

Lars Kistner*, Robert Schmoll, and Andreas Kroll

Verbesserung des Kontrast-Rausch-Verhältnisses bei Optical Gas Imaging mit Differenzbild-Methoden

Improving the contrast to noise ratio for optical gas imaging with difference image methods

<https://doi.org/10.1515/teme-2025-0052>

Zusammenfassung: In dieser Arbeit werden Methoden zur Verbesserung des Kontrast-Rausch-Verhältnisses (CNR) in der optischen Gasbildgebung (OGI) mit mittelwelligen Infrarotkameras (MWIR) zur Detektion von Methanleckagen untersucht. In kontrollierten Experimenten wurden Methanmassenströme zwischen 0,28 und 2,84 g/h bei einem Temperaturkontrast von 5 K und Messdistanzen von 2–2,7 m analysiert. Dazu wurden Differenzbildmethoden wie die Hintergrundsubtraktion und Moving-Average-Differenzbilder verglichen. Hierbei zeigte sich, dass die MA-Methode mit einer Kombination aus Anzahl verzögerter Bildern und Anzahl gemittelter Bilder höhere CNR-Werte als eine reine Mittelung oder Verzögerung erzielt. Durch die Anwendung von Total-Variation-Filtern oder Gauß-Filtern kann das CNR zusätzlich verbessert werden. Dies hilft die Detektionsuntergrenze von Methan mit OGI-Kameras zu senken.

Schlagwörter: Mittelwelliges Infrarot (MWIR); optical gas imaging (OGI); Kontrast-Rausch-Verhältnis (CNR); Methandetektion

Abstract: This work investigates methods for improving the contrast-to-noise ratio (CNR) in optical gas imaging (OGI) using mid-wave infrared cameras (MWIR) for the detection of methane leaks. In controlled experiments, methane flow rates between 0.28 and 2.84 g/h were analyzed at a temperature contrast of 5 K and measurement distances of 2–2.7 m. Difference image methods such as background subtraction and moving average (MA) difference images were compared. The results showed that the MA method, using a combination of delayed images and the number of averaged images, achieved higher CNR values than pure averaging or delaying. The use of total variation or Gaussian

filters can further improve the CNR and help to lower the detection limit with OGI cameras.

Keywords: Midwave infrared (MWIR); optical gas imaging (OGI); contrast to noise ratio (CNR); methan detection

1 Einführung

Im Infrarotspektrum besitzen mehrere industriell relevante Gase (CO , CO_2 , CH_4 , NH_3 , SF_6 , ...) Absorptionsbanden. Daher ist es möglich, diese Gase in Infrarotbildern zu detektieren, wenn sie in ausreichender Konzentration vorhanden sind und ein ausreichend hoher Temperaturkontrast zum Hintergrund besteht. Hierzu sind speziell auf die Absorptionsbanden des Zielgases angepasste Kameras mit schmalbandigen Filtern notwendig. Liegen die Absorptionslinien

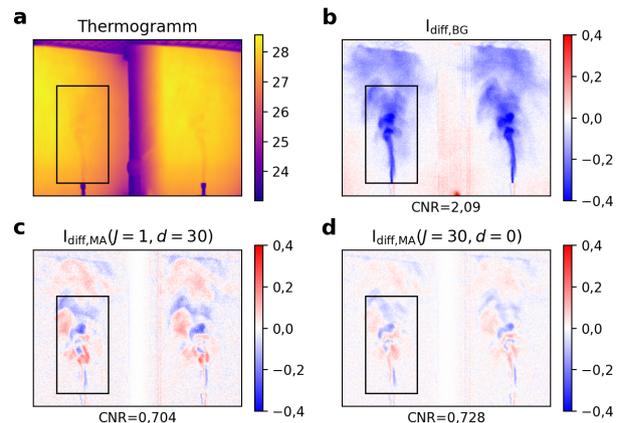


Abb. 1: Gaskameraaufnahme Nummer $n = 70$ aus dem Datensatz A mit katadioptrischem Stereo-Spiegelsystem. Im linken Teilbild ist die Region-of-Interest (RoI) eingezeichnet (schwarzer Kasten). Temperaturwerte bzw. Differenzwerte sind in $^{\circ}\text{C}$ (Farbskala). (a) Im Thermogramm der FLIR GF320 ist im linken und rechten Teilbild jeweils unten die Gasdüse zu sehen. (b) Auswertung nach (2). (c) Auswertung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 1, d = 30)$ nach (3). (d) Auswertung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 30, d = 0)$ nach (3). CNR gemäß (1).

*Corresponding author: Lars Kistner, Fachgebiet Mess- und Regelungstechnik, Universität Kassel, 34125 Kassel, E-Mail: lars.kistner@mrt.uni-kassel.de  0009-0009-6622-0990

Robert Schmoll, Andreas Kroll, E-Mail: robert.schmoll@mrt.uni-kassel.de  0000-0002-8785-8178, andreas.kroll@mrt.uni-kassel.de  0000-0002-8052-9494

im mittelwelligen Infrarot (MWIR), kommen hochpreisige, kryogekühlte MWIR-Kameras zum Einsatz. Optical Gas Imaging (OGI)-Kameras bieten die Möglichkeit, größere Bereiche schnell nach Leckagen abzuscanen [1]. Im Vergleich zu In-situ-Schnüffelsonden oder kleinflächig mit aktiver Laserbeleuchtung arbeitenden Sensoren (bspw. Tunable Diode Laser Absorption Spectroscopy, TDLAS) weisen die Kameras jedoch eine geringere Empfindlichkeit auf und die Detektierbarkeit des Gases hängt stark von der Gaskonzentration und der Temperaturdifferenz zwischen Gas und Hintergrund ab. Außerdem können thermische Effekte wie Konvektion oder Wasserdampf ähnliche Effekte im Bild verursachen wie Gas. Der scheinbare Temperaturunterschied zwischen Gas und Hintergrund kann wesentlich geringer sein als andere Temperaturunterschiede im Bild, wie z.B. von laufenden Motoren oder Kompressoren gegenüber der Umgebungstemperatur oder auch von sonnenbeschienenen gegenüber schattigen Flächen. Deshalb bieten Gaskameras neben der Darstellung des Thermografiebildes auch einen Differenzbildmodus an, in dem zeitlich aufeinanderfolgende Bilder voneinander abgezogen werden. Dieser Modus unterdrückt statische Bildelemente. Trotz dieses Modus ist es für den Anwender eine schwierige Aufgabe, welche viel Erfahrung und Training erfordert, Leckagen mit Hilfe von Kamera- oder Differenzbildern zu erkennen [2]. Unter realistischen Bedingungen wurde in [3] für eine Messdistanz von 1,5 m ein Detektionslimit von $(3,0 \pm 0,8)$ g/h bzw. $(6,0 \pm 0,8)$ g/h bei 3 m Messdistanz für die vom Hersteller gelieferten Kamerafunktionen und bei den gegebenen Umgebungsbedingungen ermittelt. Mit einer aktiven Gaskamera wurden in [4] $40 \text{ mL}_n/\text{min}$ (etwa $1,7 \text{ g/h}$) quantifiziert. Die Detektierbarkeit hängt maßgeblich von der Gaskonzentration und dem Temperaturkontrast ab. Im Hinblick auf eine wirtschaftliche Bewertung und die Reduktion des klimawirksamen Gases Methan ist eine Betrachtung der Emissionen in Massenströmen (g/h) bzw. Volumenströmen in Normlitern pro Minute (L_n/min) von großem Interesse [5, 6]. Aus diesem Grund beziehen sich die folgenden Untersuchungen auf diese Größen.

In dieser Arbeit werden verschiedene Methoden der echtzeitfähigen Differenzbild-Bildung und anschließender Bildverarbeitung untersucht, um die Detektier- und Sichtbarkeit von Gas bei der Live-Visualisierung signifikant zu verbessern und zukünftig eine zuverlässigere, automatisierte Weiterverarbeitung der Gaskamerabilder zu ermöglichen.

2 Versuchsaufbau

Für die Versuche wurde Methan, bzw. ein Methan-Stickstoff-Gemisch mit einem Mass Flow Controller (MFC, Brooks 5850) in einem Gasprüfstand freigesetzt. Für die Analysen wurden mehrere Datensätze erzeugt, bei welchen verschiedene Mengen Methan freigesetzt wurden. Bei Datensatz A wurde reines Methan (Methan N4.5) mit einem Massefluss von $9,9 \text{ g/h}$ Methan (ca. $13,7 \text{ L}_n/\text{h}$) freigesetzt. Bei Datensatz B wurde Prüfgas (2,2 % Methan, Stickstoff) mit einem Methanmassenstrom von $0,28 \text{ g/h}$ bis $2,84 \text{ g/h}$ (ca. $3,94 \text{ L}_n/\text{h}$) bei sprunghöflicher Erhöhung jeweils um $0,28 \text{ g/h}$ freigesetzt. Die Temperaturdifferenz zwischen Gas und Hintergrund betrug dabei 5 K. Jeder Sprung ist mindestens 60 s lang. Die Bilder sind mit einer FLIR GF320 bei 30 Bildern pro Sekunde mit einem katadioptrischen Stereo-Spiegelsystem aufgenommen (für eine detaillierte Beschreibung siehe [7]). Das Stereosystem ermöglicht die 3D-Rekonstruktion der Gaswolke, ist für die hier durchgeführte Untersuchung jedoch irrelevant. Der Messabstand zwischen der Vorderseite des Kameraobjektivs und der Gasdüse betrug bei Datensatz A 2,0 m und bei Datensatz B 2,7 m. Die Absaugung des Gasprüfstandes lief mit 180 L/h . Vor der Gasfreisetzung wurde eine Nullmessung durchgeführt. Danach wurde das Gas über den MFC kontrolliert freigesetzt. Die Aufzeichnung begann erst nach dem Ausregeln des MFC auf den Soll-Massenstrom. Für eine genaue Beschreibung des Gasprüfstands sei auf Abb. 6 in [8] verwiesen. Abbildung 1 zeigt eine thermografische Aufnahme der GF320 mit einer Umrandung der Region-of-Interest (ROI), die für die Auswertung verwendet wurde, sowie ausgewählte Differenzbilder von Datensatz A.

3 Differenzbilder

3.1 Methoden

Für die Auswertung wurde das „Contrast to Noise Ratio“ als Gütemaß verwendet [9]:

$$\text{CNR}(\mathbf{I}_n) = \frac{|\mu(\mathbf{I}_{n,\text{gas}}) - \mu(\mathbf{I}_{n,\text{noise}})|}{\sqrt{\sigma^2(\mathbf{I}_{n,\text{gas}}) + \sigma^2(\mathbf{I}_{n,\text{noise}})}}. \quad (1)$$

Dabei ist μ die arithmetische Mittelwertfunktion und σ^2 die Varianz. \mathbf{I}_n mit $n \in \{1, 2, \dots, 700\}$ sind die Einzelbilder der Gasmessung. \mathbf{I}_n ist die Bildmatrix mit den Temperaturwerten in °C, erzeugt aus den digitalen 16-bit Rohwerten der Gaskamera und einer physikalisch motivierten Temperaturkalibrierkurve mit für das System geschätzten Parametern. $\mathbf{I}_{n,\text{gas}}$ sind die Werte der Pixel innerhalb der ROI mit Gas

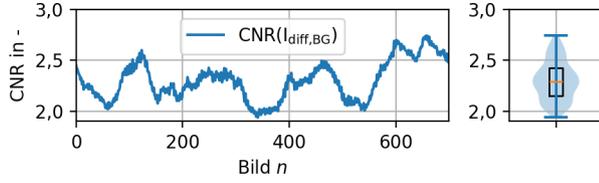


Abb. 2: CNR des Datensatzes A von $\mathbf{I}_{n,diff,BG}$ für die ausgewerteten Bilder als Zeitreihe und Box- sowie Violine-Plot.

und $\mathbf{I}_{n,noise}$ ohne Gas. Durch die Nullmessung gibt es ein Mittelwertbild $\bar{\mathbf{I}}_{BG}$ des Hintergrundes über 300 Bilder.

Als Differenzbildmethoden werden drei verschiedene Verfahren untersucht. Das Differenzbild auf Basis der Hintergrundmessung wird bestimmt durch:

$$\mathbf{I}_{n,diff,BG} = \mathbf{I}_n - \bar{\mathbf{I}}_{BG}. \quad (2)$$

Die Methode $\mathbf{I}_{n,diff,BG}$ liefert bei statischem Hintergrund die besten Differenzbilder, siehe Abb. 1 b. Sie kann jedoch unter realen Messbedingungen in der Regel nicht eingesetzt werden, da Leckagen in Anlagen kontinuierlich oder schubweise in kurzen Intervallen Gas freisetzen und eine Nullmessung damit nicht möglich ist. Die mit (2) erzeugten Differenzbilder werden bei der Auswertung verwendet, um über die Zugehörigkeit zur Region „gas“ oder „noise“ zu entscheiden (Segmentierung). Da im Versuchsaufbau der Hintergrund eine höhere Temperatur als das Gas hat, werden alle Pixel mit einem Wert kleiner als -90 mK der Region „gas“ zugeordnet, alle anderen der Region „noise“.

Bei der zweiten Methode wird das Moving Average (MA) Differenzbild durch

$$\mathbf{I}_{n,diff,MA} = \mathbf{I}_n - \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_{n-d-j}, \quad (3)$$

erzeugt. Der Parameter $d \in \mathbb{N}$ ist die diskrete Totzeit und J die Anzahl der für das MA-Hintergrundbild verwendeten Bilder. Das direkte Differenzbild (mit Totzeit d) ist ein Spezialfall von (3) mit $J = 1$:

$$\mathbf{I}_{n,diff,direct} = \mathbf{I}_n - \mathbf{I}_{n-d-1}. \quad (4)$$

3.2 Ergebnisse

Wie in Abbildung 2 gezeigt, schwankt das CNR aufgrund der turbulenten Strömung und der variierenden Gaskonzentration mit der Zeit erheblich. Der mittlere CNR der Gasmessung für den Datensatz A beträgt $\text{CNR}(\mathbf{I}_{n,diff,BG}) = (2,30 \pm 0,19)$. Abbildung 3 zeigt die Ergebnisse des mittleren CNR nach der Methode von (3) für verschiedene Parameter

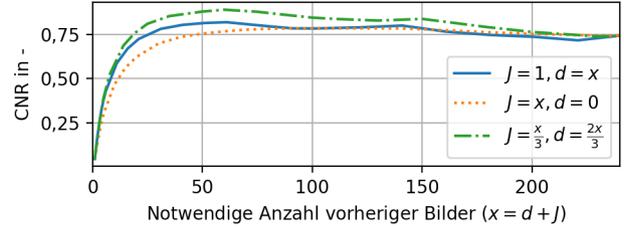


Abb. 3: CNR des Datensatzes A von $\mathbf{I}_{n,diff,MA}$ für verschiedene Parameter, in blau ist $J = 1$ konstant, in orange ist $d = 0$ konstant und in grün sind d und J gleich groß.

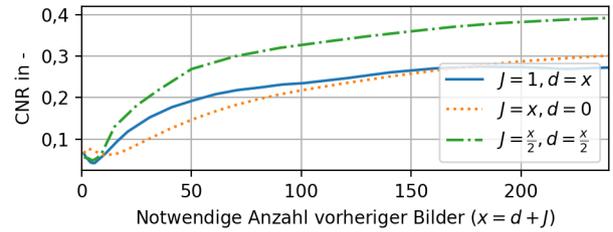


Abb. 4: Durchschnittlicher CNR des Datensatzes B mit 10 verschiedenen Masseströme von $\mathbf{I}_{n,diff,MA}$ für verschiedene Parameter, in blau ist $J = 1$ konstant, in orange ist $d = 0$ konstant und in grün sind d und J gleich groß.

J und d . Es ist zu erkennen, dass das CNR mit zunehmender Anzahl vergangener Bilder verbessert wird, jedoch bereits ab etwa 20 Bildern abflacht. Zudem ist zu erkennen, dass die Auswirkung der Wahl von $J = 1, d = x$ im Vergleich zu $J = x, d = 0$ für den CNR ähnlich ist. Eine reine Totzeit liefert bessere Ergebnisse, da mit zunehmendem Zeitabstand der Bilder die Wahrscheinlichkeit für eine größere Unähnlichkeit der Gaswolke steigt. Eine Variation beider Parameter liefert durchweg ähnliche oder bessere Ergebnisse als die beiden Extremfälle $d = 0$ bzw. $J = 1$ bei einer Anzahl von Bildern mit dem gleichen Zeithorizont. Abbildung 5 zeigt die Auswirkung verschiedener Parameterkombinationen auf den CNR.

Ein ähnliches Ergebnis zeigt sich bei Anwendung auf den anspruchsvolleren Datensatz B. Eine Heatmap des mittleren CNR für 700 Bilder und für die zehn verschiedenen Massenströme von Datensatz B ist in Abb. 6 zu sehen. Das Ergebnis ist ähnlich wie bei Datensatz A, jedoch sind deutlich mehr Bilder erforderlich bevor der CNR-Gewinn deutlich abflacht, siehe Abb. 6 und Abb. 4. Dies zeigt sich auch bei den Ergebnissen der Extremfälle in Abb. 4. Abbildung 7 zeigt die Auswertung analog zu Abb. 1. Im Thermogramm ist bei diesen (geringen) Mengen an Methan und Temperaturdifferenzen keine Gasfahne zu erkennen. Es wurden zwei Parametersätze ausgewählt: $\mathbf{I}_{diff,MA}$ mit $J = 20, d = 180$ liefert einen der höchsten durchschnittlichen CNR über alle

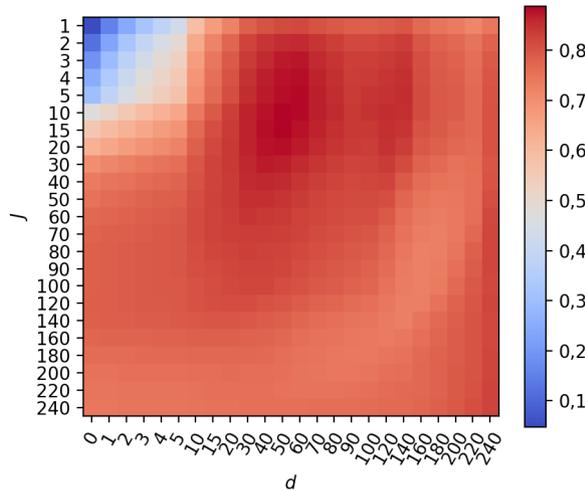


Abb. 5: Auswertung des mittleren CNR für 700 Bilder von Datensatz A nach (3) für verschiedene Parameter J und d .

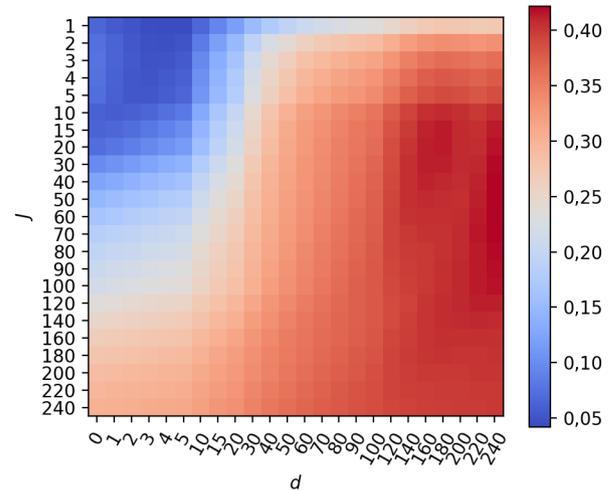


Abb. 6: Auswertung des mittleren CNR für 700 Bilder und für die 10 verschiedenen Massenströme von Datensatz B nach (3) für verschiedene Parameter J und d .

Massenströme und $\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}$ mit $J = 5$, $d = 30$ besitzt den höchsten durchschnittlichen CNR pro Anzahl verwendeter Bilder für den Datensatz B. Die Boxplots (Abb. 7 e, j, o) zeigen die CNR-Verteilung über die 700 ausgewerteten Bilder. Es ist zu erkennen, dass sich der durchschnittliche CNR von $\mathbf{I}_{n,\text{diff,BG}}$ kaum verändert, der CNR von $\mathbf{I}_{n,\text{diff,MA}}$ mit steigendem Massefluss jedoch abnimmt. Eine naheliegende Erklärung ist der zunehmende laminare Fluss über der Düse, der bei $\mathbf{I}_{n,\text{diff,MA}}$ unterdrückt wird. In Abbildung 7 c, h, und m ist für $\mathbf{I}_{n,\text{diff,MA}}$ zu erkennen, wie der sichtbare Gasbereich immer weiter nach oben wandert — für $\mathbf{I}_{n,\text{diff,BG}}$ (Abb. 7 b,g,l) jedoch nicht. In durchlüfteten Anlagen und in Außenbereichen sollte der Effekt vernachlässigbar sein.

4 Bildfilter

4.1 Methoden

Da die Bilder stark verrauscht sind, wurden zwei populäre Bildfilter ausgewählt, um den CNR zu verbessern. Es wurde ein Total-Variation-Algorithmus (TV) nach [10] und ein Gauß'scher Weichzeichner [11] ausgewählt. Der TV-Algorithmus ist, im Vergleich zum Gauß-Filter, eher Kanten erhaltend. Beide Filter haben einen Entwurfsparameter, der mittels Parameteroptimierung ermittelt wurde. Für die Parameterfestlegung wurde mit [12] der CNR für den Datensatz B bei einem Massenstrom von 1,42 g/h für die Differenzbilder nach Methode (2) mit den Parametern $J = 5$, $d = 30$ maximiert. Aus 128 Zufallsinitialisierungen wurden die Parameter mit häufigem Vorkommen ausgewählt. Dabei ergab

Methode	Massenstrom		
	0,28 g/h	1,42 g/h	2,84 g/h
$\mathbf{I}_{\text{diff,BG}}$	$1,54 \pm 0,13$	$1,56 \pm 0,11$	$1,68 \pm 0,05$
$\mathbf{I}_{\text{diff,direct}}(d=0)$	$0,07 \pm 0,06$	$0,05 \pm 0,03$	$0,05 \pm 0,02$
$\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}(J=20, d=180)$	$0,92 \pm 0,47$	$0,29 \pm 0,17$	$0,13 \pm 0,10$
$\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}(J=5, d=30)$	$0,52 \pm 0,28$	$0,15 \pm 0,07$	$0,14 \pm 0,08$
$\mathbf{I}_{\text{tv}}(\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}(5,30))$	$1,34 \pm 0,56$	$0,65 \pm 0,20$	$0,76 \pm 0,15$
$\mathbf{I}_{\text{gauss}}(\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}(5,30))$	$1,25 \pm 0,50$	$0,62 \pm 0,20$	$0,74 \pm 0,14$

Tab. 1: Die durchschnittlichen CNRs und deren einfache Standardabweichung für verschiedene Methoden und Massenströme zu den Boxplots aus Abb. 7 und Abb. 8.

sich für den TV-Algorithmus ein Gewichtungsfaktor von $w = 0,0174$ und für den Gauß-Filter $\sigma = 1,94$. Die beiden Verfahren wurden jeweils auf 700 Bilder der Differenzbildserie $\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}$ mit den Parametern $J = 5$, $d = 30$ angewendet. Für andere Parameterkombinationen sind die Ergebnisse vergleichbar. Da kürzere Zeitfenster für den Echtzeiteinsatz besser geeignet sind, erfolgt die Bildfilteranalyse nur für diesen einen Parametersatz.

4.2 Ergebnisse

Die Ergebnisse sind in Abbildung 8 gezeigt. Wie in Abbildung 7 sind in den Zeilen die drei verschiedenen Massenströme dargestellt. Die Spalten zeigen zunächst das ursprüngliche Differenzbild $\mathbf{I}_{\text{diff,MA}}$ mit den Parametern $J = 5$, $d = 30$, dann das mit TV entrauschte Bild und das mit dem Gauß'schen Weichzeichner gefilterte Bild. (d, h, l) zeigen Boxplots der CNRs für die ausgewerteten 700

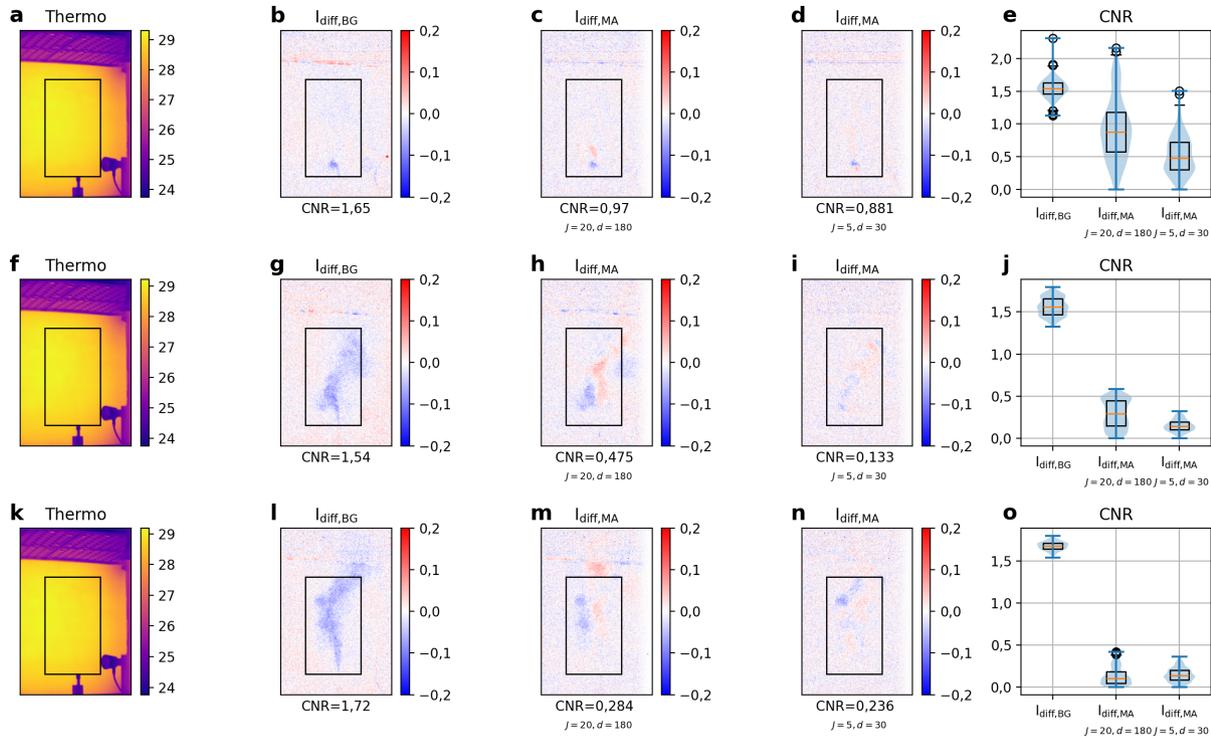


Abb. 7: Die Aufnahme von $n = 150$ aus dem Datensatz B. Farbskalen in $^{\circ}\text{C}$. Es wird jeweils nur das linke Teilbild gezeigt. (a-e) zeigt einen Massefluss von $0,28 \text{ g/h}$, (f-j) $1,42 \text{ g/h}$ und (k-o) $2,42 \text{ g/h}$ Methan. (a,f,k) Thermogramm der GF320, (b,g,l) Auswertung nach (2), (c,h,m) Auswertung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 20, d = 180)$ nach (3) und (d,i,n) Auswertung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 5, d = 30)$ nach (3). (e,j,o) Boxplots der CNR für die 700 ausgewerteten Bilder.

Bilder. Durch Filtern mit dem TV-Algorithmus wird der CNR für alle Massenströme mehr als verdoppelt, der einfachere Gauß-Filter liefert jedoch im Mittel nur geringfügig schlechtere Werte (vgl. Tab. 1). Alle Algorithmen sind auf aktuellen PCs echtzeitfähig. Allerdings lässt sich I_{gauss} etwa 12-mal schneller berechnen als I_{tv} . Eine Übersicht über die mittleren CNRs mit der einfachen Standardabweichung der verschiedenen Differenzbildmethoden und mit zusätzlich angewendetem Bildfilter bei den verschiedenen Massenströmen ist in Tabelle 1 zu finden.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Eine für die Gasdetektion optimierte, echtzeitfähige Bildverarbeitung kann das CNR erhöhen und somit die Sichtbarkeit des Gases im Bild im Vergleich zur vom Hersteller angebotenen Funktion deutlich verbessern. Dadurch kann die Nachweisgrenze für den Menschen und die rechnergestützte Auswertung gesenkt werden. Durch geeignete Kombinationen von Totzeit und Anzahl gemittelter Bilder lassen sich Differenzbilder erzeugen, die bessere CNR-Werte liefern als eine reine Bildmittlung. Dadurch lassen sich bereits Mas-

senströme ab $0,28 \text{ g/h}$ bei einem Temperaturkontrast von 5 K und einer Messdistanz von $2,7 \text{ m}$ detektieren.

Wie sich die Ergebnisse bei Messungen in Anlagen unter dem Einfluss von Wind, strukturreicher Umgebung und unterschiedlichen Temperaturkontrasten verhalten und ob sich damit die z.B. in [3] ermittelte Detektionsuntergrenze senken lässt, müssen weitere Untersuchungen zeigen. Es sind Messungen im Labor mit geringeren Methanmassenströmen, Wind als zusätzlicher Störgröße und Außenmessungen geplant. Zudem ist eine Analyse mit mehreren kleinen ROIs geplant, um die Effekte der laminaren Strömung zu kompensieren. Sowie ein Vergleich mit der von den Kameraherstellern gelieferten Funktionen.

Danksagung: Die Autoren danken dem BMWK für die Förderung (Förderzeichen: 03EI3075A).

Literatur

- [1] Arvind P. Ravikumar, Jingfan Wang und Adam R. Brandt. "Are Optical Gas Imaging Technologies Effective For Methane Leak Detection?" In: *Environmental Science & Tech-*

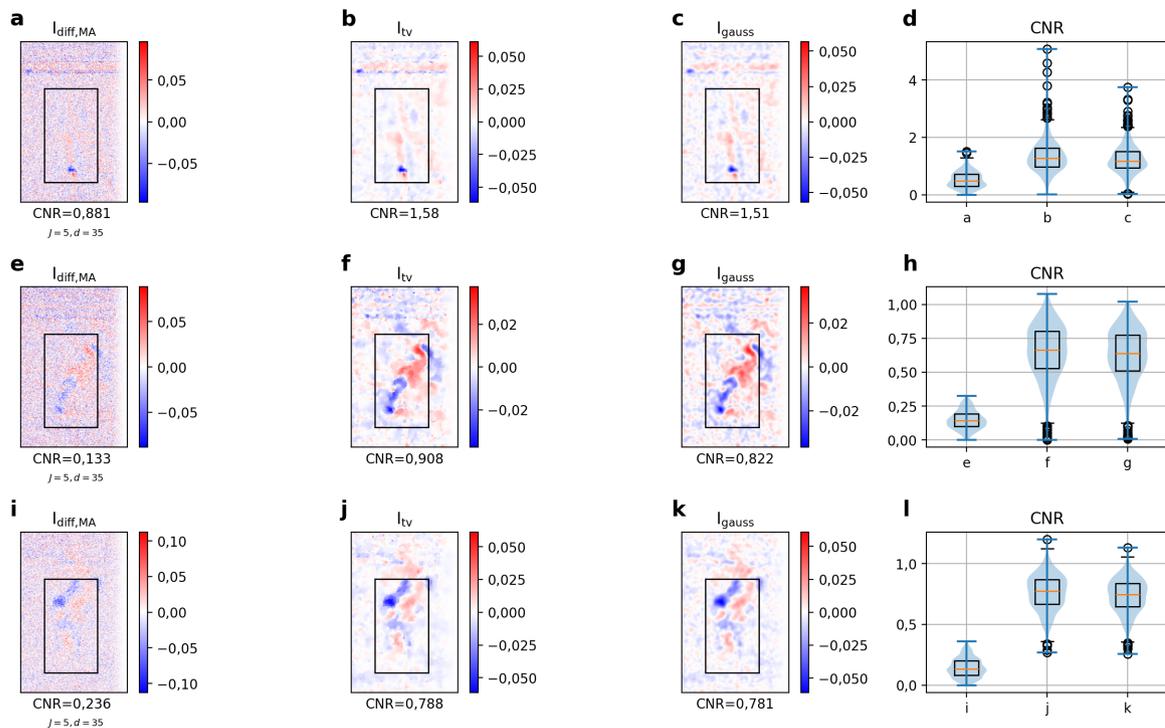


Abb. 8: Die Aufnahme von $n = 150$ aus dem Datensatz B. Farbskalen in $^{\circ}\text{C}$. Es wird jeweils nur das linke Teilbild gezeigt. (a-d) zeigt einen Massefluss von $0,28 \text{ g/h}$, (e-h) $1,42 \text{ g/h}$ und (i-l) $2,42 \text{ g/h}$ Methan. (a,e,i) Auswertung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 5, d = 30)$ nach (2). (b,f,j) Filterung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 5, d = 30)$ mit Total Variation Algorithmus. (c,g,k) Filterung von $I_{n,\text{diff},\text{MA}}(J = 5, d = 30)$ mit Gauß-Filter. (d,h,l) Boxplots der CNR für die 700 ausgewerteten Bilder.

- nology 51.1 (2016), S. 718–724. DOI: 10.1021/acs.est.6b03906.
- [2] Daniel Zimmerle u. a. “Detection Limits of Optical Gas Imaging for Natural Gas Leak Detection in Realistic Controlled Conditions”. In: *Environmental Science and Technology* 54.18 (2020), S. 11506–11514. ISSN: 1520-5851. DOI: 10.1021/acs.est.0c01285.
 - [3] Arvind P. Ravikumar u. a. “Good versus Good Enough? Empirical Tests of Methane Leak Detection Sensitivity of a Commercial Infrared Camera”. In: *Environmental Science and Technology* 52.4 (2018), S. 2368–2374. DOI: 10.1021/acs.est.7b04945.
 - [4] Max Bergau u. a. “Real-time active-gas imaging of small gas leaks”. In: *Journal of Sensors and Sensor Systems* 12.1 (2023), S. 61–68. DOI: 10.5194/jsss-12-61-2023.
 - [5] International Methane Emissions Observatory United Nations Environment Programme. *An Eye on Methane: The road to radical transparency - International Methane Emissions Observatory 2023 Report*. 2023. URL: <https://wedocs.unep.org/20.500.11822/44129>.
 - [6] Europäische Kommission. *VERORDNUNG (EU) 2024/1787 DES EUROPÄISCHEN PARLAMENTS UND DES RATES über die Verringerung der Methanemissionen im Energiesektor und zur Änderung der Verordnung (EU) 2019/942*. 2024. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1787/oj>.
 - [7] Johannes Rangel, Robert Schmolli und Andreas Kroll. “Cathadioptric Stereo Optical Gas Imaging System for Scene Flow Computation of Gas Structures”. In: *IEEE Sensors Journal* 21.5 (2021). DOI: 10.1109/jsen.2020.3042116.
 - [8] Lars Kistner, Robert Schmolli und Andreas Kroll. “An airborne measurement system to detect, locate, and quantify methane emissions with attitude-based wind speed estimation”. In: *Journal of Sensors and Sensor Systems* 13.2 (2024). ISSN: 2194-878X. DOI: 10.5194/jsss-13-211-2024.
 - [9] Rodriguez-Molares u. a. “The Generalized Contrast-to-Noise Ratio”. In: *2018 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*. IEEE, 2018, S. 1–4. DOI: 10.1109/ultsym.2018.8580101.
 - [10] Antonin Chambolle. “An Algorithm for Total Variation Minimization and Applications”. In: *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 20 (2004), S. 89–97. DOI: 10.1023/B:JMIV.0000011325.36760.1e.
 - [11] Pauli Virtanen u. a. “SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python”. In: *Nature Methods* 17 (2020), S. 261–272. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2.
 - [12] M. J. D. Powell. “An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives”. In: *Computer Journal* 7.2 (1964), S. 155–162.