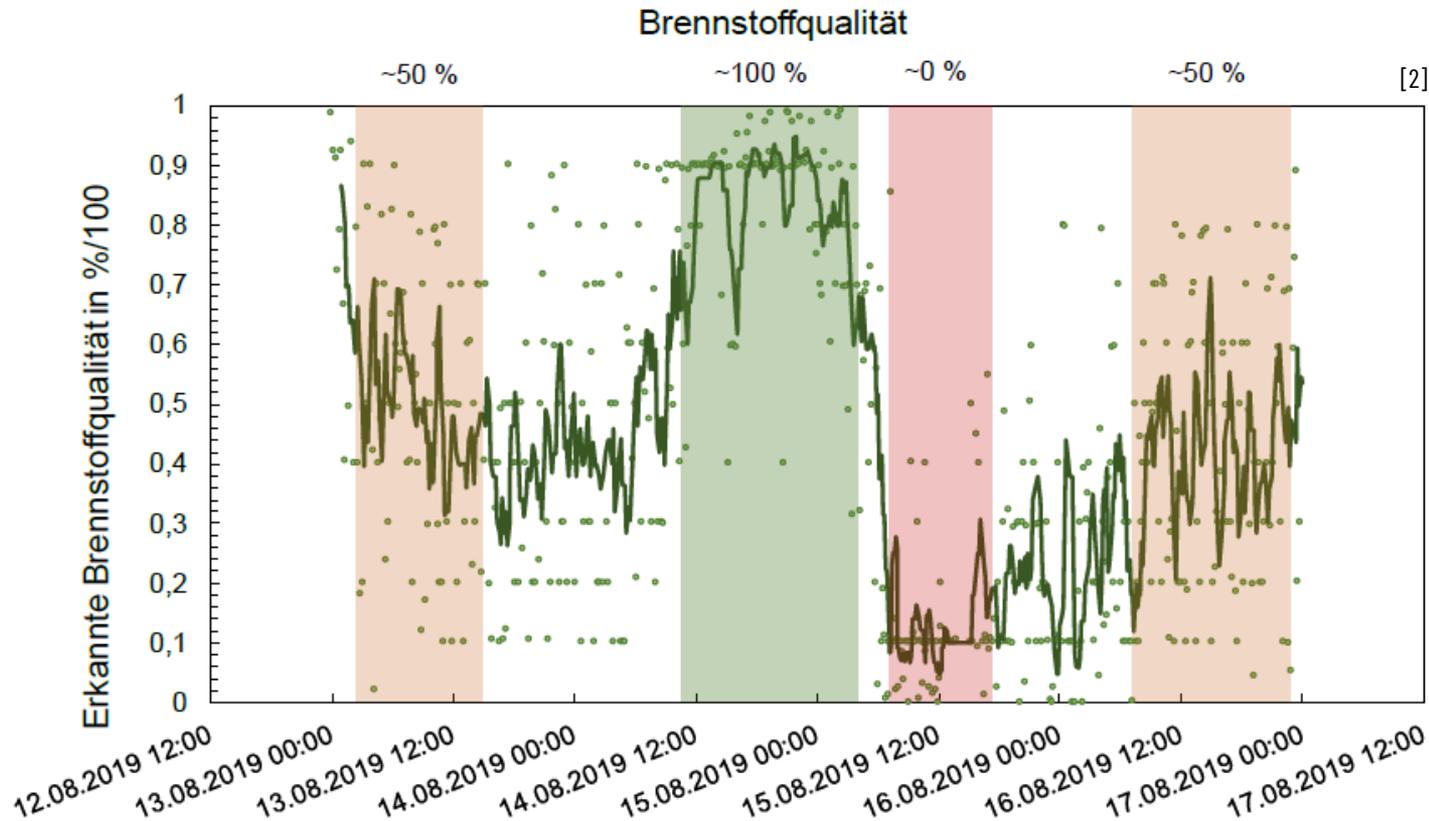
0 %

Brennstoffqualität

100 %

- Höherer Heizwert und
geringerer Aschegehalt

Anwendung der Brennstofferkennung im Kraftwerk:



- Brennstoffspezifische Regelung für homogenere Brennstoffzugabe (Brennstoffeintrag abhängig von volumetrischem Heizwert bzw. Brennstoffqualität)
 - Günstige und effektive Methode zur Erkennung der Brennstoffmischung von 2 Brennstoffen
- Homogenisierung der Feuerungswärmeleistung durch Anpassung der Brennstoffzufuhr

EmissionPredictor:



aixprocess

The Model iNG
CompanyFriedrich-Alexander-Universität
Erlangen-Nürnberg

1

- Fokus des Projekts: Reduktion von CO und NO_x-Emissionen und prädiktive Regelung

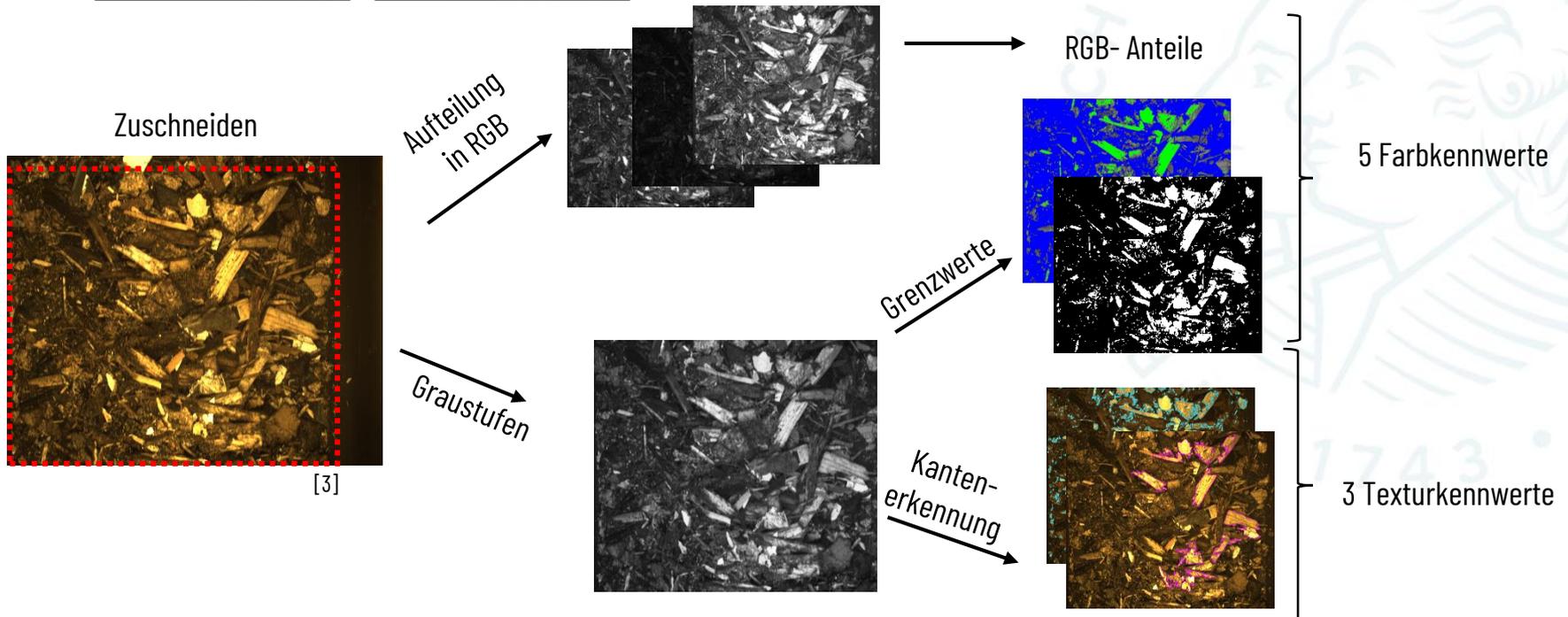
2

- Einbau einer Industriekamera in Brennstoffzufuhr für Brennstoffinformationen

3

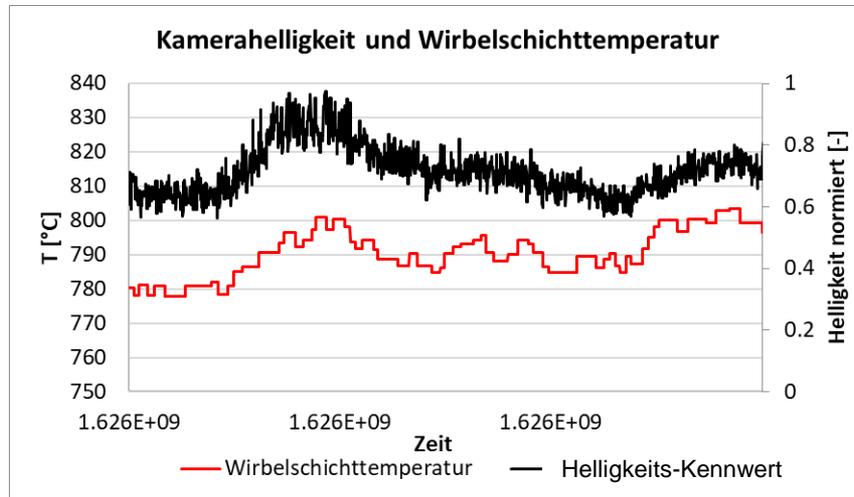


Berechnung von 8 Bildkennwerten:



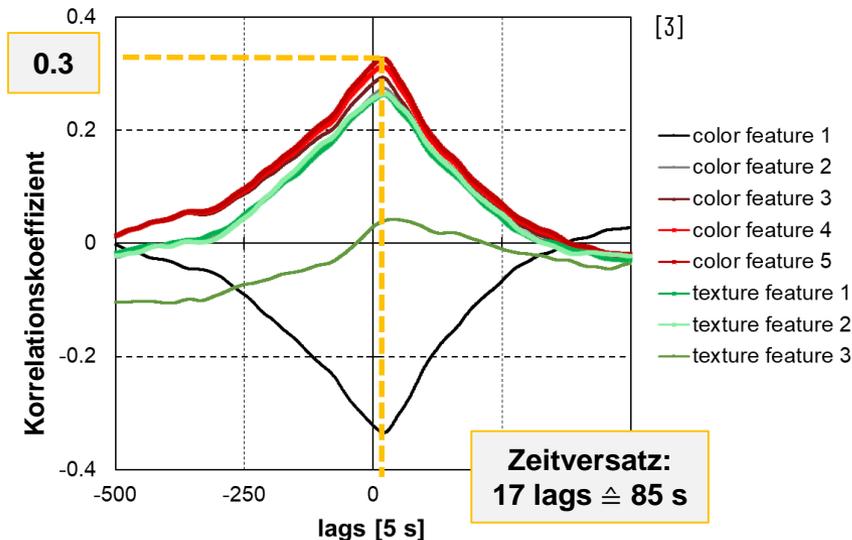
Korrelationen von Bildkennwerten mit Prozessdaten:

- Zusammenhang von Helligkeits-Kennwert und Wirbelschichttemperatur



→ helles Holz mit hohem volumetrischem Heizwert führt zu höherer Wärmefreisetzung in Wirbelschicht

- Korrelation von Bildkennwerten und NO_x-Emissionen



→ Korrelationsfaktor 0.3 – 0.55 (abhängig vom Zeitintervall)

→ Zeitversatz zwischen Kamera und Emissionsmessung 85 s

→ Für Modellprädiktive Regelung soll im Zeitbereich <1min auf Brennstoffänderung reagiert werden

3. Weiterentwicklung der Methodik

- Erweiterung der Brennstofferkennung um weitere Brennstoffe



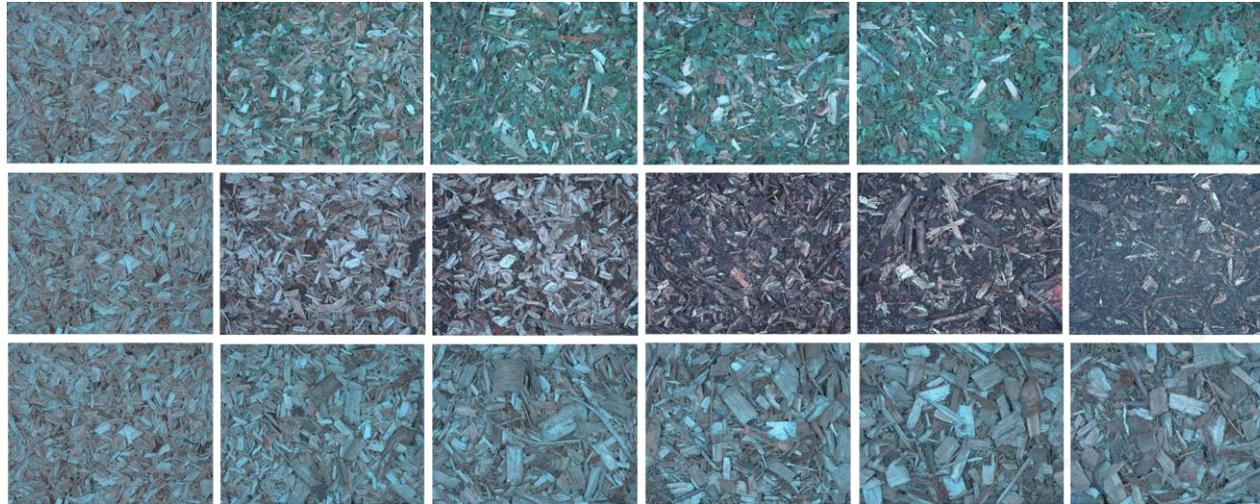
[4]

Brennstoff	w* [kg/kg]	FC* [kg/kg]	VM* [kg/kg]	a* [kg/kg]	Schüttdichte [kg/m ³]*	H ₀ [kJ/kg]**
Hackschnitzel	0.437	0.075	0.486	0.002	329.6	17680
Schredderholz	-	-	-	-	235.3	-
Waldrestholz ohne Erde	0.393	0.093	0.471	0.042	254.0	18040
Waldrestholz mit Erde	0.294	0.146	0.526	0.034	294.7	-
Waldrestholz viel Erde	0.416	0.072	0.396	0.116	349.9	17870
Landschaftspflegematerial	0.167	0.064	0.720	0.049	138.8	14020

*mit Wasser und Asche **ohne Wasser [4]

- Auswahl von 6 Brennstoffen mit stark schwankenden Eigenschaften
 - Schüttdichte 138.8 kg/m³ - 349.9 kg/m³
 - Wassergehalt 16.7% - 43.7%

- Erweiterung der Brennstofferkennung um weitere Mischungen



[4]

- Störstoffe
(Fremdstoffe und Überlänge)



- Partikelgrößenverteilungen durch Siebungen (Feinanteil, mittlere Partikelgröße, usw. nach DIN ISO 17827-1)

3. Weiterentwicklung der Methodik

1

2

3

- Verbesserung und Erweiterung von Bild-Kennwerten
 - Weitere Kennwerte/features (Frequenzbasiert, Grenzwerte/thresholds, usw.)
- Vergleich der herkömmlichen Bildauswertung mit dem Einsatz von Deep Learning
 - Aktuell zeigen beide Ansätze eine Genauigkeit >98% zur Unterscheidung von 6 Brennstoffen
- Erhöhung der Robustheit der Methode
 - bei neuen Brennstoffen, geänderter Bildqualität usw.
 - Erweiterung des Bilddatensatzes durch weitere Aufnahmen oder künstlich durch Bildmanipulation (leichte Veränderung der trainings-Bilder z.B. durch Variation der Helligkeit, des Kontrasts oder durch Rotation der Bilder)

Zusammenfassung

1

2

3

- Kamerabasierte Brennstofferkennung ist vielversprechende Methode und konnte bereits erfolgreich zur Optimierung von Kraftwerksregelung verwendet werden
→ Kommerzielle Vermarktung durch Lehrstuhl Spin-Off

The logo for PROSIO engineering, featuring the word "PROSIO" in orange and "engineering" in black, with a vertical line to the left of "PROSIO".

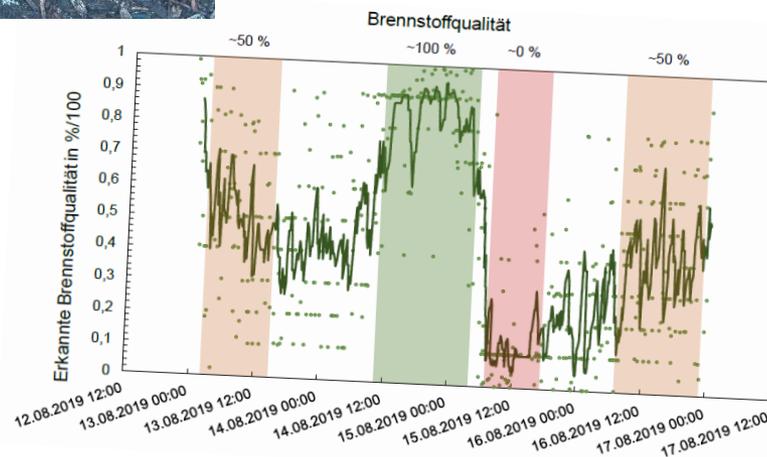
- Die Bildauswertung wird weiterentwickelt mit Ziel einer robusten Brennstofferkennung für eine Vielzahl an einsetzbaren Brennstoffmischungen und relevanter Brennstoffeigenschaften
→ Unterscheidung von mehreren Brennstofftypen mit 98% Genauigkeit möglich

„Welche Brennstoffmischungen bzw. Brennstoffeigenschaften sind in anderen Kraftwerken außerdem relevant?“

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!



[4]



[2]

[1] T. Plankenbühler, S. Kolb, F. Grümer, D. Müller, and J. Karl, "Image-based model for assessment of wood chip quality and mixture ratios," *Processes*, vol. 8, no. 6, 2020.

[2] T. Plankenbühler, T. Schneider, D. Müller, J. Karl, "FuelBand2 – Feuerungs- und Brennstoffoptimierung zur Verwertung von Reststoffen in Biomassefeuerungen" Abschlussbericht FuelBand2, 2022

[3] J. Lukas, S. Emmert, S. Kolb, D. Müller, and J. Karl, "Emission Prediction and Reduction in a Biomass BFB Cogeneration Plant : A Data Analysis and Image Processing Approach," conference paper FBC24, 2022

[4] J. Lukas, S. Kolb, T. Plankenbühler, D. Müller, and J. Karl, "Image-Based Biomass Characterization : Comparison of Conventional Image Processing and a Deep Learning Approach," 28th Int. Conf. Impact Fuel Qual. Power Prod. Environ., no. conference paper, 2022.