Fachtagung "Experimentelle Strömungsmechanik"
7.-9- September 2021, Bremen

Automatisierte Detektion von verfrühten Transitionen an Rotorblättern mittels modellbasierter Algorithmen

Automated Detection of premature transitions on rotor blades using model-based algorithms

Ann-Marie Parrey, Michael Sorg, Andreas Fischer
Universität Bremen, Bremer Institut für Messtechnik, Automatisierung und Qualitätswissenschaft (BIMAQ), Linzer Straße 13, 28359 Bremen, E-Mail: am.parrey@bimaq.de

Bildverarbeitung, Turbulenzkeil-Detektion, verfrühte Transition, Musterabgleich, Windenergieanlagen
Image processing, turbulent wedge detection, premature transition, pattern recognition, wind turbines

Zusammenfassung

Defekte und Verschmutzungen an Rotorblattvorderkanten von Windenergieanlagen (WEA) können zu verfrühten laminar-turbulenten Transitionen führen, wobei sich die turbulente Grenzschichtströmung in Form eines Keils auf der Rotorblattoberfläche ausprägt. Der dadurch erhöhte Flächenanteil der turbulenten Umströmung kann einen negativen Effekt auf die Energieproduktion der WEA haben. Mittels Infrarot-Thermographie lässt sich der Übergang vom laminaren zum turbulenten Strömungsgebiet prinzipiell visualisieren, jedoch ist bei den Turbulenzkeilen das Kontrast-zu-Rausch Verhältnis (contrast-to-noise ratio, CNR) oft zu niedrig, um eine verlässliche und automatisierte Detektion zu ermöglichen. Um Turbulenzkeile auch in Aufnahmen mit niedrigem CNR zu detektieren, wird ein modellbasierter Algorithmus vorgestellt, welcher Vorwissen über die keilförmigen turbulenten Strömungsgebiete nutzt, um die Detektion dieser Keile gegenüber dem bislang üblichen gradientenbasierten Verfahren zur sequentiellen Detektion einzelner Strömungstransitionspunkte zu verbessern. Es wird eine Verifizierung des Algorithmus an simulierten Thermogrammen sowie eine Validierung an einem Thermogramm eines Rotorblattes von einer in Betrieb befindlichen WEA durchgeführt. Die Ergebnisse der Verifizierung zeigen, dass der vorgestellte Algorithmus Turbulenzkeile einschließlich ihrer Fläche auch bei einem niedrigen CNR detektieren kann. Bei einem niedrigem CNR von CNR $= 2$ werden mit dem vorgestellten Algorithmus noch 85 % der Keilfläche detektiert, wohingegen sich mit dem gradientenbasierten Algorithmus lediglich 30 % der Fläche detektieren lässt. Der vorgestellte modellbasierte Algorithmus kann also für die Detektion von durch verfrühte Strömungstransition hervorgerufene Turbulenzkeile auch bei niedrigen CNR genutzt werden, um beispielsweise die vergrößerten Bereiche mit turbulenter Umströmung mit geringerer Unsicherheit zu bestimmen.

Einleitung

Motivation

Windenergienlagen sind vielen Umwelteinflüssen (z.B. Hagel (Keegan et al., 2013), Regen oder Insekten (Corten und Veldkamp, 2001)) ausgesetzt, die zu Defekten wie Erosion und Verschmutzung des Rotorblatts, insbesondere an der Vorderkante, beitragen. Defekte beeinflussen die Geometrie und Oberflächenqualität des Rotorblattes und können zu verfrühten Transitionen von laminarer zu turbulenter Strömung in der Grenzschicht führen. Durch die verfrühten Transitionen entstehen keilförmige Bereiche mit turbulenter Strömung in ansonsten laminaren Strömungsgebieten, die sogenannten Turbulenzkeile. Die Vergrößerung der turbulenten Flächenanteile durch die Turbulenzkeile kann sowohl akustische Emissionen (Latoufis et al., 2019)

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry
GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

als auch aerodynamische Ungleichgewichte (Kusnick et al., 2015) verstärken. Darüber hinaus wirkt sich die Zunahme von Flächenbereichen mit turbulenter Strömung negativ auf die aerodynamischen Eigenschaften aus (d.h. Abnahme des Auftriebs, Zunahme des Widerstands) und verringert somit die jährliche Energieproduktion (Han et al., 2018). Daher ist es notwendig, den Zustand der strömungsbeeinflussten Rotorblattoberfläche zu überwachen und die Größe der zusätzlichen turbulenten Strömungsbereiche zu quantifizieren. Zur Visualisierung von laminaren und turbulenten Strömungsbereichen kann die Infrarot-Thermografie genutzt werden; ein etabliertes berührungsloses in-Prozess Messverfahren, das keine Rotorblattmodifikationen benötigt (Carlomagno und Cardone, 2010; Dollinger et al., 2018; Lang et al., 2015). Aufgrund unterschiedlicher lokaler Wärmeübergangskoeffizienten besteht ein Temperaturunterschied zwischen verschiedenen Grenzschichtströmungsregimen, wodurch laminare und turbulente Strömungen visualisiert werden können. Da bei in Betrieb befindlichen WEA die Rotorblätter oft nicht geheizt werden können, existiert jedoch nur ein geringer Kontrast zwischen laminarer und turbulenter Strömung. Aus diesem Grund wird ein Bildverarbeitungsalgorithmus benötigt, der insbesondere in der Lage ist, Turbulenzkeile unter kontrastarmen Bedingungen zuverlässig zu erkennen. Darüber hinaus muss der benötigte Algorithmus die Position und Größe der Keile mit einer geringen Unsicherheit bestimmen, um schließlich die resultierende Fläche der Turbulenzkeile quantifizieren zu können.

Stand der Forschung und Technik

Es gibt verschiedene Methoden zur Erkennung von laminar-turbulenten Strömungsübergängen in Thermogrammen, wobei die meisten Ansätze Turbulenzkeile explizit ignorieren. Crawford et al. 2015 detektierten den Strömungsübergang an einem beheizten Pfeilflügelmodell, der von Querströmungen dominiert wird. Das Flügelmodell wurde in Windkanal- und Flugexperimenten getestet, wobei das Modell an ein Flugzeug montiert wurde. Die Querströmungen erzeugen eine gezackte Transitionsfront, die einem Sägezahnmuster gleicht. Dieses Sägezahnmuster ähnelt den Turbulenzkeilen, wenn auch in kleinerem Maßstab. Daher ist die Messaufgabe ähnlich wie die Erkennung von Turbulenzkeilen. Eine spezielle Beschichtung und eine Beheizung des Modells verbesserte das Kontrast-Rausch-Verhältnis (Contrast-to-Noise Ratio, CNR) zwischen laminaren und turbulenten Strömungsbereichen in den Thermogrammen. Die sägezahnartigen Übergänge wurden durch lokale Maxima in den Profilen der Gradienten der Bildintensitäten nach einer Reihe von Bildfiltern detektiert. Anschließend wurde eine statistische Analyse durchgeführt, um eine markante Übergangsposition des Sägezahnmusters zu bestimmen. Da der Fokus auf der Abschätzung einer Transitionsposition aus dem Sägezahnmuster lag, wurden Turbulenzkeile absichtlich von der Analyse ausgeschlossen.
Um den natürlichen Transitionsbereich an Hubschrauberrotorblättern zu erkennen, analysierten Richter und Schülein 2014 Thermogramme von rotierenden Blättern. Sie untersuchten ein Modellblatt an einem Wirbelturm sowie Rotorblätter an Hubschraubern während des Bodenlaufs und im Schwebeflug. Um die Temperaturunterschiede zwischen Blattoberfläche und Fluid zu erhöhen, wurde das Blatt entweder schnell gedreht, mit Eis gekühlt oder passiv im Sonnenlicht erwärmt. In den Thermogrammen wurden Intensitätsprofile in Richtung der Blattsehne untersucht, wobei alle Positionen entlang des Blattradius mit verfrühten Strömungsübergängen ausgelassen wurden. Die Intensitätsprofile bestehen aus linearen Abschnitten mit unterschiedlichen Steigungen, welche mit einer linearen Funktion geschätzt wurden. Die drei unterschiedlichen Steigungen lassen sich den laminaren, den Transitions- und den turbulenten Bereichen der Grenzschichtströmung zuordnen. Der Schnittpunkt der linearen Schätzung von zwei benachbarten Regionen wurde dann als Transitionsbeginn bzw. Transitionsendpunkt klassifiziert. Der natürliche laminar-turbulente Strömungsübergang wurde selbst bei einem niedrigen Signal-Rausch-Verhältnis, welches aus kurzen Belichtungszeiten resultiert, erfolgreich erkannt. Eine vertiefte Analyse der Turbulenzkeile erfolgte jedoch nicht.
Dollinger et al. 2019 untersuchten Thermogramme von WEA im Betrieb, um den Strömungsübergang zu bestimmen. Die Rotorblätter der in Betrieb befindlichen WEA waren hierbei nur passiv durch Sonnenstrahlung erwärmt. Um die Position der Transition mit einer Subpixel-Genauigkeit zu bestimmen, wurde jedes Intensitätsprofil in Richtung der Blattsehne im Thermografiebild mit der Gauß'schen Fehlerfunktion approximiert. Turbulenzkeile wurden jedoch aufgrund des geringen CNR zwischen laminaren und turbulenten

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry

GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

Strömungsbereichen nicht zuverlässig erkannt. In ähnlicher Weise verwendeten auch Gleichauf et al. 2020 Intensitätsgradienten, um Strömungsübergänge in Thermogrammen einer in Betrieb befindlichen WEA zu erkennen. Das Thermogramm wurde zunächst so gedreht, dass der anschließend ausgewertete Intensitätsgradient senkrecht zu den verfrühten Transitionslinien stand, wodurch die Empfindlichkeit für die Detektion des Strömungsübergangs im Hinblick auf verfrühte Strömungsübergänge erhöht wurde. Die Erkennung von Turbulenzkeilen mit niedrigem CNR zur umgebenden laminaren Strömung bleiben jedoch weiterhin eine Herausforderung.
Keine der bislang angewandten Methoden nutzt Vorwissen über die Form der Keile, um die Detektion zu erleichtern. Verfrühte Transitionen und die dadurch entstehenden Keile werden außerdem nicht als eine Struktur erkannt, sondern als einzelne Punkte der Transitionslinie, wodurch die Quantifizierung der Fläche der Turbulenzkeile erschwert wird. Erst Gleichauf et al. 2020 und Dollinger et al. 2019 quantifizierten eine Kennzahl in Bezug auf die zusätzliche Bereiche mit turbulenten Grenzschichtströmungen, indem sie die Differenzen zwischen den Positionen der natürlichen und verfrühten Transitionen berechneten. Würden verfrühte Transitionen als keilförmiges Objekt oder Muster erkannt werden, wäre es stattdessen möglich, die Fläche der erkannten Keile direkt zu addieren. Ein Algorithmus, der eine Mustererkennung nutzt, um Turbulenzkeile auch bei niedrigem CNR zuverlässig zu erkennen, wurde bisher noch nicht vorgestellt. Ein derartiger Algorithmus erscheint aber vielversprechend, um die Merkmale der Keile wie deren Größe mit geringer Unsicherheit zu extrahieren und zu quantifizieren.

Ziel und Gliederung

Daher wird ein automatisierbarer, modellbasierter Bildverarbeitungsalgorithmus vorgestellt, der in thermografischen Strömungsvisualisierungsbildern auch in Szenarien mit geringem CNR zuverlässig verfrühte laminar-turbulente Strömungsübergänge erkennt. Durch keilförmige Schablonen wird das Vorwissen über die Form der Turbulenzkeile in den Algorithmus eingebracht, um die Position und Größe der Keile zu detektieren. Dadurch kann der zusätzliche Anteil der Fläche mit turbulenter Strömung, der durch verfrühte Transitionen entsteht, quantifiziert werden. Um die Möglichkeiten dieses Ansatzes zu charakterisieren, werden sowohl Simulationen als auch Validierungsexperimente an Thermogrammen von in Betrieb befindlichen WEA durchgeführt.
Der Abschnitt 'Methoden' enthält die Beschreibung des neuartigen Bildverarbeitungsalgorithmus. Die Ergebnisse der Verifizierung des Algorithmus an simulierten und der Validierung an realen Thermogrammen aus Messungen an laufenden WEA werden im Abschnitt 'Ergebnisse' vorgestellt und diskutiert. Der letzte Abschnitt 'Zusammenfassung und Ausblick' liefert abschließende Bemerkungen und einen Ausblick.

Methoden

Detektion der Blattkanten und der natürlichen Transition

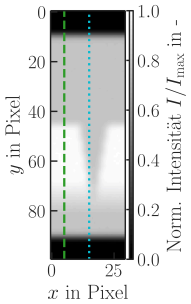
Um die Turbulenzkeile zu erkennen, muss für den vorgestellten Algorithmus die Position der Blattvorderkante sowie die natürliche Transitionslinie bekannt sein. Um diese zu erkennen, wird für jede Bildspalte die räumliche Ableitung der Intensitäten, d.h. der Gradient $\mathrm{d}I/\mathrm{d}y$, berechnet und anschließend mit seinem Maximalwert normiert:

$$\left(\frac{\mathrm{d}I}{\mathrm{d}y}\right)_{\text{norm}} = \left|\frac{\mathrm{d}I}{\mathrm{d}y}\right| \cdot \left(\max\left(\left|\frac{\mathrm{d}I}{\mathrm{d}y}\right|\right)\right)^{-1}. \tag{1}$$

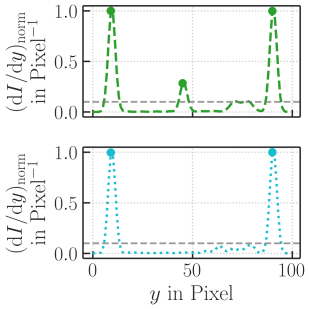
Die Intensitäten des Hintergrundes und des Blattes unterscheiden sich stark, was zu lokalen Maxima des Gradienten in den Bereichen der Blattkanten führt. In Abb. 1a ist ein simuliertes Thermogramm mit einem einzelnen Turbulenzkeil dargestellt, für das an zwei verschiedenen Spalten der normalisierte Gradient berechnet wird, siehe Abb. 1b. Alle lokalen Maxima über einem Schwellenwert von $(\mathrm{d}I/\mathrm{d}y)_{\text{norm}}^{\text{Grenz}} = 0.1$ werden lokalisiert. Dieser empirische Schwellenwert ist größer als das Rauschen in den Intensitäten, andererseits aber klein genug um das kleinere lokale Maximum der natürlichen Transition zuzulassen. Da die natürliche Transition nicht in jeder Bildspalte zu erkennen ist, siehe Abb. 1b, werden die gefunden Positionen der

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry

GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

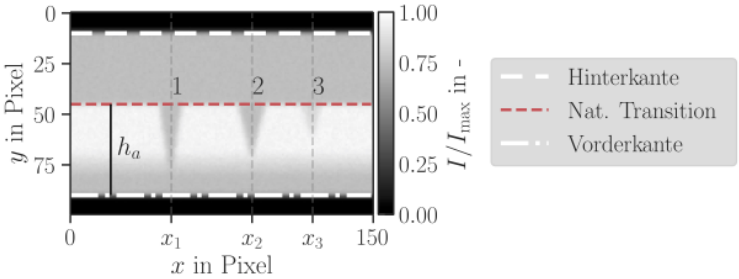


(a) Simuliertes Thermogramm mit einem Turbulenzkeil. Die beiden vertikalen Linien markieren die Positionen für die Intensitätsgradienten, siehe Abb. (b). Dabei schneidet die blau markierte Spalte den Turbulenzkeil.

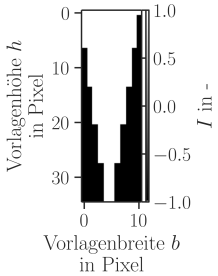


(b) Auf ihr jeweiliges Maximum normierte Intensitätsgradienten für die jeweils farbig markierte Spalte in (a). Lokale Maxima sind mit Punkten markiert und entsprechen der Hinterkante (linker Punkt), der natürlichen Transition (mittiger Punkt) und der Vorderkante (rechter Punkt).

Abb. 1: Simuliertes Thermogramm (links) und normalisierter Gradient (rechts) für zwei verschiedene x-Positionen. Die blaue Linie schneidet einen Turbulenzkeil, der zu kleineren Gradientenwerten unterhalb des Schwellwerts von $(\mathrm{d}I/\mathrm{d}y)_{\mathrm{norm}}^{\mathrm{Grenz}} = 0{,}1$ führt, markiert mit einer gestrichelten grauen Linie.



(a) Simuliertes Thermogramm mit drei unterschiedlich großen Keilen. Die vertikale schwarze Linie markiert die Höhe h_a, welche die Keile potenziell ausfüllen könnten. Die x_i, $i = \{1, 2, 3\}$ und vertikale, gestrichelte Linien markieren die Positionen der Keile.



(b) Beispielhafte Keil-Schablone, gefüllt mit Werten 1 und -1.

Abb. 2: Simuliertes Thermogramm (a) mit natürlicher Transitionslinie und weiß hervorgehobener Vorderkante (gestrichelt/gepunktet) und Hinterkante (gestrichelt). Ein Beispiel für eine Keil-Schablone für die Faltung ist in (b) zu sehen.

Vorder- und Hinterkante sowie der natürlichen Transitionen mit einer linearen Regression gefittet. So hat jede x-Position des Bildes jeweils einen y-Wert für die Vorder- und Hinterkante und die natürliche Transition. In Abb. 2a sind die Blattkanten und die natürliche Transition, die mit dieser Methode bestimmt wurden, eingezeichnet.
Bei der Zuordnung der Maxima zu den Blattkanten und der natürlichen Transition wird davon ausgegangen, dass die Vorderkante sich in der Nähe des unteren Bildrandes befindet und die Strömungsrichtung in abnehmender y-Richtung liegt.

Keilerkennungs-Algorithmus

Der Algorithmus zur Keilerkennung ist in zwei Teile unterteilt: Zunächst werden die im modellbasierten Algorithmus verwendeten keilförmigen Vorlagen beschrieben. Dann werden die Positionen und die Größen der Turbulenzkeile entlang der natürlichen Transitionslinie erkannt.

Keil-Schablonen

Durch Defekte herbeigeführte verfrühte Transitionen führen zu keilförmigen Strömungsbereichen mit turbulenter Strömung (Traphan et al., 2018). Dieses Vorwissen wird in den Schablonen implementiert, die im Algorithmus genutzt werden. Diese Schablonen oder Vorlagen haben eine Höhe h und eine Breite b, siehe

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry
GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

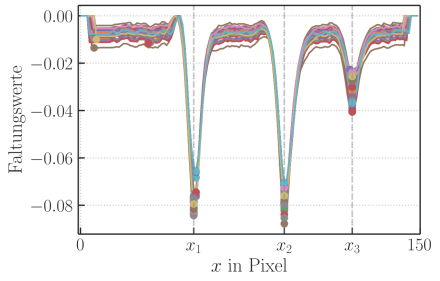
Abb. 2b. Die Größe der Keilschablonen für die Faltungen werden zufällig generiert, in einem Höhenbereich von $h_a/3 < h < h_a$, siehe Abb. 2a für die Definition von h_a. Eine Analyse von Keilen in realen Thermogrammen hat diesen Höhenbereich sowie das durchschnittliche Verhältnis von Höhe zu Breite $\langle h/b \rangle = 3$ aufgezeigt, weshalb auch die Breiten zufällig aus einer Normalverteilung mit $\mathcal{N}(h/3, 0{,}2)$ gewählt werden.

Positionserkennung der Keile

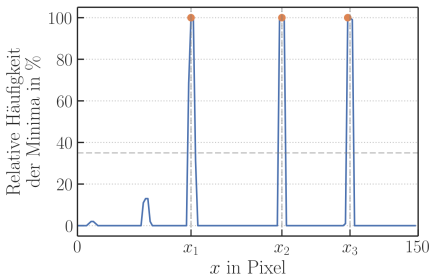
Um die Turbulenzkeile zu erkennen, wird eine Faltung der Schablone mit dem Bild verwendet. Da Keile nur von der Vorderkante bis zur natürlichen Transition zu finden sind, wird nur dieser Bereich nach Keilen abgesucht. Daher wird die Schablone nur entlang der natürlichen Transitionslinie mit dem Thermogramm gefaltet. Um dies noch weiter zu vereinfachen, wird das Thermogramm zunächst um einen Winkel φ gedreht, sodass die natürliche Transitionslinie horizontal im Thermogramm liegt. Dafür wird als erster Schritt die natürliche Transition wie oben beschrieben im nicht rotierten Bild detektiert, und dann der Winkel φ mit

$$\varphi = \arctan\left(\frac{y_{\text{end}} - y_0}{x_{\text{end}} - x_0}\right) \tag{2}$$

berechnet. Dabei sind die verwendeten x- und y-Positionen jeweils der Start- und Endpunkt der natürlichen Transition. Auf dem um φ rotierten Thermogramm wird nun die Faltung ausgeführt, was zu einem einzelnen Faltungswert für jede x-Position führt. Dies wird für viele verschiedene Schablonen unterschiedlicher Größe wiederholt, siehe Abb. 3a. Minima in der Faltung entsprechen einer guten Übereinstimmung der Vorlage mit dem zugrunde liegenden Bildausschnitt.



(a) Faltungswerte für das simulierte Thermogramm in Abb. 2a für 100 randomisierte Vorlagen. Jede Farbe entspricht einer Schablone. Lokale Minima für jede Faltung sind mit einem Punkt markiert.



(b) Relative Häufigkeit von Minima der Faltungen. Jede Position x_i eines Maximums ist markiert. Der Abschneidegrad von $35\,\%$ ist mit einer gestrichelten grauen Linie markiert.

Abb. 3: Beispiel einer Analyse zur Bestimmung der wahrscheinlichsten Positionen x_i für Turbulenzkeile unter Verwendung des simulierten Thermogramms in Abb. 2a. Faltung von 100 zufällig gewählten Vorlagen (a) mit dem Thermogramm und die relative Häufigkeit der Minima dieser Faltung (b).

Für jede x-Position wird die Anzahl der Minima in den Faltungen gezählt und normalisiert, indem sie durch die Anzahl der verwendeten Schablonen geteilt wird, was zu einer "relativen Häufigkeit"der Minima für jede x-Position führt, siehe Abb. 3b. Wenn mehr als $35\,\%$ der Vorlagen ein Minimum an einer bestimmten x-Position haben, wird dies als Position für einen Keil angesehen. An diesen n Keilpositionen $x_i, i \in \{1, ..., n\}$, wird der nächste Schritt des Algorithmus, die Größenerkennung, ausgeführt.

Größenerkennung der Keile

Für jede Keilposition x_i wird die Schablone mit dem kleinsten Minimum an dieser Position ausgewählt, welche eine Höhe h_S und eine Breite b_S hat. Neue Schablonen mit Höhen und Breiten in einem Bereich von $h \in \{h_S - 5 ... h_S + 5\}$ und $b \in \{b_S - 3 ... b_S + 3\}$ werden erzeugt. Anschließend wird für jede Höhen- und Breitenkombination die Korrelation als Maß für die Ähnlichkeit zwischen dem zugrundeliegenden Bildteil und der aktuellen Vorlage berechnet. Die Höhen- und Breitenkombination mit dem höchsten Korrelationswert wird als Größe des Keils festgelegt.

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry
GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

Ergebnisse

In diesem Abschnitt wird zunächst der modellbasierte Algorithmus (MBA) an simulierten Thermogrammen verifiziert. Anschließend wird die Methode an realen Thermogrammen von Rotorblättern von WEA im Betrieb validiert. Die Ergebnisse werden mit der gradientenbasierten Bildverarbeitungsmethode (GBA) von Gleichauf et al. 2020 verglichen, welche den Stand der Technik darstellt.
Der CNR, der in den Ergebnissen verwendet wird, ist wie folgt definiert:

$$\text{CNR} = \sqrt{\frac{(\langle I_{\text{turb}}\rangle - \langle I_{\text{turb}}\rangle)^2}{\sigma_{\text{turb}}^2 + \sigma_{\text{lam}}^2}}. \tag{3}$$

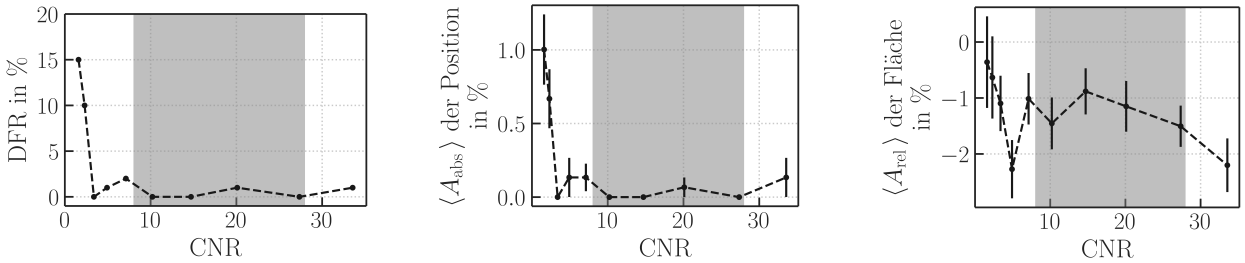
Dabei sind $\langle I_{\text{lam}}\rangle$ und $\langle I_{\text{turb}}\rangle$ jeweils die gemittelten Intensitäten in einem laminaren Bereich außerhalb eines Turbulenzkeils und in einem turbulenten Bereich innerhalb eines Turbulenzkeils. Die Standardabweichungen der Intensitäten in diesen Bereichen sind mit σ_{turb} und σ_{lam} bezeichnet.

Verifizierung des Algorithmus: Anwendung an simulierten Thermogrammen

Um die Fähigkeiten des MBA zu testen, wird er an simulierten Thermogrammen mit einem Turbulenzkeil, aber mit unterschiedlich großen Rauschamplituden getestet, wodurch der CNR sich verändert. Die simulierte Thermogramme haben einen Farbgradienten, der bei $0{,}75 \cdot h_a$ beginnt. Zusätzlich wurden sie zur Weichzeichnung mit einem Gauß-Filter mit $\sigma_{\text{blur}} = 1{,}0$ Pixel, was der Standardabweichung des Filters entspricht, bearbeitet.
Abb. 4a zeigt die Detektionsfehlerrate (DFR) in Prozent für verschiedene CNR-Werte. Die Detektionsfehlerrate gibt an, wie häufig Fehler in der Detektion passieren. Solche Detektionsfehler sind z.B. nicht oder zu viel erkannte Keile oder Keile, die an der falschen Position detektiert wurden. Dazu wird in jeden Durchlauf t, der einem neuen simulierten Thermogramm entspricht, die Anzahl von Ist-Positionen der Keile addiert, die nicht mit der Soll-Position übereinstimmen:

$$\text{DFR} = \frac{100}{t}\sum_{0}^{t}\delta(x_{\text{ist},t}, x_{\text{soll},t}), \quad \text{mit} \quad \delta(x_{\text{ist},t}, x_{\text{soll},t}) = \begin{cases} 0 & \text{wenn } x_{\text{ist},t} = x_{\text{soll},t}, \\ 1 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{4}$$

Hierbei ist $x_{\text{ist},t}$ die detektierte Position des Keils im t-ten Thermogramm, $x_{\text{soll},t}$ die wahre Position des Keils. Es wird hier nur die x-Position betrachtet, da der Algorithmus die Keile entlang der natürlichen Transitionslinie erkennt und daher die y-Position auf $y_{\text{ist}} = y_{\text{nat.tran.}}$ festlegt. Für die Verifizierung des Algorithmus wurde $t = 100$ gewählt. Die Detektionsfehlerrate in Abb. 4a liegt bei DFR $< 2\,\%$ für einen (grau dargestellten)



(a) Detektionsfehlerrate in Prozent (DFR, Gleichung 4) für verschiedene CNR-Werte.

(b) Mittlere absolute Abweichung der Position (Definition siehe Gleichung 5) in Prozent für verschiedene CNR-Werte.

(c) Mittlere relative Abweichung der Turbulenzkeil-Fläche in Prozent, siehe Gleichung 6, bei verschiedenen CNR-Werten.

Abb. 4: Detektionsfehlerrate (a), mittlere absolute Abweichung der Position (b) und mittlere relative Abweichung der Fläche (c) dienen zur Verifizierung des Algorithmus. Für jeden CNR-Wert wurden $t = 100$ simulierte Thermogramme mit zufällig gewählten Keilgrößen untersucht. Die Fehlerbalken geben die Standardabweichung des Mittelwertes an. Der graue Bereich zeigt realistische CNR-Werte an, die häufig in realen Thermogrammen gefunden wurden.

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry
GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

CNR-Wertebereich, der auch in realen Thermogrammen von in Betrieb befindlichen WEA gefunden wird. Bei einem CNR von $1{,}5$ steigt die Fehlerrate auf DFR $= 15\,\%$ an. Diese Angabe sagt nicht aus, wie groß die Diskrepanz zwischen $x_{\text{ist},t}$ und $x_{\text{soll},t}$ ist, weswegen in Abb. 4b die mittlere absolute Abweichung $\langle A_{\text{abs}} \rangle$ der Position in Bezug auf die mittlere Keilbreite $\langle b_{\text{soll}} \rangle$ dargestellt ist. Die mittlere absolute Abweichung der Position in Prozent ist definiert als

$$\langle A_{\text{abs}} \rangle = \frac{100}{t} \sum_{0}^{t} \frac{|x_{\text{ist},t} - x_{\text{soll},t}|}{\langle b_{\text{soll}} \rangle}. \tag{5}$$

Die mittlere Keilbreite $\langle b_{\text{soll}} \rangle$ ist der Mittelwert der Breiten aller in den Thermogrammen verwendeten Turbulenzkeilen, und hat einen Wert von $\langle b_{\text{soll}} \rangle = 15{,}05$ Pixel. Abb. 4b zeigt, dass die mittlere absolute Abweichung der Position nahe Null für typische (grau dargestellte) CNR von realen Thermogrammen liegt, und auch bei CNR < 5 nur auf $\langle A_{\text{abs}} \rangle = 1\,\%$ ansteigt. Die gefundene Position des Keils ist also im Mittel nur um $1\,\%$ im Bezug auf die mittleren Keilbreite verschoben.
Um zu beurteilen, mit welcher Abweichung der Algorithmus die Fläche des Turbulenzkeils im simulierten Thermogramm detektiert, wird die mittlere relative Abweichung $\langle A_{\text{rel}} \rangle$ der Fläche F in Prozent betrachtet:

$$\langle A_{\text{rel}} \rangle = \frac{100}{t} \sum_{0}^{t} \frac{F_{\text{ist},t} - F_{\text{soll},t}}{F_{\text{soll},t}} = \frac{100}{t} \sum_{0}^{t} \frac{\frac{1}{2} \cdot h_{\text{ist},t} \cdot b_{\text{ist},t} - \frac{1}{2} \cdot h_{\text{soll},t} \cdot b_{\text{soll},t}}{\frac{1}{2} \cdot h_{\text{soll},t} \cdot b_{\text{soll},t}}. \tag{6}$$

Abb. 4c zeigt, dass $\langle A_{\text{rel}} \rangle$ für alle CNR-Werte unterhalb des Ideals von $\langle A_{\text{rel}} \rangle = 0$ liegt, jedoch nicht mehr als $\langle A_{\text{rel}} \rangle \approx -3\,\%$ abweicht. Negative Werten von $\langle A_{\text{rel}} \rangle$ geben an, dass die gefundenen Flächen kleiner als die Soll-Flächen sind. Zu kleine gefundene Flächen lassen sich auf das Bildrauschen zurückführen, denn mehr Rauschen im Bild führt dazu, dass insbesondere die Keilspitzen nicht mehr vom Rauschen zu unterscheiden sind.
Die Ergebnisse der Verifizierung zeigen, dass mit dem vorgestellten modellbasierten Algorithmus eine zuverlässige Erkennung bis zu CNR $= 5$ möglich ist. Bei CNR < 5 ist eine Detektion immer noch möglich, jedoch mit erhöhter Unsicherheit.

Validierung: Anwendung des Algorithmus auf reale Thermogramme

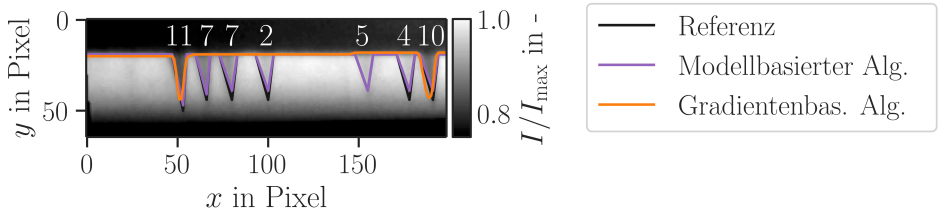


Abb. 5: Thermogramm eines Rotorblattes einer operierenden WEA, auf das der modellbasierte und der gradientenbasierte Algorithmus angewendet wird. Die CNR-Werte der Keile sind in weiß über den Keilen notiert. Die Referenzlinie wurde per Hand erstellt.

Um den vorgestellten Algorithmus zu validieren, wird dieser und der gradientenbasierte Algorithmus auf das Thermogramm eines Rotorblattes einer laufenden WEA angewendet, siehe Abb. 5. Dieses Thermogramm enthält sieben Keile, von denen fünf einen kleinen CNR-Wert von CNR < 10 haben. Der GBA erkennt nur die Keile mit CNR von 10 oder größer, während der vorgestellte MBA alle Keilflächen detektiert. Daher detektiert der MBA insgesamt eine Turbulenzkeil-Fläche von 725 Pixel^2, der GBA findet nur 256 Pixel^2, während die per Hand abgeschätzte Fläche etwa bei 852 Pixel^2 liegt. Damit findet der MBA $85\,\%$, der GBA nur $30\,\%$ der Fläche.

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry
GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1

Zusammenfassung und Ausblick

Es wurde ein modellbasierter Algorithmus vorgestellt, der auf Rotorblättern von WEA Turbulenzkeile detektiert. Eine Verifizierung des Algorithmus zeigt, dass dieser in einem CNR-Wertebereich von $8 \leq \text{CNR} \leq 28$, welcher in realen Thermogrammen auftritt, Turbulenzkeile mit geringer Unsicherheit detektieren kann. Eine Validierung und der Vergleich mit einem gradientenbasierten Algorithmus, der den Stand der Technik darstellt, zeigt eine deutliche Verbesserung bei der Detektion von Keilen mit geringem Kontrast. Selbst bei CNR < 10 werden erstmals sämtliche Turbulenzkeile detektiert und $85\,\%$ der Fläche der Turbulenzkeile erkannt.
Der vorgestellte Algorithmus ist bereits vollständig implementiert und benötigt keine Vorverarbeitung der Thermogramme. Daher kann er in Zukunft bereits bei automatisierten Untersuchungen von WEA im Freifeld verwendet werden, um die Fläche der Turbulenzkeile vor Ort auszuwerten und so eine Aussage über den Zustand des Rotorblattes berührungslos und ohne Unterbrechung des Anlagenbetriebs zu erhalten.

Literatur

Carlomagno, G. M., **Cardone, G.**, **2010**: “Infrared thermography for convective heat transfer measurements”, Experiments in fluids, Vol. 49, No. 6, pp. 1187–1218

Corten, G. P., **Veldkamp, H. F.**, **2001**: “Insects can halve wind-turbine power”, Nature, Vol. 412, No. 6842, pp. 41–42

Crawford, B. K., **Duncan, G. T.**, **West, D. E.**, **Saric, W. S.**, **2015**: “Robust, automated processing of IR thermography for quantitative boundary-layer transition measurements”, Experiments in Fluids, Vol. 56, No. 7, pp. 1–11

Dollinger, C., **Balaresque, N.**, **Gaudern, N.**, **Gleichauf, D.**, **Sorg, M.**, **Fischer, A.**, **2019**: “IR thermographic flow visualization for the quantification of boundary layer flow disturbances due to the leading edge condition”, Renewable Energy, Vol. 138, pp. 709–721

Dollinger, C., **Sorg, M.**, **Balaresque, N.**, **Fischer, A.**, **2018**: “Measurement uncertainty of IR thermographic flow visualization measurements for transition detection on wind turbines in operation”, Experimental Thermal and Fluid Science, Vol. 97, pp. 279–289

Gleichauf, D., **Sorg, M.**, **Fischer, A.**, **2020**: “Contactless Localization of Premature Laminar–Turbulent Flow Transitions on Wind Turbine Rotor Blades in Operation”, Applied Sciences, Vol. 10, No. 18, p. 6552

Han, W., **Kim, J.**, **Kim, B.**, **2018**: “Effects of contamination and erosion at the leading edge of blade tip airfoils on the annual energy production of wind turbines”, Renewable energy, Vol. 115, pp. 817–823

Keegan, M. H., **Nash, D.**, **Stack, M.**, **2013**: “On erosion issues associated with the leading edge of wind turbine blades”, Journal of Physics D: Applied Physics, Vol. 46, No. 38, p. 383001

Kusnick, J., **Adams, D. E.**, **Griffith, D. T.**, **2015**: “Wind turbine rotor imbalance detection using nacelle and blade measurements”, Wind Energy, Vol. 18, No. 2, pp. 267–276

Lang, W., **Gardner, A. D.**, **Mariappan, S.**, **Klein, C.**, **Raffel, M.**, **2015**: “Boundary-layer transition on a rotor blade measured by temperature-sensitive paint, thermal imaging and image derotation”, Experiments in Fluids, Vol. 56, No. 6, pp. 1–14

Latoufis, K., **Riziotis, V.**, **Voutsinas, S.**, **Hatziargyriou, N.**, **2019**: “Effects of Leading Edge Erosion on the Power Performance and Acoustic Noise Emissions of Locally Manufactured Small Wind Turbine Blades”, Journal of Physics: Conference Series, Vol. 1222, p. 012010, doi:10.1088/1742-6596/1222/1/012010

Richter, K., **Schülein, E.**, **2014**: “Boundary-layer transition measurements on hovering helicopter rotors by infrared thermography”, Experiments in fluids, Vol. 55, No. 7, pp. 1–13

Traphan, D., **Herráez, I.**, **Meinlschmidt, P.**, **Schlüter, F.**, **Peinke, J.**, **Gülker, G.**, **2018**: “Remote surface damage detection on rotor blades of operating wind turbines by means of infrared thermography”, Wind energy science, Vol. 3, No. 2, pp. 639–650

Copyright © 2021 and published by German Association for Laser Anemometry
GALA e.V., Karlsruhe, Germany, ISBN 978-3-9816764-7-1