

# Bayesscher Ansatz für die thermografische Messung von Strömungsübergängen an Rotorblättern von Windenergieanlagen

*Jakob Dieckmann<sup>1</sup>, Caroline Dorszewski<sup>1</sup>, Nicholas Balaresque<sup>2</sup>, Axel von Freyberg<sup>1</sup>, Andreas Fischer<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Universität Bremen, BIMAQ, Linzer Str. 13, 28359 Bremen, Deutschland

<sup>2</sup>Deutsche WindGuard Engineering GmbH, Überseering 7, 27580 Bremerhaven, Deutschland

## Zusammenfassung

Die Position des Übergangs zwischen laminarer und turbulenter Strömung beeinflusst die aerodynamische Effizienz der Rotorblätter von Windenergieanlagen. Ein etabliertes Messprinzip für die Visualisierung der Strömung ist die Infrarot-Thermografie, die Messungen an in Betrieb befindlichen Windenergieanlagen ermöglicht, einschließlich Lokalisierung des Strömungsübergangs. Hier werden die Möglichkeiten einer Bayesschen Bildauswertung zur Nutzung von Vorwissen untersucht, um die Messqualität insbesondere bei Wetterbedingungen, die zu geringem Kontrast-Rausch-Verhältnis führen, zu maximieren. Die Bayessche Methode wird anhand von simulierten und gemessenen Thermogrammen bewertet. Die Ergebnisse zeigen, dass die Verwendung von Vorwissen, insbesondere wenn es normal um die wahre Übergangsposition mit einer Standardabweichung von 3 px verteilt ist, die Unsicherheit bei Thermogrammen mit einem Kontrast-Rausch-Verhältnis  $<7$  erheblich reduziert. Darüber hinaus glättet die Bayessche Methode die Visualisierung des Übergangsverlaufs entlang der radialen Rotorblattachse, was zu einem weniger verrauschten Ergebnis führt. Frühere experimentelle Daten können verwendet werden, um die Unsicherheit bei der fehlerhaften Erkennung von Übergangspositionen zu verringern. Zusammenfassend verringert die Integration von qualitativ hochwertigem Vorwissen durch Bayessche Inferenz wirksam die Unsicherheit bei der Positionsmessung des Übergangs von laminar zu turbulent an Rotorblättern von Windenergieanlagen. Dabei bleibt die räumlich-zeitliche Auflösung unbeeinträchtigt.

**Keywords:** Thermografie, Bayessche Inferenz, Windenergieanlage, Strömungsvisualisierung

## 1 Einleitung

### Motivation

Windenergieanlagen (WEA) sind eine der wichtigsten regenerativen Energiequellen. Ihre Effizienz wird durch die Strömungsbedingungen in der Grenzschicht beeinflusst, insbesondere durch den Übergang der Strömung von laminar zu turbulent. Die Position des Übergangs ist ein wichtiger Faktor für die Leistung der Turbine. Jegliche Defekte oder Verunreinigungen auf der Oberfläche der Rotorblätter führen zu Turbulenzen, die den laminar-turbulenten Übergang von der vorgesehenen Position verschieben und zu einem geringeren aerodynamischen Wirkungsgrad führen [1]. Um das reale Strömungsverhalten zu verstehen und in der Folge die aerodynamische Leistung zu optimieren, ist es daher von entscheidender Bedeutung, die Position des Übergangs zwischen laminarer und turbulenter Strömung am Rotorblatt im Prozess, d. h. an einer in Betrieb befindlichen WEA, zu messen.

### Stand der Technik

Eine bodengebundene, nicht-invasive und damit in-Prozess fähige optische Messtechnik zur Strömungsvisualisierung, welche sich den unterschiedlichen Wärmeübergang in den verschiedenen Strömungen zunutze macht ist die Infrarot-Thermografie (IRT). Die IRT hat sich darüber hinaus als geeignete Methode zur Bestimmung des laminar-turbulenten Übergangs an Rotorblättern erwiesen [2]. Der laminar-turbulente Übergang wird durch Auswertung der Intensität der Thermogramme bestimmt, und Dollinger et al. [3] und Reichstein et al. [4] waren die Ersten, die diese Methode für in-Prozess Messungen an WEA einsetzten. Allerdings ist die Belichtungszeit und folgend auch das Kontrast-Rausch-Verhältnis der thermografischen Aufnahmen begrenzt, weil die bewegten Rotorblätter scharf dargestellt werden müssen. Gleichauf et al. verbesserten den Kontrast durch Mittelungsmethoden, beispielweise Hauptkomponentenanalyse [5]. Dennoch

begrenzt das verfügbare CNR ohne Einbeziehung von Vorwissen direkt die erreichbare Messunsicherheit für die Bestimmung der Position des laminar-turbulenten Übergangs am Rotorblatt einer WEA. Obwohl jedes Rotorblatt individuell ist und im Laufe seiner Lebensdauer unterschiedlichen Bedingungen ausgesetzt ist, haben sie gemeinsame Eigenschaften und verhalten sich vermutlich ähnlich im Wind. Daher muss untersucht werden, ob Vorwissen, d. h. Informationen die aus früheren Experimenten oder Simulationen gewonnen wurden, die IRT-basierte Messung der Position des laminar-turbulenten Übergangs an Rotorblättern von WEA verbessern kann.

Zur Verbindung von Vorwissen in Form von Wahrscheinlichkeitsfunktionen mit zusätzlichen Informationen aus experimentellen Daten ist grundsätzlich die Bayessche Inferenz bekannt, die von Thomas Bayes entdeckt und von Richard Price 1763 posthum veröffentlicht wurde [6]. Die Entdeckung der Markov-Kette als Umsetzung einer Monte Carlo Simulation, die in der Regel Gelfand et al. [7] zugeschrieben wird, führte zu einem dramatischen Anstieg der Forschung und der Anwendungen der Bayesschen Inferenz. Die Definition des Vorwissens als Zufallsvariable mit einer Wahrscheinlichkeitsverteilung ist für den vorliegenden Anwendungsfall praktikabel und ermöglicht eine implizite Unsicherheitsbewertung in Übereinstimmung mit dem GUM [8].

Obwohl die Bayessche Inferenz allgemein als Standard für die Kombination von Vorwissen mit Messdaten akzeptiert wird, sind ihre Anwendbarkeit für die thermografische Strömungsvisualisierung an WEA sowie die jeweiligen Vorteile und Schwächen noch nicht untersucht worden. Insbesondere steht eine Analyse aus, wie die Art und Qualität des Vorwissens die Messunsicherheit bei der Verwendung der Bayesschen Inferenzmethode zur Bestimmung der Position des Übergangs von laminar zu turbulent beeinflusst.

#### Ziel und Struktur

Es wird gezeigt, wie die Bayessche Inferenz zur Einbeziehung von Vorwissen für die IRT-basierte Messung der Position des laminar-turbulenten Übergangs an einer in Betrieb befindlichen Windenergieanlage angewendet werden kann. Im Ergebnis wird der Einsatz der Bayesschen Methode verifiziert und vor allem im Hinblick auf die erreichbare Messunsicherheit bei der Erkennung des Strömungsübergangs an realen Messdaten bewertet.

In Abschnitt 2 wird das thermografische und Bayessche Messprinzip erläutert. Abschnitt 3 beschreibt den Messaufbau und die Implementierung der Bildverarbeitung. Nach der

Verifikation wird in Abschnitt 4 die Anwendbarkeit des Ansatzes für eine stationäre Windsituation an einer realen, in Betrieb befindlichen Windenergieanlage im Hinblick auf die Messunsicherheit bewertet. Es folgt eine Diskussion darüber, wie informatives Vorwissen gewonnen werden kann. Das Papier schließt mit einer Schlussfolgerung und einem Ausblick in Abschnitt 5.

## 2 Methode

### Strömungsvisualisierung

Aufgrund der strömungsabhängigen Wärme-konvektion können innerhalb der Rotorblattgeometrie unterschiedliche Oberflächentemperaturen auftreten. Es wird angenommen, dass Strahlung vom Blatt und Wärmeleitung im Blatt vernachlässigbar gegenüber der Konvektion sind, was exemplarisch für die Enteisierung eines Rotorblatts gezeigt wurde [1]. Somit ist der konvektive Wärmestrom

$$\dot{q} = h \cdot (T_{\text{surface}} - T_{\text{fluid}}) \quad (1)$$

entscheidend für die Temperaturverteilung. Dieser ist von der anfänglichen Oberflächentemperatur  $T_{\text{surface}}$ , der Temperatur  $T_{\text{fluid}}$  der einströmenden Luft und dem Wärmeübergangskoeffizienten  $h$  abhängig. Der Unterschied zwischen Oberflächen- und Fluidtemperatur entsteht durch die Absorption der Sonnenstrahlung durch das Rotorblatt und die Wärmespeicherung im Material des Rotorblatts. Der Unterschied ist typischerweise tagsüber bei wechselnder Sonneneinstrahlung am größten, d. h. morgens und abends. Nach Gleichauf et al. [5] führen unterschiedliche Strömungszustände in der Grenzschicht zu unterschiedlichen Übertragungskoeffizienten  $h$  aufgrund einer Änderung der Reibung zwischen Fluid und Oberfläche. Eine plötzliche Änderung der Oberflächentemperatur zwischen dem laminaren und dem turbulenten Strömungsbereich zeigt daher den gesuchten Strömungsübergang an.

Die Oberflächentemperatur ist mit einer Infrarotkamera messbar, was eine berührungslose In-Prozess-Messung aus großen Arbeitsabständen ermöglicht. Die Kamera liefert ein zweidimensionales Bild mit einer Auflösung, die von der Pixelgröße und der Positionierung der Kamera und des Kameraobjektivs abhängt. Die Position des laminar-turbulenten Übergangs wird durch Auswertung der Änderung der Oberflächentemperatur entlang der Sehnenachse bestimmt. Das gemessene Temperaturprofil wird mit Hilfe einer nichtlinearen Regression mit der Methode der kleinsten Quadrate, die erstmals von Dollinger et al. [3] beschrieben wurde,

an eine Fehlerfunktion angepasst. Die angepasste Modellfunktion lautet also

$$T = f(y) = \alpha_{\text{fit}} \cdot \operatorname{erf}\left(\frac{y - A_{\text{fit}}}{\sqrt{2}} \sigma_{\text{fit}}\right) + \beta_{\text{fit}} \quad (2)$$

mit  $T$  als der lokalen Oberflächentemperatur,  $y$  als der Position entlang der Sehnenachse und den vier Modellparametern  $A_{\text{fit}}, \alpha_{\text{fit}}, \beta_{\text{fit}}, \sigma_{\text{fit}}$ . Die Position des Wendepunkts ( $y = A_{\text{fit}}$ ) wird hierbei mathematisch als Position des laminar-turbulenten Übergangs definiert, wissend, dass der tatsächliche Strömungsübergang nicht an einem bestimmten Punkt stattfindet, sondern sich über einen Bereich entwickelt.

#### Bayessche Ansatz

Der erstmals neue untersuchte Ansatz zur Lokalisierung des Übergangs von laminar zu turbulent ist die Bayessche Inferenzmethode und die Verwendung von Vorwissen. Das Grundprinzip besteht darin, die Messgröße, hier die Übergangsposition  $A$ , nicht als eine unbekannte Konstante zu behandeln, sondern von einer Wahrscheinlichkeitsverteilung auszugehen. Die Berechnung dieser posterioren Wahrscheinlichkeitsverteilung

$$p(A|x) = \frac{p(x|A)p(A)}{p(x)} \quad (3)$$

erfolgt nach Bayes und inkludiert die Berechnung der Wahrscheinlichkeit  $p(x|A)$ , dem Vorwissen  $p(A)$  und der Evidenz  $p(x)$ .

Vorherige Experimente liefern Vorwissen in Form einer Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p(A)$ . Die Herleitung des Modells für die Wahrscheinlichkeit  $p(x|A)$  sowie die numerische Berechnung von Gl. **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** als Monte-Carlo Simulation wird ausführlich in [9] erläutert.

Die Evidenz  $p(x)$  kann in diesem Ansatz vernachlässigt werden, da diese unabhängig von der Übergangsposition  $A$  ist und die übliche Rolle als Normalisierungskonstante nicht notwendig ist.

Der Mittelwert der Verteilung  $p(A|x)$  wird als Schätzung  $\hat{A}$  des laminar-turbulenten Übergangs angenommen.

### 3 Versuchsaufbau

Im Folgenden werden das Messobjekt, das Messsystem und die Signalverarbeitung für die thermografische Erfassung der Position des laminar-turbulenten Übergangs vorgestellt. Die in dieser Arbeit dargestellten Ergebnisse basieren auf einer Messkampagne, die im September 2023 durchgeführt wurde.

#### Messobjekt

Es wurden Feldmessungen an der Saugseite einer WEA vom Typ REpower 3.XM durchgeführt. Die WEA steht im Industriehafen von Bremen, Deutschland, und hat eine Nennleistung von 3,4 MW bei einer Nabenhöhe von 128 m und einem Rotordurchmesser von 104 m. Die genannte WEA wurde für die Messungen ausgewählt, weil der Zugang zur WEA für Forschungszwecke, einschließlich Leistungsdaten, möglich ist. Außerdem ist der Anlagentyp weltweit verbreitet und entspricht dem aktuellen Stand der Technik, so dass die Ergebnisse auf moderne Multi-Megawatt-WEA übertragbar sind. Am Tag der Messung lag die Windgeschwindigkeit zwischen 3 m/s und 8 m/s, was einen Teillastbetrieb gewährleistet, bei dem die Rotordrehzahl proportional zur Windgeschwindigkeit ist. Die Geschwindigkeit der Anlage lag während der Messung zwischen 12 U/s und 18 U/s und die WEA hat während der Messung weder gegiegt noch genickt.

#### Messsystem

Bei der verwendeten Infrarotkamera handelt es sich um den Typ IR8800 des Herstellers InfraTec GmbH, der für Wellenlängen zwischen 7,7 und 10,2  $\mu\text{m}$  empfindlich ist und eine rauschäquivalente Temperaturdifferenz (NETD) von 25 mK aufweist. Um eine ausreichende Bildvergrößerung zu erreichen, wird für die Feldmessung ein 200-mm-Teleobjektiv verwendet. Für die Messentfernung von ca. 190 m ergibt sich ein Bildfeld mit 9,12 m  $\times$  7,30 m, dargestellt durch 640  $\times$  512 px<sup>2</sup>. Der ausgewertete Rotorabschnitt lag zwischen 8 m und 17 m radialem Abstand von der Gondel und die minimale Sehnenlänge im ausgewerteten Teil beträgt 2,8 m. Eine In-Prozess-Messung ist in Abbildung 1 dargestellt.



Abbildung 1: Der Messaufbau mit der IRT-Kamera, die aus einer Messentfernung von 190 m auf die WEA gerichtet ist.

Das Sichtfeld wurde auf die horizontale Rotorposition bzw. die bereits erwähnte radiale Rotorposition fixiert. Es deckt das komplette Blattprofil von der Vorderkante bis zur Hinterkante

ab. Die Bildaufnahme wird jedes Mal thermisch ausgelöst, wenn sich eines der Rotorblätter mittig im Bildausschnitt befindet.

Für vergleichbare Feldmessungen sind die folgenden Anforderungen an die Mess- und Strömungsbedingungen erforderlich:

Die Windgeschwindigkeit muss permanent zwischen der Ein- und Ausschaltzahl der Anlage liegen. Außerdem ist ein Betrieb im Teillastbereich wünschenswert, da im Teillastbetrieb eine lineare Abhängigkeit zwischen der Windgeschwindigkeit und der Rotordrehzahl besteht und somit die optische Erfassung der Rotordrehzahl eine Annäherung an die Anströmgeschwindigkeit ermöglicht [10].

Die solare Erwärmung der Rotorblätter ist zeitlich konstant.

#### Signalverarbeitung

Die thermografische Bildaufnahme erfolgt mit der Software IRBIS (IRBIS professional 3.1.100) des Kameraherstellers InfraTec, während für die Bildverarbeitung die Software Python (3.9.18) verwendet wird. Die anschließende Korrektur umfasst die folgenden Bildverarbeitungsschritte:

Hintergrundentfernung, Erkennung der Rotorblattkanten mit Canny-Edge-Detection [11], Zuordnung der Kanten (Vorder-, Hinterkante) über Clustering, horizontale Ausrichtung der Vorderkante mittels Bildrotation und Kompensation der Interpolationseffekte an den Bildkanten durch die Bildrotation.

Diese Vorverarbeitungsschritte erlauben eine Auswertung eines Thermogramms sowohl mit (Abschnitt 2.2) als auch ohne (Abschnitt 2.1) Vorkenntnisse zu Vergleichszwecken.

## 4 Ergebnisse

Die Ergebnisse werden hinsichtlich des CNR der Aufnahmen ausgewertet. Das CNR eines Bildes wird als der durchschnittliche CNR-Wert über alle Bildspalten berechnet, während das CNR einer Spalte mit der folgenden Gleichung berechnet wird:

$$CNR = \frac{|\overline{x_{lam}} - \overline{x_{tur}}|}{\sqrt{\sigma_{lam}^2 - \sigma_{tur}^2}} \quad (4)$$

wobei  $\overline{x_{lam}}$ ,  $\overline{x_{tur}}$  die mittleren Temperaturwerte und  $\sigma_{lam}^2$ ,  $\sigma_{tur}^2$  die Standardabweichungen der Temperaturen im laminaren bzw. turbulenten Bereich des Rotorblatts sind.

Zur Überprüfung und Validierung wird der Bayessche Ansatz an vier Arten von Daten getestet. Zunächst wird ein Thermogramm simuliert, d. h. die Position des Übergangs von laminar zu turbulent wird manuell festgelegt, und die Temperaturwerte auf dem Rotorblatt folgen

exakt der in Gleichung **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** eingeführten Fehlerfunktion. Dieser Simulationsprozess wird für jede Bildspalte einzeln durchgeführt. Das simulierte Bild ähnelt der Messung (da es auf der Grundlage eines Messthermogramms erstellt wird), hat aber einen außerordentlich hohen CNR. Infolgedessen ergeben die ermittelten Übergangspalten für die verschiedenen Bildspalten immer den gegebenen wahren Wert. Zweitens wird ein gemessenes Thermogramm verwendet. Drittens und viertens wird zur Bewertung der Methode bei Bildern mit niedrigerem CNR, künstliches Gaußsches Rauschen mit dem Erwartungswert  $\mu_w = 0$  überlagert. Abbildung 2 zeigt exemplarisch ein simuliertes Bild mit hinzugefügtem Rauschen, d. h. mit einem reduzierten CNR von 6,7. Zuerst werden die simulationsbasierten Bilder verwendet, um die Bayessche Inferenz zur Einbeziehung von Vorwissen zu verifizieren und ihre Leistung mit der klassischen nicht-Bayesschen Schätzung als Referenz zu vergleichen. Anschließend werden die Ergebnisse für reale, gemessene Thermogramme validiert. Schließlich werden Anwendungsszenarien zur Nutzung der Bayesschen Methode vorgestellt und geeignete Priors diskutiert.

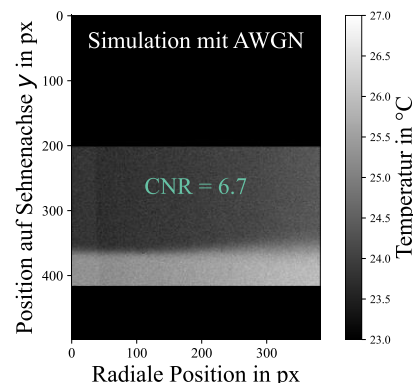


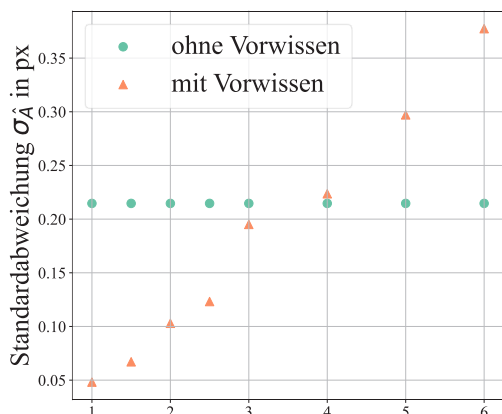
Abbildung 2: Simuliertes thermografisches mit hinzugefügtem weißem Gaußschem Rauschen (AWGN).

#### Verifikation der Methode

Für ein simuliertes Bild mit einem CNR von 1935 mit laminar-turbulenten Übergang bei  $A = 361$  px wird informativer Prior mit Normalverteilung und einem Mittelwert an der wahren Position von 361 px und einer Standardabweichung von 3 px betrachtet. Wiederholte Messungen zeigen, dass der betrachtete Prior die Bestimmung der Übergangspalten ( $\hat{A} = 361,07$  px) für ein künstlich verrauschtes Bild mit einem CNR von 1,1 mit einer Standardabweichung von  $\sigma_A = 0,25$  px ermöglicht. Diese Standardabweichung, die mit Vorwissen erreicht wird, ist niedriger als bei einer Vergleichsmessung ohne Vorwissen (1,62 px). Das Ergebnis ist nicht

überraschend, da die Prior-Verteilung selbst die wahre Übergangsposition mit geringer Unsicherheit enthält. Das Ergebnis validiert den Bayesschen Ansatz als Methode zur Einbeziehung von Vorwissen in die Thermogrammauswertung zur Bestimmung der Position des laminar-turbulenten Übergangs an Rotorblättern von Windturbinen.

Um den Einfluss der Prior-Verteilung auf das posteriori Ergebnis zu untersuchen, werden verschiedene Prior-Verteilungen für ein simuliertes Bild mit  $\text{CNR} = 6,7$  getestet, wie in Abbildung 2 dargestellt. Alle Prior-Verteilungen sind normalverteilt mit dem Mittelwert an der wahren Position, sodass nur die Standardabweichung variiert wird. Für diese Konfiguration steht die Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  der Prior-Verteilung für die Qualität der Prior-Verteilung. Die bestimmte Messstandardabweichung  $\sigma_A$  der Übergangsposition in Bezug auf die Prior-Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  ist in Abbildung 3 dargestellt.



Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  des Priors  $p(A)$  in px  
 Abbildung 3: Standardabweichung  $\sigma_{\hat{A}}$  der ermittelten Position des laminar-turbulenten Übergangs für verschiedene Standardabweichungen  $\sigma_{\text{prior}}$  des Priors für ein simuliertes Bild mit Rauschen aus Abbildung 2.

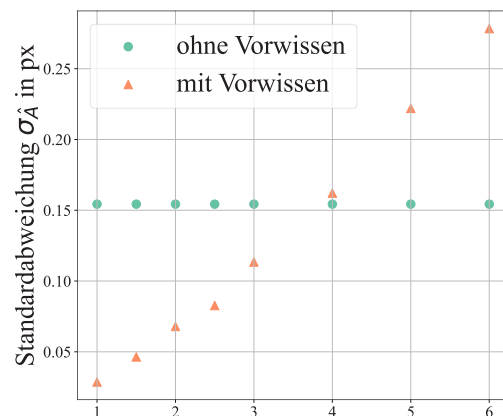
Die Standardabweichung  $\sigma_A$  der Übergangsposition unter Verwendung der Bayesschen Methode (orangefarbene Punkte) ist nur dann niedriger, wenn die Standardabweichung der Prior-Verteilung gleich oder niedriger als 3 px ist. Für eine Prior-Verteilung mit  $\sigma_{\text{prior}} < 2$  px folgen die bestimmten Übergänge eng dem Mittelwert der Prior-Verteilung, und somit dominiert die Prior-Verteilung die Messung. Im Gegensatz dazu ist für eine Prior-Verteilung von geringer Qualität ( $\sigma_{\text{prior}} \geq 4$  px) die Standardabweichung  $\sigma_A$  bei Verwendung von Vorwissen höher. Im Allgemeinen sollte die Bayessche Inferenz das Vorwissen implizit vernachlässigen, wenn es wenig Informationen enthält, und die Ergebnisse sollten dann ausschließlich auf den

Messdaten beruhen. Die Notwendigkeit einer numerischen Berechnung des Posteriors (siehe Gl. Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.) erklärt jedoch die erhöhte Standardabweichung für eine Prior-Verteilung mit großer Breite. Die Ergebnisse zeigen, dass die Qualität der Prior-Verteilung entscheidend für den Erfolg der bayesschen Methode ist.

#### Validierung der Methode

Um die Ergebnisse mit den simulierten Bildern zu validieren, wird nun das gemessene Thermogramm betrachtet und mit Rauschen überlagert.

Abbildung 4 vergleicht die Standardabweichung  $\sigma_A$  der Bestimmung der Position des laminar-turbulenten Übergangs auf echten Messdaten mit und ohne Vorwissen in Abhängigkeit von der Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  der Prior-Verteilung. In Abbildung 4 ist die Standardabweichung  $\sigma_A$  niedriger für die Bestimmung der Position des laminar-turbulenten Übergangs bei Verwendung von Vorwissen, wenn die Standardabweichung der Prior-Verteilung  $\sigma_{\text{prior}} \leq 3$  ist. Dies bestätigt die Ergebnisse aus Abbildung 3 und validiert somit die Bayessche Inferenz als Methode zur Verringerung der Unsicherheit bei der Bestimmung der Position des laminar-turbulenten Übergangs mit einer informativen Prior-Verteilung.



Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  des Priors  $p(A)$  in px  
 Abbildung 4 Standardabweichung  $\sigma_{\hat{A}}$  für die Bestimmung der Übergangsposition auf thermografischen Bildern, die mit Gaußschem Rauschen für verschiedene CNR-Werte überlagert sind.

Wenn die Prior-Verteilung eine geringere Qualität hat oder das Bild ein höheres CNR aufweist, erhöht die Bayessche Inferenz die Unsicherheit und sollte nicht verwendet werden.

Um die Ergebnisse aus Abbildung 4 mit den Erwartungen aus der Theorie zu vergleichen, werden die gleichen Daten in Abbildung 5 auf normierte Weise dargestellt. Die Ordinate wird durch die Standardabweichung  $\sigma_A$  der Messung

der detektierten Übergangsposition ohne Vorwissen normiert. Die Abszisse wird durch die charakteristische Prior-Standardabweichung  $\tilde{\sigma}_{\text{prior}}$  normalisiert, die der Schnittpunkt zwischen der theoretischen Standardabweichung der Übergangsposition im Falle eines dominanten Vorwissens (orangefarbene Kreuze: lineare Extrapolation durch 0 und den ersten Datenpunkt mit minimaler Varianz der Prior-Verteilung) und der Standardabweichung der Übergangsposition ohne Vorwissen (blaue Punkte) ist. Für das untersuchte Beispiel beträgt  $\tilde{\sigma}_{\text{prior}} = 5,4 \text{ px}$ , was bedeutet, dass diese Prior-Verteilung so informativ ist wie die Messdaten. Daher sollte für eine geringe Standardabweichung der Prior-Verteilung, die kleiner als  $\tilde{\sigma}_{\text{prior}}$  ist, das Vorwissen der Prior-Verteilung das Messergebnis dominieren und die Standardabweichung der detektierten Übergangsposition asymptotisch die Standardabweichung der Prior-Verteilung erreichen (orangefarbene gestrichelte Linie). Diese theoretische Erwartung stimmt mit den experimentellen Daten überein. Für eine hohe Standardabweichung der Prior-Verteilung, die größer als  $\tilde{\sigma}_{\text{prior}}$  ist, wo die Informationen aus den Messdaten dominieren, sollte die Standardabweichung der bestimmten Übergangsposition asymptotisch  $\sigma_{\hat{A},\text{measurement}}$  erreichen, d. h. denselben Wert wie bei der nicht-Bayesschen Auswertung. Speziell wird erwartet, dass die normierte Standardabweichung der Übergangsposition der Beziehung folgt:

$$\frac{\sigma_{\hat{A}}}{\sigma_{\hat{A},\text{measurement}}} = \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{\tilde{\sigma}_{\text{prior}}}{\sigma_{\text{prior}}}\right)^2 + 1}} \quad (5)$$

Dies wird als durchgezogene orangefarbene Linie dargestellt.

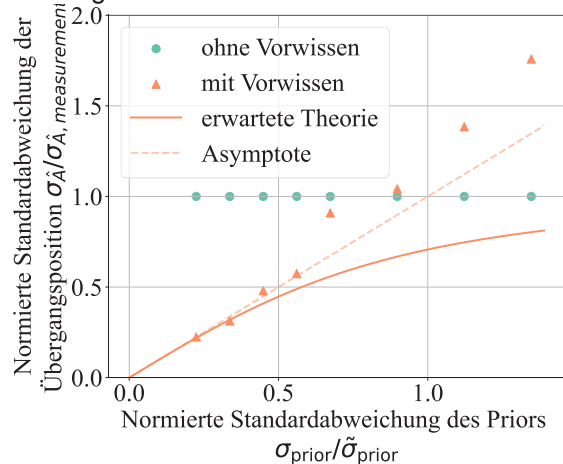


Abbildung 5 Normierte Standardabweichung  $\sigma_{\hat{A}}$  für die Bestimmung der Übergangsposition auf Thermografiebildern, die mit Gaußschem Rauschen überlagert sind, und Vergleich mit der theoretischen Erwartung aus der Schätztheorie [12], unter

Berücksichtigung verschiedener Standardabweichungen  $\sigma_{\text{prior}}$  des Priors (ebenfalls normiert).

Die experimentellen Ergebnisse der implementierten bayesschen Auswertung entsprechen jedoch nicht der theoretischen Erwartung für eine zunehmende Breite der Prior-Verteilung. Die vermutete Ursache dieses unerwarteten Verhaltens ist die unzureichende Berechnung des Posteriors, d. h. die numerische Implementierung des Bayesschen Auswertungsalgorithmus mit begrenzten Ressourcen in Rechenleistung und Zeit. Als Folge davon erfordert die Nichtlinearität und die Komplexität der Bayesschen Auswertung einen zunehmenden Berechnungsaufwand für eine zunehmende Breite der Prior-Verteilung.

#### Anwendungsszenarios

Vorwissen kann aus Theorie, Simulationen oder früheren Experimenten stammen. In den Abschnitten 4.1 und 4.2 wurde gezeigt, dass die Qualität des Vorwissens darüber entscheidet, ob es die Unsicherheit bei der Bestimmung der Position des laminar-turbulenten Übergangs an Rotorblättern von Windturbinen verringert. Der vorliegende Abschnitt bewertet verschiedene Szenarios, wie Vorwissen gewonnen werden kann und auf welche Weise es die Messung der laminar-turbulenten Übergangsposition an Rotorblättern von Windturbinen verbessern kann oder nicht.

Ein vorgeschlagenes Anwendungsgebiet für die Bayessche Inferenz besteht darin, den Verlauf der Übergangsposition entlang der radialen Position des Rotorblattes  $r$ , der sogenannten Übergangslinie, zu glätten. Das Vorwissen wird gewonnen, indem alle erkannten Übergangspositionen in einem einzelnen Bild mit einem Polynom genähert werden. Im Detail wird das Vorwissen als normalverteilt definiert, wobei der Mittelwert  $\mu_A = \text{polynomial}(r)$  einem bestimmten Punkt auf einer Polynomkurve entlang der radialen Achse entspricht und eine konstante Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  aufweist. Das Polynom wird mittels kleinster Quadrate Regression auf die erkannten Übergangspositionen angepasst, und der mittlere quadratische Fehler dieser Regression wird als die Standardabweichung  $\sigma_{\text{prior}}$  der Prior-Verteilung genommen:

$$\sigma_{\text{prior}}^2 = \frac{1}{c} \sum_{r=0}^c (\text{polynomial}(r) - \hat{A}(r))^2 \quad (6)$$

Durch die Verwendung des approximierten Verlaufs des laminar-turbulenten Übergangs, der aus dem gesamten Bild als Vorwissen für die Bestimmung der laminar-turbulenten Übergangsposition jeder Spalte ermittelt wurde, wird

erwartet, dass die resultierende Visualisierung der Übergangslinie weniger verrauscht ist. Abbildung 6 zeigt die bestimmten Übergangsp positionen ohne Vorwissen in türkis und mit Vorwissen in orange. Sie zeigt weiterhin den Mittelwert  $\mu_{prior}$  der Prior-Verteilung in blau.

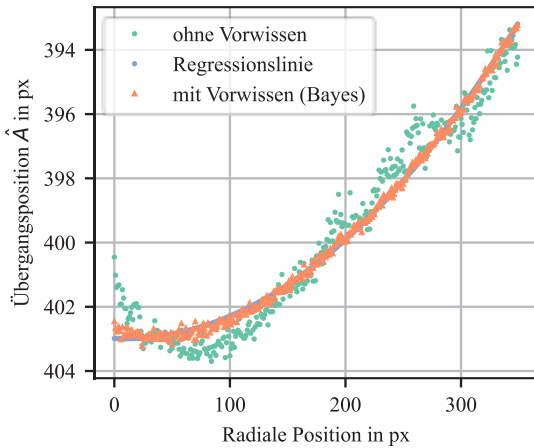


Abbildung 6 Der Verlauf der laminar-turbulenten Übergangslinie über die radiale Rotorblattposition, wobei die Übergangsp positionen mit (orange) bzw. ohne (türkis) Vorwissen bestimmt werden. Der Mittelwert ist zusätzlich in blau dargestellt. Das Vorwissen über die Übergangslinie wird mit einer polynomialen Regression der Ordnung 2 ermittelt.

Durch die individuelle Berechnung der laminar-turbulenten Übergangsp position für jede Spalte, ohne die räumliche Auflösung zu beeinträchtigen, führt die Anwendung der Bayesschen Inferenz zu einer glatteren Visualisierung der Übergangslinie. Zusätzlich gibt die Bayessche Inferenz eine implizite Unsicherheitsbewertung des Ergebnisses. In diesem Beispiel haben die gemessenen Daten jedoch wenig Einfluss auf das Ergebnis, da das Posterior-Ergebnis sehr nahe an der gewählten Prior-Verteilung liegt. Die bestimmten Übergangsp positionen mit Vorwissen, verlassen den Verlauf der nicht-Bayesschen Messung, was auf einen systematischen Fehler der Bayesschen Messung hindeutet.

(obwohl der wahre Wert hier nicht bekannt ist). Die Erklärung dafür ist, dass die Informationen innerhalb des Priors stärker sind als die Messung, was zu einem prior-dominanten Ergebnis führt. Somit kann die Bayessche Inferenz verwendet werden, um die Übergangslinie mit weniger Rauschen zu visualisieren, aber das Ergebnis wird von den Informationen des Priors dominiert, so dass es einer Polynomregression ähnelt.

Während Abbildung 6 Vorwissen durch das Mittel von räumlichen Positionsdaten aus einem einzigen Bild generiert hat, ist eine andere Idee, zeitlich zusammenhängende Ergebnisse aus früheren Experimenten zu verwenden, um Vorwissen aus dem zeitlichen Verlauf der

Übergangsp positionen zu generieren. Als Beispiel wurde die Übergangsp position innerhalb einer Stunde 150 Mal bestimmt, um den Mittelwert und die Standardabweichung der normalverteilten Prior-Verteilung für die anschließenden Positionsmessungen zu bestimmen. Dies bedeutet, dass hier als Beispiel eine konstante Übergangsp position im Laufe der Zeit angenommen wird, und das Vorwissen somit aus der Vergangenheit stammt. Der Prior wird für die Auswertung der Messungen der folgenden Stunde angewendet. Es ist wichtig, dass das Vorwissen und die Messung unter denselben Bedingungen erfolgen. Bei der Messung wurde sichergestellt, dass zwischen der Generierung des Vorwissens und der Messung die Windturbine nicht geschwenkt oder geneigt wurde und die Windgeschwindigkeit konstant zwischen 3 m/s und 8 m/s lag.

Abbildung 7 zeigt die relative gemessene Übergangsp position (0—Vorderkante; 1—Hinterkante) für 150 zufällig gewählte Momente innerhalb von 60 Minuten mit und ohne Verwendung des Vorwissens.

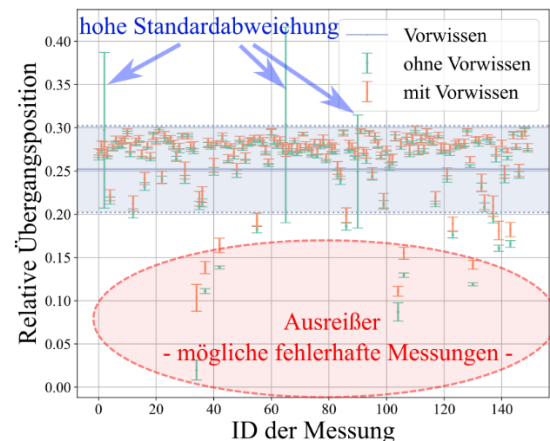


Abbildung 7 Position des laminar-turbulenten Übergangs mit Standardabweichung für 50 Messungen mit und ohne Verwendung von Vorwissen.

Für 90 % der Messungen ist die Standardabweichung  $\sigma_A$  (durch die Fehlerbalken dargestellt) ohne die Verwendung des Vorwissens kleiner, und die bestimmten Übergangsp positionen scheinen plausibel zu sein. Daher verringert die Verwendung von Vorwissen nicht die Unsicherheit dieser Messungen. Bei Messungen mit außergewöhnlichem Zufallsfehler (markiert mit blauen Pfeilen) verringert jedoch die Verwendung von Vorwissen aus früheren Experimenten stark die Standardabweichung  $\sigma_A$  der Messung. Darüber hinaus treten Messungen auf (innerhalb der rot gepunkteten Ellipse), bei denen die bestimmte Übergangsp position signifikant von der mittleren Position entfernt ist. Da der wahre Wert nicht bekannt ist, kann nicht

geschlossen werden, ob dies auf eine tatsächliche Änderung des Übergangs oder auf einen Fehler in der Messung zurückzuführen ist. Wenn davon ausgegangen wird, dass die Messungen in der rot gepunkteten Ellipse fälschlicherweise erkannte Übergangspeditionen sind, dann verringert die Verwendung von Vorwissen den systematischen Fehler der Messung. In Summe kann mit der Bayesschen Inferenz Vorwissen aus früheren Experimenten genutzt werden, um die Messunsicherheit bei fehlerhaften Lokalisationen des laminar-turbulenten Überganges zu verringern. Dabei beinhaltet das Bayessche Ergebnis eine implizite Unsicherheitsbewertung.

## 5 Zusammenfassung

Die Hauptbeitrag dieser Arbeit besteht darin, einen Rahmen für die Verwendung von Vorwissen zur Bestimmung des laminar-turbulenten Übergangs an Rotorblättern von Windturbinen mittels thermografischer Strömungsvisualisierung bereitzustellen.

Die Bayessche Inferenz wird als Methode zur Verwendung von Vorwissen bei der Bestimmung des laminar-turbulenten Übergangs an Rotorblättern von Windturbinen verifiziert und validiert. Als Ergebnis kann die Verwendung von Vorwissen die Unsicherheit bei der Bestimmung der laminar-turbulenten Übergangspedition auf Rotorblättern verringern. Entscheidend ist hier jedoch die Breite der Verteilung des Vorwissens. Für die untersuchten Messdaten muss ein normalverteilter Prior eine Standardabweichung  $\sigma_{prior} \leq 3$  px haben, um die Messung bei einem Thermogramm mit einem CNR von 7 zu verbessern. Als potenzielle Anwendung ermöglicht die Bayessche Bildverarbeitung eine Glättung des Verlaufs der Übergangspeditionen entlang eines Rotorblatts. In Fällen bei denen die Bestimmung ohne Vorwissen unplausible Ergebnisse liefert, kann ein Prior mit Informationen aus der Vergangenheit die Messunsicherheit verringern. Das Vorwissen kann aus den räumlich oder zeitlich benachbarten Daten gewonnen werden, muss jedoch unter denselben Messbedingungen wie die Messung selbst gelten. Darüber hinaus bietet die Bayessche Inferenz implizit eine Wahrscheinlichkeitsverteilung für das Messobjekt und somit ein Maß für die Unsicherheit des Ergebnisses passend zu den Richtlinien der GUM.

Zukünftige Untersuchungen sollten sich darauf konzentrieren, wie Vorwissen aus Strömungssimulationen oder Experimenten extrahiert werden kann, die die oben genannten Kriterien erfüllen. Ein Vergleich der Standardabweichung eines neu generierten Priors und des CNR der Messung mit den Ergebnissen aus dieser

Veröffentlichung ermöglicht eine Bewertung, ob die Qualität des Priors die Unsicherheit bei der Bestimmung der laminar-turbulenten Übergangspedition verringert. Darüber hinaus ist es von großem Interesse, zu erforschen, ob die Bayessche Inferenz verwendet werden kann, um die Übergangspedition bei instationären Anströmungsbedingungen zu beobachten oder weitere fluid-dynamische Phänomene wie Strömungsablösung zu erkennen.

## 6. Danksagung

Dieses Forschungsprojekt wird mit Mitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) unter dem Förderkennzeichen 03SF0687A gefördert.

## 6. Literaturverzeichnis

- [1] H. Schlichting and K. Gersten, *Grenzschicht-Theorie.pdf*.
- [2] K. H. Horstmann, A. Quast, and G. Redeker, 'Flight and wind-tunnel investigations on boundary-layer transition', *Journal of Aircraft*, vol. 27, no. 2, pp. 146–150, Feb. 1990, doi: 10.2514/3.45910.
- [3] C. Dollinger, M. Sorg, N. Balaesque, and A. Fischer, '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, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.expthermflusci.2018.04.025.
- [4] T. Reichstein *et al.*, 'Investigation of Laminar–Turbulent Transition on a Rotating Wind-Turbine Blade of Multi-megawatt Class with Thermography and Microphone Array', *Energies*, vol. 12, no. 11, p. 2102, Jun. 2019, doi: 10.3390/en12112102.
- [5] D. Gleichauf, F. Oehme, M. Sorg, and A. Fischer, 'Laminar-Turbulent Transition Localization in Thermographic Flow Visualization by Means of Principal Component Analysis', *Applied Sciences*, vol. 11, no. 12, p. 5471, Jun. 2021, doi: 10.3390/app11125471.
- [6] T. Bayes and R. Price, 'LII. An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. By the late Rev. Mr. Bayes, F. R. S. communicated by Mr. Price, in a letter to John Canton, A. M. F. R. S', *Phil. Trans. R. Soc.*, vol. 53, pp. 370–418, Dec. 1763, doi: 10.1098/rstl.1763.0053.
- [7] A. E. Gelfand and A. F. M. Smith, 'Sampling-Based Approaches to Calculating Marginal Densities', 1990.
- [8] I. Lira and D. Grientschnig, 'Bayesian assessment of uncertainty in metrology: a tutorial', *Metrologia*, vol. 47, no. 3, pp. R1–R14, Jun. 2010, doi: 10.1088/0026-1394/47/3/R01.
- [9] J. Dieckmann, C. Dorszewski, N. Balaesque, A. Von Freyberg, and A. Fischer, 'Bayesian-Based Approach for the Thermographic Measurement of Flow Transition on Wind Turbine Rotor Blades', *Applied Sciences*, vol. 14, no. 3, p. 1166, Jan. 2024, doi: 10.3390/app14031166.
- [10] M. Y. Halyani, H. M. S. Firdaus, M. S. Azizi, A. Tajul, and R. F. Farhana, 'Modeling and Simulation of Wind Turbine for Partial Load Operation', vol. 11, no. 8, 2016.
- [11] J. Canny, 'A Computational Approach to Edge Detection', *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698, Nov. 1986, doi: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
- [12] S. M. Kay and S. M. Kay, *Fundamentals of statistical signal processing. 1: Estimation theory*, 20. pr. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR, 2013.