



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Masterarbeit

Tanja Martini

Entwicklung eines Modellierungsansatzes zur Darstellung der Modellgenauigkeit des flugmechanischen Modells eines unbemannten Forschungshubschraubers

*Fakultät Technik und Informatik
Department Fahrzeugtechnik und Flugzeugbau*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Automotive and
Aeronautical Engineering*

Tanja Martini

**Entwicklung eines
Modellierungsansatzes zur Darstellung
der Modellgenauigkeit des
flugmechanischen Modells eines
unbemannten
Forschungshubschraubers**

Masterarbeit eingereicht im Rahmen der Masterprüfung

im Studiengang Flugzeugbau
am Department Fahrzeugtechnik und Flugzeugbau
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

in Zusammenarbeit mit:
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrttechnik
Unbemannte Luftfahrzeuge
Lilienthalplatz 7
38108 Braunschweig

Erstprüfer: Prof. Dr.-Ing. Detlef Schulze
Zweitprüfer: Dipl.-Ing. (FH) Andreas Voigt

Abgabedatum: 08.05.2018

Zusammenfassung

Name des Studierenden

Tanja Martini

Thema der Masterarbeit

Entwicklung eines Modellierungsansatzes zur Darstellung der Modellgenauigkeit des flugmechanischen Modells eines unbemannten Forschungshubschraubers

Stichworte

Flugmechanisches Modell, Flugbereichsgrenzen, unbemannte Hubschrauber, Modellgenauigkeit, Monte Carlo Simulation, Neuronale Netze

Kurzzusammenfassung

Die Kenntnis der Flugbereichsgrenzen ist eine wichtige Voraussetzung für das sichere Betreiben eines Luftfahrzeuges. Für die Bestimmung der Flugbereichsgrenzen eines unbemannten Hubschraubers wird ein flugmechanisches Modell des *Helicopter Overall Simulation Tools* (HOST) eingesetzt werden. Dieses Modell beschreibt mit nichtlinearen Differentialgleichungen die Bewegung des unbemannten Hubschraubers in Abhängigkeit der Kräfte und Momente, die auf den unbemannten Hubschrauber wirken. Generell beinhalten Modelle Unsicherheiten, die zu Abweichungen des Modells von der Realität führen.

In dieser Arbeit wird ein Verfahren zur Ermittlung der Modellgenauigkeit anhand des HOST-Modells, unter Betrachtung des Modells als Black Box, vorgestellt. Abschließend wird mithilfe von Neuronalen Netzen die Abweichung zwischen Modell und den Flugversuchsdaten abgebildet.

Keywords

Flight mechanical model, Safe Flight Envelope, unmanned helicopter, model uncertainty, sensitivity analysis, Monte Carlo Simulation, validation, neuronal network

Abstract

To know the Safe Flight Envelope (SFE) is an important requirement for a safe operation of an aircraft. The flightmechanical model of the *Helicopter Overall Simulations Tool* (HOST) will be used to determine the SFE of an unmanned helicopter. This model uses nonlinear differential equations to describe the movement of the unmanned helicopter depending on the forces and moments that affect the unmanned helicopter. In general, models involve uncertainties that lead to deviations of the model from the reality.

This master thesis presents a method for determining the model uncertainty based on the HOST-Model, considering the model as a black box. Finally, the deviation between the model and the flight test data is described by using neuronal networks.

Inhaltsverzeichnis

| | |
|--|-----------|
| Zusammenfassung | I |
| Inhaltsverzeichnis | II |
| Abbildungsverzeichnis | IV |
| Tabellenverzeichnis | V |
| Symbolverzeichnis | VI |
| Abkürzungsverzeichnis | IX |
| 1 Einleitung | 1 |
| 2 Grundlagen | 2 |
| 2.1 Modellgleichungen des Hubschraubers | 2 |
| 2.2 Strahltheorie..... | 3 |
| 2.3 Helicopter Overall Simulation Tool..... | 6 |
| 2.4 Flettner Hubschrauber | 7 |
| 2.5 superARTIS | 7 |
| 2.6 Arten von Messabweichungen | 8 |
| 2.7 Grundstruktur eines Neuronalen Netzes | 11 |
| 3 Ermittlung der Modellungenauigkeit | 13 |
| 3.1 Quellen von Unsicherheiten in einem Modell | 13 |
| 3.2 Schätzung der Modellungenauigkeit | 15 |
| 3.3 Bestimmung der Modellungenauigkeit des HOST-Modells | 15 |
| 4 Sensitivitätsanalyse | 17 |
| 4.1 Monte Carlo Simulation..... | 17 |
| 4.2 Methoden der Monte Carlo Simulation..... | 17 |
| 4.2.1 Auswahl des Verfahrens zur Zufallszahlgenerierung | 19 |
| 4.2.2 Latin Hypercube Sampling | 19 |
| 4.3 Durchführung der Monte Carlo Simulation anhand des HOST-Modells..... | 21 |
| 5 Ermittlung der Ungenauigkeit der Messwerte | 29 |
| 5.1 Messabweichung bei der Messung von Biege- und Torsionsmoment | 29 |
| 5.1.1 Dehnmessstreifen | 29 |
| 5.1.2 DMS Messverstärker..... | 31 |
| 5.1.3 Analog-Digital Umsetzer | 32 |
| 5.1.4 Kalibrierung | 34 |
| 5.1.5 Schätzung der Messabweichung bei der Messung des Biege- und Torsionsmoments | 35 |
| 5.2 Messabweichung bei der Messung der Drehzahl | 36 |
| 5.2.1 Optischer Sensor mit Reflexionsschranke | 36 |
| 5.2.2 Inkrementale Drehgeber | 37 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 6 | Datenanalyse mithilfe von Neuronalen Netzen | 38 |
| 6.1 | Levenberg-Marquardt Algorithmus..... | 38 |
| 6.2 | Darstellung der Modellgenauigkeit des HOST-Modells..... | 43 |
| 7 | Auswertung | 45 |
| 7.1 | Auswertung der Sensitivitätsanalyse..... | 46 |
| 7.2 | Vergleich der Ausgabe der Simulationsdaten des HOST-Modells mit den Messwerten..... | 49 |
| 7.3 | Validierung der Simulationsdaten mit den Messwerten..... | 53 |
| 7.4 | Auswertung der Trainingsergebnisse der Neuronalen Netze | 56 |
| 7.5 | Validierung der ermittelten Abweichungen durch die Neuronalen Netze anhand der Messwerte..... | 59 |
| 7.5.1 | Regressionsdiagramme | 59 |
| 7.5.2 | Geschwindigkeitsdiagramme | 63 |
| 8 | Zusammenfassung und Ausblick | 67 |
| | Literaturverzeichnis | 69 |
| | Anhang | 72 |

Abbildungsverzeichnis

| | |
|--|----|
| Abbildung 1: Koordinatensystem eines Hubschraubers | 2 |
| Abbildung 2: Strömungsmodell für die Strahltheorie im axialen Flug (Van der Wall 2015) | 5 |
| Abbildung 3: Rotorkonfiguration eines Flettner-Rotor- Hubschraubers | 7 |
| Abbildung 4: superARTIS [DLR] | 8 |
| Abbildung 5: Grundstruktur der neuronalen Netze (Gentle et al. 2012) | 11 |
| Abbildung 6: Einfaches Perceptron (Gentle et al. 2012) | 12 |
| Abbildung 7: Übersicht der Modellparameter (Roy et al. 2011) | 14 |
| Abbildung 8: Bestimmung der Modellungenauigkeit des flugmechanischen Modells | 16 |
| Abbildung 9: Methoden der Monte Carlo Simulation | 17 |
| Abbildung 10: LHS für zwei Variablen ($K = 2$) mit der Stichprobe $n = 4$ bei einer Normalverteilung | 20 |
| Abbildung 11: NED (North East Down) Koordinatensystem | 24 |
| Abbildung 12: Geschwindigkeitsdiagramm Flug1 | 25 |
| Abbildung 13: Geschwindigkeitsdiagramm Flug 2 | 25 |
| Abbildung 14: Geschwindigkeitsdiagramm Flug 3 | 25 |
| Abbildung 15: Variation der Stichproben der Kollektiv Steuereingabe über fünf Sekunden | 26 |
| Abbildung 16: Erwartungswerte der Nick Steuereingabe | 28 |
| Abbildung 17: Erwartungswerte der Leistung | 28 |
| Abbildung 18: Messkette der Dehnmessstreifen-Messeinrichtung | 29 |
| Abbildung 19: Schematischer Aufbau eines DMS (Draufsicht) | 30 |
| Abbildung 20: Schematischer Aufbau eines Dehnmessstreifens (Seitenansicht) | 30 |
| Abbildung 21: Schematische Funktionszeichnung eines DMS Messverstärkers (Bernstein 2014) | 32 |
| Abbildung 22: Diagramm eines abgetasteten Signals (Bernstein 2014) | 32 |
| Abbildung 23: Schematische Darstellung des Aliasing Effekts (Bernstein 2014) | 33 |
| Abbildung 24: Diagramm eines wert- und zeitdiskreten Signals (Bernstein 2014) | 33 |
| Abbildung 25: Kennlinie der Empfindlichkeit eines Messgerätes (Mühl 2014) | 34 |
| Abbildung 26: Optischer Sensor mit Reflexionslichtschranken | 36 |
| Abbildung 27: Schematische Zeichnung der Funktionsweise eines Inkrementalen Drehgebers (Bernstein 2014) | 37 |
| Abbildung 28: Drehzahlmessung mit einem optischen Sensor und inkrementalen Drehgeber im Vergleich | 37 |
| Abbildung 29: Trustregion- und Liniensuchverfahren (Nocedal et al. 1999) | 42 |
| Abbildung 30: Rotierendes und festes Koordinatensystem von HOST | 45 |
| Abbildung 31: Standardabweichung der stationären Simulationsdaten des Biegemoments (RR) aus der Sensitivitätsanalyse | 46 |
| Abbildung 32: Schematische Ansicht zur Visualisierung der Betrachtung der Simulationsdaten des Biegemoments | 47 |

| | |
|--|----|
| Abbildung 33: Biegemoment RR (stationär) | 50 |
| Abbildung 34: Biegemoment RR (dynamisch) | 50 |
| Abbildung 35: Torsionsmoment RR (stationär) | 51 |
| Abbildung 36: Torsionsmoment RR (dynamisch) | 51 |
| Abbildung 37: Leistung (stationär) | 52 |
| Abbildung 38: Leistung (dynamisch) | 52 |
| Abbildung 39: Leistung des Schwebeflugzustandes Flug 1 | 54 |
| Abbildung 40: Regressionsdiagramme von $y\Delta Output1$ | 57 |
| Abbildung 41: Fehlerhistogramm $y\Delta Output1$ | 58 |
| Abbildung 42: Fehlerhistogramm $y\Delta Output2$ | 58 |
| Abbildung 43: Fehlerhistogramm $y\Delta Output3$ | 58 |
| Abbildung 44: Fehlerhistogramm $y\Delta Output4$ | 58 |
| Abbildung 45: Regressionsdiagramm des Biegemoments (LR) | 60 |
| Abbildung 46: Regressionsdiagramm des Biegemoments (LR) | 60 |
| Abbildung 47: Regressionsdiagramm des Torsionsmoments (LR) | 61 |
| Abbildung 48: Regressionsdiagramm des Torsionsmoments (LR) | 61 |
| Abbildung 49: Regressionsdiagramm der Leistung (LR) | 62 |
| Abbildung 50: Regressionsdiagramm der Leistung (LR) | 62 |
| Abbildung 51: Torsionsmoment LR über die Vorwärtsgeschwindigkeit | 64 |
| Abbildung 52: P-v Diagramm | 65 |
| Abbildung 53: Steigleistung über die vertikale Geschwindigkeit | 66 |
| Abbildung 54: A. 1 Regressionsdiagramme von $y\Delta Output2$ | 72 |
| Abbildung 55: A. 2 Regressionsdiagramme von $y\Delta Output3$ | 73 |
| Abbildung 56: A. 3 Regressionsdiagramme von $y\Delta Output4$ | 74 |
| Abbildung 57: B. 1 Technische Daten DMS | 75 |
| Abbildung 58: B. 2 Temperaturkurve des Dehnungsmessstreifens | 76 |

Tabellenverzeichnis

| | |
|--|----|
| Tabelle 1: Technische Daten des superARTIS (Strickert et al. 2015) | 8 |
| Tabelle 2: Eingangsparameter des HOST-Modells | 22 |
| Tabelle 3: Auswahl der Flugzustände | 23 |
| Tabelle 4: Normierte Standardabweichung der Normalverteilung (Mühl 2014) | 27 |
| Tabelle 5: Ausgangsparameter des HOST-Modells | 28 |
| Tabelle 6: Aufteilung der Daten für das Training mit Neuronalen Netzen | 44 |
| Tabelle 7: maximale Standardabweichung $S\sigma_{MCS, max}$ der Stichproben aus der Sensitivitätsanalyse | 48 |
| Tabelle 8: Maximale Standardabweichung vom Erwartungswert der Simulationsdaten $S\sigma, max$ und Messwerte $Y\sigma, max$ gemittelt über eine Sekunde | 53 |
| Tabelle 9: maximale Streuung der Simulationsdaten $S\sigma, ges$ und Messwerte $Y\sigma, ges$ gemittelt über eine Sekunde | 55 |
| Tabelle 10: Trainingsergebnisse der Neuronalen Netzen | 56 |

Symbolverzeichnis

Lateinische Buchstaben

| | |
|-------------------------|--|
| u | Geschwindigkeit entlang der körperfesten Längsachse |
| v | Geschwindigkeit entlang der körperfesten Querachse |
| w | Geschwindigkeit entlang der körperfesten Vertikalachse |
| \dot{u} | Beschleunigung entlang der körperfesten Längsachse |
| \dot{v} | Beschleunigung entlang der körperfesten Querachse |
| \dot{w} | Beschleunigung entlang der körperfesten Vertikalachse |
| p | körperfeste Rollrate |
| q | körperfeste Nickrate |
| r | körperfeste Gierrate |
| \dot{p} | körperfeste Rollbeschleunigung |
| \dot{q} | körperfeste Nickbeschleunigung |
| \dot{r} | körperfeste Gierbeschleunigung |
| X | Kraft in X-Richtung |
| Y | Kraft in Y-Richtung |
| Z | Kraft in Z-Richtung |
| L | Rollmoment |
| M | Nickmoment |
| N | Giermoment |
| L_R | Rollkomponente des Rotors |
| L_{TR} | Rollkomponente des Heckrotors |
| L_f | Rollkomponente des Hubschrauberrumpfes |
| L_{tp} | Rollkomponente des Höhenleitwerks |
| L_{fn} | Rollkomponente des Seitenruders |
| I_{xx}, I_{yy}, \dots | Trägheitsmomente des Hubschrauberrumpfes |
| g | Gravitationskonstante |
| M_a | Masse des Hubschraubers |
| \dot{m} | Massenstrom |
| V | Kontrollvolumen |
| S | Oberfläche |
| T | Schub |
| F | Kraft |
| p | Druck |
| W | Arbeit |
| v | Geschwindigkeit |
| v_c | Steiggeschwindigkeit |
| v_i | induzierte Geschwindigkeit |
| A | Querschnittsfläche |
| e | Messabweichung |
| e_{rel} | relative Messabweichung |

| | |
|--------------------|--|
| x | Messwert |
| x_w | wahrer Wert einer gemessenen Größe |
| y | Funktionswert |
| y_w | wahrer Funktionswert |
| o_i | Ausgangsgröße der Propagierungsfunktion |
| n | Stichproben |
| a_k | Nettoeingabewert |
| w_{jk} | Gewichtung der Propagierungsfunktion |
| F | Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion |
| F_k | Verteilungsfunktion |
| P | Matrix mit unabhängigen zufälligen Variablen |
| X_{jk} | generierte Stichprobe mit Latin Hypercube Sampling |
| h | Druckhöhe |
| $T_{\circ C}$ | Temperatur |
| m | Masse des superARTIS |
| $p(x)$ | Verteilungsdichtefunktion einer Normalverteilung |
| v_{hor} | Vorwärtsgeschwindigkeit im körperfesten Koordinatensystem |
| v_{ver} | Vertikalgeschwindigkeit im körperfesten Koordinatensystem |
| v_x | Geschwindigkeit entlang der körperfesten x-Achse im NED-Koordinatensystem |
| v_y | Geschwindigkeit entlang der körperfesten y-Achse im NED-Koordinatensystem |
| v_z | Geschwindigkeit entlang der körperfesten z-Achse im NED-Koordinatensystem |
| M_b | Biegemoment am Rotormast im rotorfesten Koordinatensystem |
| M_t | Torsionsmoment am Rotormast im rotorfesten Koordinatensystem |
| f_a | Abtastfrequenz |
| f_{max} | maximale Frequenz eines Signals |
| dA | Änderung der Ausgangsgröße des Messgeräts |
| dE | Änderung der Eingangsgröße des Messgeräts |
| E | Eingangssignal |
| A | Ausgangssignal |
| E_N | Nenneingangssignal |
| A_N | Nennausgangssignal |
| Δx_{MKges} | Gesamtabweichung der Messwerte des Biege- und Torsionsmoments |
| x_{Quer} | Messabweichung aufgrund der Querempfindlichkeit |
| x_{KalAb} | Messabweichung aufgrund von Ablesefehler bei der Kalibrierung |
| x_{AD} | Messabweichung aufgrund der Analog-Digital Wandlung |
| x_{Mon} | Messabweichung aufgrund von Montagefehlern |
| x_{extF} | Messabweichung aufgrund von externen Krafteinwirkungen auf den Kalibrierungsaufbau |

| | |
|---|---|
| \hat{Y} | Schätzung der abhängigen beobachteten Variablen |
| Y_r | abhängige Variable der Regressionsfunktion |
| X_r | Unabhängige Variable der Regressionsfunktion |
| b_o | konstanter Wert der Regressionsgeraden |
| b_1 | Regressionskoeffizient |
| r | Residuum |
| y_k | y-Wert der beobachteten Variable |
| \hat{y}_k | y-Wert der geschätzten Variable |
| R | Bestimmtheitsmaß |
| J | Jakobi-Matrix |
| p_k^{GN} | Suchrichtung des Gauß-Newton Algorithmus |
| p | allgemeine Suchrichtung eines Liniensuchverfahrens |
| \bar{R} | obere Dreiecksmatrix |
| $\nabla f(x)$ | Gradient |
| $\nabla^2 f(x)$ | Hesse-Matrix |
| $\overrightarrow{\Delta y_{Output,NN}}$ | Abweichung ermittelt durch die Neuronalen Netze |
| $A_{\Delta x}$ | Matrix generiert durch die Neuronalen Netze |
| $S_{\sigma MCS}$ | Standardabweichung Simulationsdaten aus der Monte Carlo Simulation |
| S_{σ} | Standardabweichung der Simulationsdaten gemittelt über eine Sekunde |
| S_s | stationäre Simulationsdaten |
| S_d | dynamische Simulationsdaten |
| X_{σ} | Standardabweichung der Messwerte gemittelt über eine Sekunde |
| y_{output} | ermittelte Gesamtabweichungen |
| S_{μ} | Erwartungswert der Simulationsdaten gemittelt über eine Sekunde |
| Y_{μ} | Erwartungswert der Messwerte gemittelt über eine Sekunde |
| $Y_{\sigma, ges}$ | Gesamtstandardabweichung der Messwerte |
| $S_{\sigma, ges}$ | Gesamtstandardabweichung der Simulationsdaten |
| S_m | modifizierte Simulationsdaten |
| S_{mm} | Modifizierte maximale Simulationsdaten |

Griechische Buchstaben

| | |
|----------------|---|
| Φ | körperfester Rollwinkel |
| θ | körperfester Nickwinkel |
| ρ | Dichte |
| Φ_{geo} | Winkel zur Erde x-Achse im geodätischen Koordinatensystem |
| θ_{geo} | Winkel zur Erde y-Achse im geodätischen Koordinatensystem |
| ψ_{geo} | Ausrichtung des Hubschraubers am Start |
| μ_n | arithmetisches Mittel |
| σ_n | empirische Standardabweichung |

| | |
|------------|---|
| θ_j | Grenzparameter der Aktivierungsfunktion |
| ξ_{jk} | Matrix mit zufälligen Variablen im Intervall [0,1] |
| δ_o | Kollektiv Steuereingabe |
| δ_x | Roll Steuereingabe |
| δ_y | Nick Steuereingabe |
| δ_p | Gier Steuereingabe |
| μ | Erwartungswert |
| σ^2 | Varianz |
| α_k | Schrittlänge eines allgemeinen Liniensuchverfahrens |
| ψ | Azimutwinkel |

Indizes

| | |
|-------|----------------|
| i | Zählvariable |
| max | maximaler Wert |
| s | stationär |
| d | dynamisch |

Abkürzungsverzeichnis

| | |
|-------|---|
| SFE | Safe Flight Envelope |
| HOST | Helicopter Overall Simulation Tool |
| LHS | Latin Hypercube Sampling |
| LR | linker Rotor |
| RR | rechter Rotor |
| ARTIS | Autonomous Rotorcraft Testbed for Intelligent Systems |
| NED | North East Down |

1 Einleitung

Für das sichere Betreiben von Fluggeräten ist das Wissen über die Flugbereichsgrenzen entscheidend. Die Flugbereichsgrenzen werden durch die physikalischen Grenzen des Fluggerätes beschrieben. Ausschlaggebend für die Bestimmung des sicheren Flugbereichs (*Safe Flight Envelope* (SFE)) eines Hubschraubers sind strukturelle und aerodynamische Grenzen, die Flugregelungsgrenze sowie die Leistung des verwendeten Triebwerks (Padfield 1996).

Heute gibt es verschiedene Ansätze zur Ermittlung der Flugbereichsgrenzen. Häufig werden auf Basis der flugmechanischer Größen, Geschwindigkeit und Drehraten, konservative Flugbereichsgrenzen bestimmt. Andere Ansätze verwenden Neuronale Netze zur Abbildung der Flugphysik des Hubschraubers. Hierfür werden große Datensätze aus Flugversuchen zum Trainieren des Modells benötigt.

Der in dieser Arbeit verfolgte Ansatz ist die Ermittlung der Flugbereichsgrenzen mithilfe eines physikalischen Modells, welches den experimentellen Aufwand reduzieren soll. Das physikalische Modell bildet die flugmechanische Bewegung des Hubschraubers in Abhängigkeit der einwirkenden äußeren Kräfte und Momente ab. Diese Bewegungen werden mit nichtlinearen Differentialgleichungen beschrieben. Die mathematische Beschreibung beinhaltet Unsicherheiten, die zu Abweichungen des Modells von der Realität führen.

Ein grundlegendes Vorgehen der Validierung eines nichtlinearen mathematischen Hubschrauber-Modells ist der Vergleich von Flugversuchsdaten von mehreren verschiedenen getrimmten Flugzuständen mit den Simulationsdaten (Padfield et al. 1996). Ein weiterer Ansatz zur Validierung eines nichtlinearen Hubschrauber-Modells ist das *system identification modelling* (Bradly et al. 1990). Hierbei ist ein mögliches Vorgehen die Anpassung der Modellparameter, bis die Abweichung zwischen Flugversuchsdaten und Simulationsdaten minimiert wird (Mettler 2003).

In dieser Arbeit wird das verwendete flugmechanische Modell als Blackbox betrachtet. Für die Identifizierung der Modellgenauigkeiten werden zuerst die Unsicherheiten, die aus fehlerbehafteten Eingangsparametern entstehen, mit einer Sensitivitätsanalyse ermittelt. Anschließend wird das Modell anhand von Flugversuchsdaten validiert. Abschließend wird mithilfe von Neuronalen Netzen ein Gleichungssystem bestimmt, welches die Abweichung zwischen Modell und den Flugversuchsdaten abbildet.

2 Grundlagen

In diesem Kapitel werden die Grundlagen der Hubschrauber-Modellgleichungen und die Strahltheorie erläutert um ein Verständnis über Einflussgrößen auf die Hubschrauberphysik zu vermitteln. Des Weiteren erfolgt eine kurze Vorstellung des *Helicopter Overall Simulations Tools (HOST)*. Anschließend wird der unbemannte Hubschrauber *superARTIS* vorgestellt. Die Flugversuchsdaten des *superARTIS* werden als Grundlage für die Betrachtung der Modellgenauigkeit verwendet. Darauf folgend wird auf die verschiedenen Arten von Messungenauigkeiten für die Bestimmung der Messungenauigkeit der Messwerte aus den Flugversuchen, eingegangen. Abschließend wird die Grundstruktur von Neuronalen Netzen und ihren möglichen Anwendungen aufgezeigt.

2.1 Modellgleichungen des Hubschraubers

Die grundlegenden Modellgleichungen zur Beschreibung der Kräfte und Momente, die auf den Hubschrauber einwirken, basieren auf der Annahme eines starren Körpers mit sechs Freiheitsgraden. Die Bewegungsgleichungen bauen auf den Newton'schen Gesetzen der Bewegung auf (Padfield 1996).

Kräftegleichungen:

$$\dot{u} = -(wq - vr) + \frac{X}{M_a} - g \sin \theta \quad (2.1)$$

$$\dot{v} = -(ur - wp) + \frac{Y}{M_a} + g \cos \theta \sin \phi \quad (2.2)$$

$$\dot{w} = -(vp - uq) + \frac{Z}{M_a} + g \cos \theta \cos \phi \quad (2.3)$$

Momentengleichungen:

$$I_{xx}\dot{p} = (I_{yy} - I_{zz})qr + I_{xz}(\dot{r} + pq) + L \quad (2.4)$$

$$I_{yy}\dot{q} = (I_{zz} - I_{xx})rp + I_{xz}(r^2 - p^2) + M \quad (2.5)$$

$$I_{zz}\dot{r} = (I_{xx} - I_{yy})pq + I_{xz}(\dot{p} - qr) + N \quad (2.6)$$

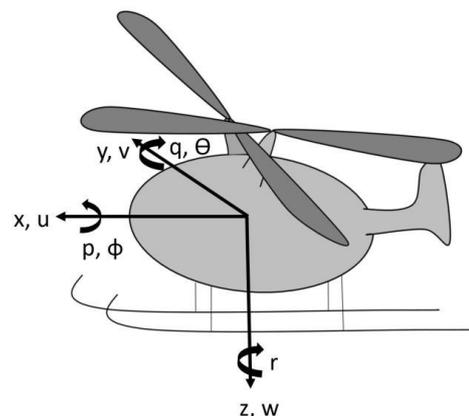


Abbildung 1: Koordinatensystem eines Hubschraubers

Dabei sind u, v, w die Geschwindigkeiten und p, q, r die Roll-, Nick- und Gierraten, die sechs Freiheitsgrade des Hubschraubers im körperfesten System (siehe Abbildung 1) mit dem Ursprung im Schwerpunkt. $\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}$ sind die Beschleunigungen. Ergänzend zu den sechs Freiheitsgraden, werden zwei weitere Freiheitsgrade, die Eulerwinkel (Rollwinkel ϕ und Nickwinkel θ), in das Modell einbezogen. Die Eulerwinkel geben die Orientierung des Hubschraubers bezüglich der Erde an und damit wird der Einfluss der Schwerkraft in der Modellgleichung berücksichtigt. X, Y, Z sind die Kräfte und L, M, N die Roll-, Nick- und Gierrmomente. Wobei das Rollmoment weiter als eine Summe von Momenten beschrieben werden kann:

$$L = L_R + L_{TR} + L_f + L_{tp} + L_{fn} \quad (2.7)$$

Verschiedene Hubschrauberkomponenten haben auf das Rollmoment Einfluss: Der Rotor L_R , der Heckrotor L_{TR} , der Hubschrauberrumpf L_f , das Höhenleitwerk L_{tp} und die Seitenruder L_{fn} .

Weiterhin sind $I_{xx}, I_{yy}, I_{zz}, I_{xz}$ die Trägheitsmomente des Hubschrauberrumpfes, g die Gravitationskonstante und M_a die Masse des Hubschraubers.

Die Modellgleichungen können noch um zusätzliche Freiheitsgrade erweitert werden. So können beispielsweise die Einflüsse der Schlag- und Schwenkbewegung der Rotorblätter, sowie der dynamische Abwind in die Modellgleichungen eingehen.

2.2 Strahltheorie

Für die Analyse des Schubes und der dazugehörigen Leistung am Hauptrotor liegt die Strahltheorie zugrunde. Der Schub, der den Hubschrauber in allen Flugzuständen in der Luft trägt, entsteht durch die Beschleunigung von Luftmassen aufgrund des drehenden Rotors.

Die Strahltheorie basiert auf der Annahme, dass der Hauptrotor als eine infinitesimal dünne Impulsscheibe betrachtet wird, die eine Druckdifferenz zwischen der Ober- und Unterseite aufweist. Die Strömung der Luftmassen wird als Strahl mit einem Kontrollvolumen S angenommen. Weitere Annahmen der Strahltheorie sind, dass die Strömung als eindimensional, quasi-stationär, inkompressibel und reibungsfrei betrachtet wird (Van der Wall 2015).

In der Strahltheorie werden folgende drei Sätze angewandt:

1. Massenerhaltungssatz:

Dieser Satz besagt, dass der Massenstrom \dot{m} , der in ein Kontrollvolumen V mit der Oberfläche S einströmt, gleich mit dem Massenstrom \dot{m} sein muss, der aus diesem Kontrollvolumen ausströmt.

$$\dot{m} = \oiint_S \rho \vec{V} \cdot d\vec{S} = 0 \quad (2.8)$$

2. Impulserhaltungssatz:

Der Impulserhaltungssatz sagt aus, dass die durch die Strömung erzeugte Kraft F gleich der zeitlichen Änderung des Impulses auf der Kontrollfläche S ist. Nach Newtons drittem Gesetz (actio = reactio) tritt zu dieser Kraft F eine entgegengesetzte Kraft am Rotor auf. Diese Reaktionskraft ist der Schub T .

$$T = \vec{F} = \oiint_S p d\vec{S} + \oiint_S (\rho \vec{V} \cdot d\vec{S}) \vec{V} \quad (2.9)$$

3. Energieerhaltungssatz:

Bei dem Energieerhaltungssatz wird die Arbeit W , die in dem Kontrollvolumen verrichtet wird, gleich der gewonnenen kinetischen Energie der Strömung gleichgesetzt.

$$W = \oiint_S \frac{1}{2} (\rho \vec{V} \cdot d\vec{S}) |\vec{V}|^2 \quad (2.10)$$

Die drei verschiedenen Erhaltungssätze werden beispielhaft für den Schwebeflug (siehe Abbildung 2) angewendet, der ein Sonderfall des axialen Steigflugs mit der Steiggeschwindigkeit v_c gleich Null und somit auch der induzierten Geschwindigkeit v_{i0} gleich Null in der Ebene 0 darstellt. Die Ebene 0 befindet sich weit über der Impulsscheibe. Die Ebenen 1 und 2 beschreiben die obere und untere Seite der Impulsscheibe. Am Ende des Abstromzylinders befindet sich die Ebene ∞ , an dem sich der Abstromzylinder vollständig ausgebildet hat (Van der Wall 2015).

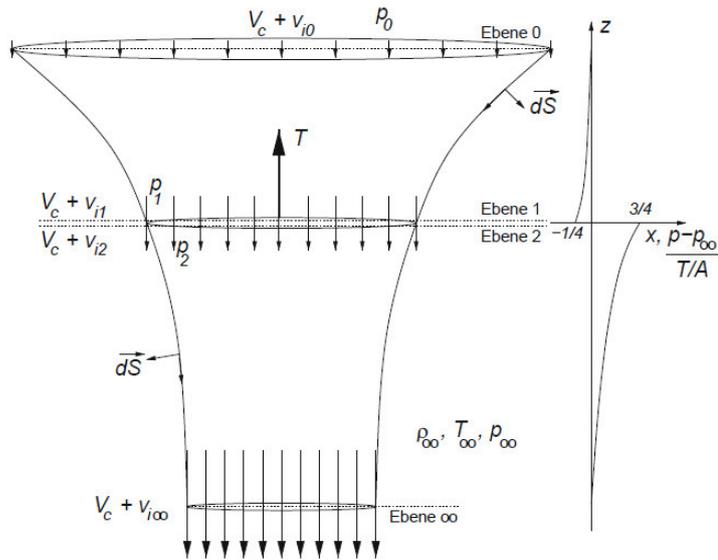


Abbildung 2: Strömungsmodell für die Strahltheorie im axialen Flug (Van der Wall 2015)

Ausgehend von der Annahme, dass die Strömung quasi-stationär, inkompressibel und eindimensional ist und der Stromzylinder nicht seitlich durchströmt wird, somit jede Ebene des Zylinders mit der Querschnittsfläche A betrachtet werden kann, reduziert sich Gleichung 2.8 zu einer eindimensionalen Definition des Massenstroms \dot{m} :

$$\oiint_S \rho \vec{V} \cdot d\vec{S} = \dot{m} = \rho A v_i \quad (2.11)$$

Die Beziehung zwischen Schub T und dem Massenstrom \dot{m} wird mit dem Impulserhaltungssatz beschrieben. Aus dem Impulserhaltungssatz folgt, dass der Schub gleich dem Impulszuwachs $\dot{m}\Delta V$ ist, der durch die Impulsscheibe fließenden Luft mit der Dichte ρ entspricht.

$$\vec{F} = T = \int_{\infty} \rho(\vec{V} \cdot d\vec{S}) - \int_0 \rho(\vec{V} \cdot d\vec{S}) \quad (2.12)$$

Die induzierte Geschwindigkeit v_{i0} hat keinen Einfluss auf den Rotor im Schwebeflug, sodass der rechte zweite Term in Gleichung 2.12 zu Null wird.

$$T = \int_{\infty} \rho(\vec{V} \cdot d\vec{S}) \vec{V} = \dot{m}v \quad (2.13)$$

Wendet man nun den Energieerhaltungssatz an, der die verrichtete Arbeit des Rotors gleich der gewonnen kinetischen Energie der Strömung setzt, erhält man folgende Gleichung für den Schwebeflug:

$$T v_i = \int_{\infty} \frac{1}{2} \rho (\vec{V} \cdot d\vec{S}) \vec{V}^2 = \frac{1}{2} \dot{m} v^2 \quad (2.14)$$

Aus Gleichung 2.13 und 2.14 folgt der Zusammenhang:

$$v_i = \frac{1}{2} v \quad (2.15)$$

So ergibt sich abschließend für die Berechnung der idealen Leistung, d.h. ohne die Betrachtung der Verluste, folgende Gleichung:

$$P = T v_i = (2\rho A v_i^2) v_i = 2\rho A v_i^3 \quad (2.16)$$

2.3 Helicopter Overall Simulation Tool

Das hier verwendete flugmechanische Modell wird im Folgenden als HOST-Modell bezeichnet und nutzt spezifische Anwendungen des Helicopter Overall Simulation Tools (HOST).

HOST ist eine Software, die über drei Hauptanwendungen verfügt (Benoit et al. 2000):

- Trimmrechnung
- Nichtlineare Zeitsimulation
- Berechnung eines äquivalenten linearen Systems für Hubschrauber

Bei der Trimmrechnung wird in Abhängigkeit der gegebenen Steuereingaben ein stationärer Flugzustand errechnet, indem die Kräfte und Momente, die auf den Hubschrauber einwirken, im Gleichgewicht sind.

Ausgehend von einem errechneten Trimmzustand wird eine nichtlineare Zeitsimulation durchgeführt. Die nichtlineare Zeitsimulation ermöglicht den Einbezug von zeitlich veränderlichen Eingangsparametern, wie z.B. Steuereingaben oder Umgebungsbedingungen.

Die Berechnung von äquivalenten linearen Systemen dient der Untersuchung von Flugeigenschaften und der Stabilität des Hubschraubers. Auch hier bilden die Trimmrechnungen der stationären Flugzustände die Grundlage für die Berechnungen.

In dieser Arbeit werden die zwei Anwendungen, Trimmrechnung und die nichtlineare Zeitsimulation, betrachtet.

2.4 Flettner Hubschrauber

Die Rotorkonfiguration eines Flettner-Rotor-Hubschraubers zeichnet sich durch zwei ineinander kämmende Zwillingsrotoren aus. Die beiden Rotoren laufen dabei synchron und gegenläufig. Ein Vorteil dieser Konfiguration ist, dass kein Heckrotor benötigt wird und somit das Gewicht des Auslegers reduziert wird und weniger Luftwiderstand am Heck des Hubschraubers entsteht.

Weiterhin sind die Rotoren V-förmig angeordnet (Abbildung 3), damit diese sich nicht gegenseitig behindern. Der Nachteil dieser Konfiguration ist, dass durch die V-Stellung das Drehmoment nicht vollkommen ausgeglichen wird und aufgrund dessen ein Nickmoment um die Querachse entsteht (Coates 2004). Zusätzlich kann durch die V-förmige Rotorstellung nicht der gesamte Schub für den Auf- und Vortrieb verwendet werden.

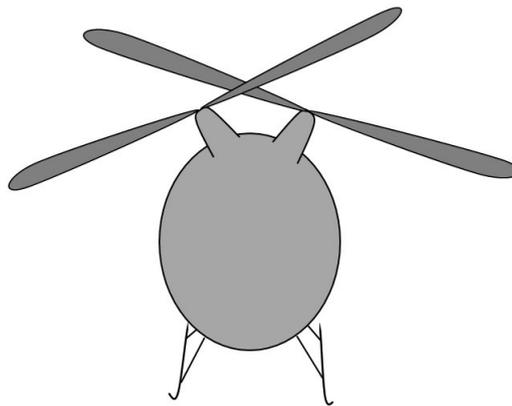


Abbildung 3: Rotorkonfiguration eines Flettner-Rotor- Hubschraubers

2.5 superARTIS

Für Forschungszwecke wird der unbemannte Hubschrauber *superARTIS* am Institut für Flugsystemtechnik am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrttechnik in Braunschweig betrieben. Dieser dient als Versuchsträger für die Erprobung von neuartigen Systemen, wie zum Beispiel für Entwicklungen von Technologien für das autonome Fliegen und zur Bestimmung von Flugbereichsgrenzen. Dieser Hubschrauber ist ein Flettner-Rotor-Hubschrauber der Firma *SwissDrones* (Strickert et al. 2015). Der *superARTIS* (siehe Abbildug 4) ist der größte Hubschrauber unter den unbemannten Luftfahrssystemen des Gesamtsystems *Autonomous Rotorcraft Testbed for Intelligent Systems* (ARTIS), der vom DLR eingesetzt wird.



Abbildung 4: superARTIS [DLR]

Die technischen Daten des superARTIS werden in Tabelle 1 aufgeführt:

Tabelle 1: Technische Daten des superARTIS (Strickert et al. 2015)

| Technische Daten: superARTIS auf Basis des SDO 50 V2 von SwissDrones | |
|---|----------------------------|
| Rotorsystem | Flettner Doppelrotorsystem |
| Rotordurchmesser | 2 x 2,8 m |
| Dimensionen L/ H/ B | 2,3 m x 0,9 m x 0,7 m |
| Wellenleistungsturbine | 10 kW |
| max. Abfluggewicht | 85 kg |
| max. Geschwindigkeit | 20 m/s |

2.6 Arten von Messabweichungen

Messungen werden durchgeführt, um den wahren Wert einer physikalischen Größe zu ermitteln. Durch Umwelteinflüsse, unzureichend genaue Messeinrichtungen und Messverfahren weist der gemessene Wert eine Abweichung zum wahren Wert auf. Die Messabweichung e wird gebildet durch die Differenz des Messwertes x zu dem wahren Wert x_w und wird in der Einheit der Messgröße angegeben (Mühl 2014):

$$e = x - x_w \quad (2.17)$$

Die relative Messabweichung e_{rel} bezieht sich auf den Bezugswert, d.h. dem wahren Wert und wird meist in Prozent angegeben:

$$e_{rel} = \frac{e}{x_w} = \frac{x - x_w}{x_w} \quad (2.18)$$

Weiterhin lassen sich Messabweichungen in systematische und zufällige Messabweichungen unterteilen:

Systematische Messabweichungen

Systematische Messabweichungen treten entweder bei einer Messung mit einem konstanten Betrag und einem bestimmten Vorzeichen auf (statische Messfehler) oder bewirken eine zeitliche Veränderung (dynamische Messfehler), die einem deterministischen Gesetz folgen (Lerch 2016).

Die Fortpflanzung systematischer Messabweichungen des Messergebnisses e_y ergibt sich aus den Messwerten x_i , den Abweichungen der Messwerte e_{xi} und dem wahren Funktionswert y_w :

$$e_y = y - y_w = f(x_1 + e_{x1}, \dots, x_n + e_{xn}) - f(x_1, \dots, x_n) \quad (2.19)$$

Wird die Gleichung 2.19 mit der Taylorreihe entwickelt und nach dem ersten Glied abgebrochen, lässt sich die Abweichung folgendermaßen darstellen (Mühl 2014):

$$e_y = \sum_{i=1}^n \frac{\delta f}{\delta x_i} \cdot e_{xi} \quad (2.20)$$

Daraus können folgende Rechenregeln für die Fortpflanzung systematischer Messabweichungen abgeleitet werden:

$$\text{Addition von Messwerten } y: \quad y = x_1 + x_2 \quad (2.21)$$

$$\text{Addition der Abweichungen } e_y: \quad e_y = e_{x1} + e_{x2} \quad (2.22)$$

$$\text{Subtraktion von Messwerten } y: \quad y = x_1 - x_2 \quad (2.23)$$

$$\text{Subtraktion der Abweichungen } e_y: \quad e_y = e_{x1} - e_{x2} \quad (2.24)$$

Multiplikation von Messwerten y : $y = x_1 \cdot x_2$ (2.25)

Addition der relativen
Abweichungen $e_{rel y}$: $e_{rel y} = e_{rel x1} + e_{rel x2}$ (2.26)

Division von Messwerten y : $y = \frac{x_1}{x_2}$ (2.27)

Subtraktion der relativen
Abweichungen $e_{rel y}$: $e_{rel y} = e_{rel x1} - e_{rel x2}$ (2.28)

Zufällige Messabweichungen

Zufällige Messabweichungen sind nicht deterministisch und können mit den stochastischen Größen arithmetisches Mittel und empirische Standardabweichung (Gleichung 2.29 und 2.30) beschrieben werden, wofür mehrere Messungen unter gleichen Bedingungen durchgeführt werden müssen (Lerch 2016).

$$\mu_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ni} \quad (2.29)$$

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{n} (x_{ni} - \mu_n)^2} \quad (2.30)$$

2.7 Grundstruktur eines Neuronales Netzes

Künstliche Neuronale Netze werden klassischer Weise für die Modellierung eingesetzt. Daneben werden neuronale Netze auch für die Analyse von Daten, beispielsweise für Ausgleichsrechnungen (*data fitting*), angewendet. Neuronale Netze ermitteln durch „Trainieren“ den Zusammenhang zwischen Variablen, deren Wirkungsbeziehungen nicht ersichtlich sind (Backhaus et al. 2016). Der Lernprozess der Neuronalen Netze arbeitet nach dem Vorbild der Informationsverarbeitung eines Gehirns. Der Nachteil der Verwendung von Neuronalen Netzen ist, dass die einzelnen Zusammenhänge zwischen den Variablen nicht aufgezeigt werden.

Die Grundstruktur der künstlichen Neuronale Netze besteht aus einer Eingabeschicht (Input-Layer), einer oder mehrere verdeckter Schichten (Hidden-Layer) und einer Ausgabeschicht (Output-Layer). Abbildung 5 zeigt eine Neuronales Netz mit zwei verdeckten Schichten (Gentle et al. 2012).

Das Grundprinzip der neuronalen Netze basiert auf einem *einfachen Perceptron*, welches aus einer Eingabe- und Ausgabeschicht besteht, und einer Propagierungsfunktion mit der dazugehörigen Aktivierungsfunktion.

Die Propagierungsfunktion berechnet einen Nettoeingabewert a_k aus der Summe der gewichteten Eingangssignale, die auf den Knotenpunkt (Neuron) eingehen. p ist dabei die Anzahl der Eingangsvariablen der Eingabeschicht und n die Anzahl der verschiedenen Fälle (Instances). Daraus entsteht ein Netzwerk mit np Eingangsvariablen und n Ausgangsvariablen mit $k = 1, \dots, n$. Ein einfaches Perceptron ist in Abbildung 6 schematisch abgebildet (Gentle et al. 2012).

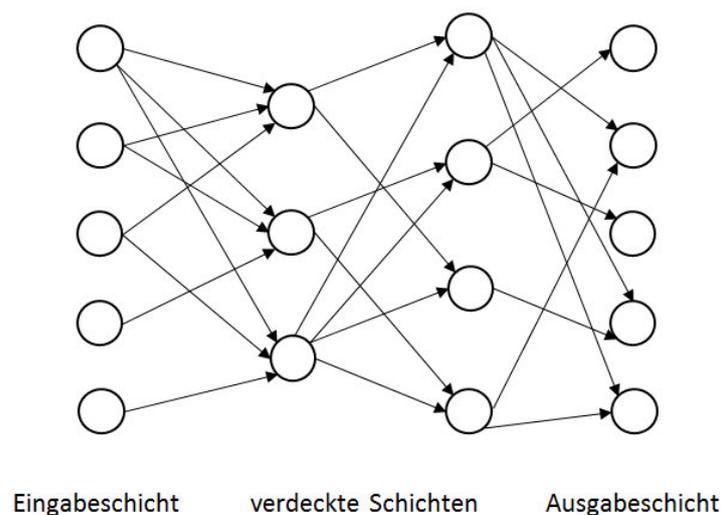


Abbildung 5: Grundstruktur der neuronalen Netze (Gentle et al. 2012)

$$o_i = f(a_k) = \sum_{j=1}^{np} w_{jk} x_j \quad (2.31)$$

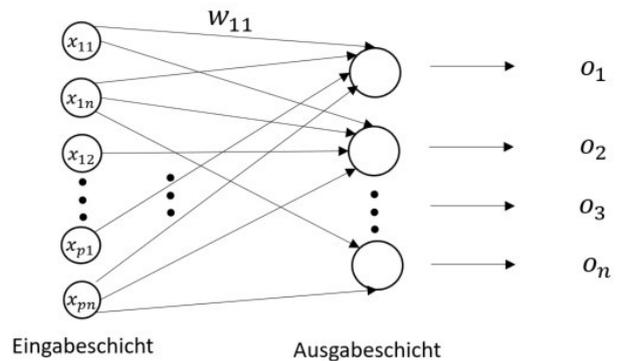


Abbildung 6: Einfaches Perceptron (Gentle et al. 2012)

Die Aktivierungsfunktion bestimmt mit „1“ oder „0“, ob das Neuron aktiviert wird. Eine einfache mögliche Aktivierungsfunktion mit dem Grenzparameter θ_j kann folgendermaßen lauten:

$$f(a_k) = \begin{cases} 1, & \text{falls } a_k > \theta_j \\ 0, & \text{falls } a_k \leq \theta_j \end{cases} \quad (2.32)$$

Die Grundlage des Lernens eines neuronalen Netzes basiert auf der iterativen Anpassung der Gewichtung w_{jk} und des Grenzparameters θ_j , sodass der Fehler zwischen den empirisch ermittelten Ausgangsgrößen und den Ausgangsvariablen der Ausgabeschicht so klein wie möglich wird (Backhaus et al. 2016). Das einfache Perceptron wird für lineare Problemstellungen angewendet. Zur Lösung komplexere Problemstellungen werden Mehr-Schicht-Perceptrons eingesetzt, auch *Feedforward-Netzwerke* genannt, die zusätzliche verdeckte Schichten in der Netzwerk-Topologie beinhalten (siehe Abbildung 5). Dabei funktionieren die Knotenpunkte in der verdeckten Schicht wie die Knotenpunkte in der Ausgabeschicht. Die Knotenpunkte in der verdeckten Schicht sind nicht direkt mit den Ausgabeschichtknotenpunkten verbunden, sodass diese keine Kenntnis über die Ausgangsgrößen, die angenähert werden, besitzen. Abhilfe wird mit der Fehlerrückführung (*Backpropagation*) geschaffen, sodass das neuronale Netz in beide Richtungen wirkt. Das Feedforward-Netzwerk wird verwendet um die Eingabeparameter an die Ausgabeschicht zu übertragen, während die Fehlerrückführung die Fehler der geschätzten Ausgangsparameter zur Eingabeschicht zurückführt (Gentle et al. 2012).

3 Ermittlung der Modellungenauigkeit

Im Folgenden wird auf die Quellen der Modellungenauigkeiten eingegangen und wie diese ermittelt werden können. Anschließend wird die Vorgehensweise zur Ermittlung der Modellungenauigkeit des HOST-Modells beschrieben.

3.1 Quellen von Unsicherheiten in einem Modell

Immer häufiger werden Simulationen für die Vorhersage für das Verhalten von technischen Systemen eingesetzt. Diese Simulationen beruhen meist auf mathematischen Modellen, die mithilfe nichtlinearer Differentialgleichungen das Systemverhalten beschreiben. Diese weisen stets eine Abweichung zwischen der Simulation und der praktischen Anwendung auf.

Diese Abweichungen können unterschiedliche Ursprünge haben. Zum einen weisen die technischen Systeme an sich Unsicherheiten auf. Diese Unsicherheiten entstehen durch verschiedenen Faktoren, wie zum Beispiel dem Fertigungsprozess, den Materialeigenschaften, den Abnutzungserscheinungen, den möglichen Beschädigungen und den Umgebungsbedingungen. Zum anderen entstehen Unsicherheiten im Modell durch Annahmen, die für die mathematische Beschreibung getroffen werden sowie durch die numerische Approximation der Differentialgleichungen und durch fehlerbehaftete Eingangsparameter (Roy et al. 2011). Im Folgenden werden die Quellen der Unsicherheiten eines Modells, die zur Modellungenauigkeit führt, näher erläutert.

Modelleingangsparameter

Die Modelleingangsparameter umfassen nicht nur die Parameter, die zur mathematischen Beschreibung des Systems verwendet werden, sondern auch die Parameter, die die Umgebung des Systems beschreiben. Parameter zur mathematischen Beschreibung des Systems sind zum Beispiel Geometrien, physikalische Größen und der Ausgangszustand des Systems. Zu den Parametern, die die Umgebung des Systems beschreiben (siehe Abbildung 7), gehören Umgebungsbedingungen wie Temperatur, Dichte der Luft oder Systemanregungen, wie z.B. Elektromagnetismus (Roy et al. 2011). Die Festlegung der Modellparameter geschieht auf Basis von Wissen, Erfahrung, Annahmen und bereits vorhandenen Daten.

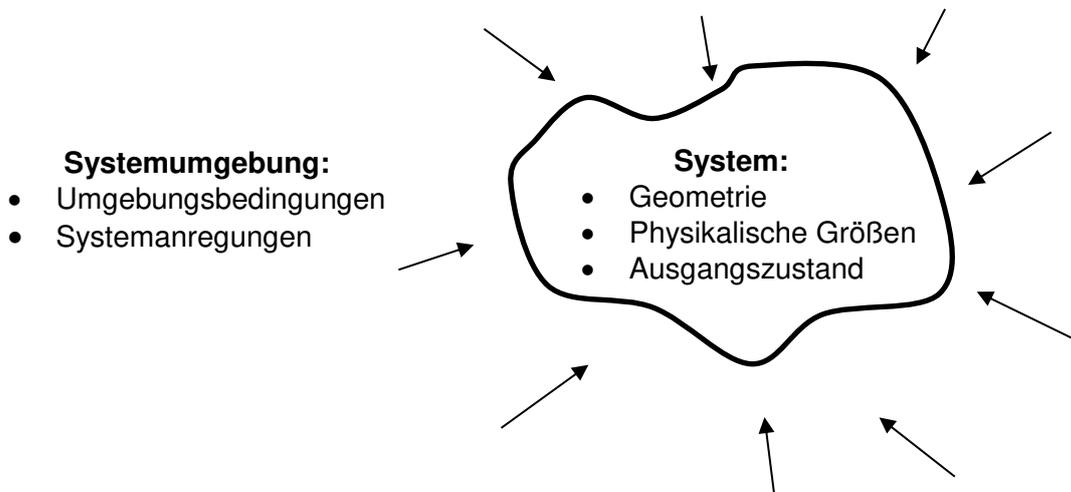


Abbildung 7: Übersicht der Modellparameter (Roy et al. 2011)

Numerische Approximation

Die Differentialgleichungen des Modells liefern selten exakte Lösungen, sodass die Lösungen meist numerisch angenähert werden müssen. Durch die numerische Approximation treten Diskretisierungsfehler, iterative Konvergenzfehler sowie Rundungsfehler auf (Roy et al. 2011). Diskretisierungsfehler entstehen durch die Einteilung einer kontinuierlichen Datenmenge in eine endliche diskrete Datenmenge. Iterative Konvergenzfehler erscheinen, wenn beispielsweise die Diskretisierung eines Modells aus mehreren Gleichungen resultiert, deren Lösungen simultan angenähert werden. Rundungsfehler treten aufgrund des Rechnens mit endlichen Zahlen auf.

Modellstruktur

Die Modellstruktur wird durch die Modellgleichungen definiert, die für die Beschreibung des Systems verwendet werden. Die Modellgleichungen können die Realität nur annähernd abbilden. Grund hierfür sind beispielsweise die Annahmen und Abstraktionen, die zur mathematischen Beschreibung des Systems getroffen werden (Roy et al. 2011). Die daraus entstehenden Unsicherheiten werden üblicherweise durch eine Validierung abgeschätzt.

3.2 Schätzung der Modellungenauigkeit

Zur Untersuchung des Einflusses der Unsicherheiten von Eingangsparametern, deren Fehler sich durch das Modell fortpflanzen, wird eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt. Hierfür werden zunächst die möglichen Quellen von Unsicherheiten der Eingangsparameter festgestellt. Die Eingangsparameter werden anschließend in deterministisch oder zufällig unterteilt. Modelleingangsparameter können erst als deterministisch eingeordnet werden, wenn aus Erfahrungen oder anderen Untersuchungen begründet werden kann, dass diese Parameter nur einen geringen Einfluss auf die Modellungenauigkeit haben (Roy et al. 2011).

Mit der Sensitivitätsanalyse wird nicht nur der Einfluss der Eingangsparameter auf die Modellungenauigkeit aufgezeigt, sondern indirekt werden auch die Unsicherheiten der numerischen Approximation mit abgebildet, da diese sich auch auf die Ausgangsparameter auswirken. Es gibt weitere Methoden zur konkreten Identifizierung von Unsicherheiten, die durch die numerische Approximation entstehen, diese werden hier aber nicht weiter analysiert, da das Modell als Blackbox betrachtet wird.

Abschließend wird das Modell mit Messdaten validiert. Die Validierung zeigt die Ungenauigkeit des Modells zur praktischen Anwendung auf.

3.3 Bestimmung der Modellungenauigkeit des HOST-Modells

In Abbildung 8 wird das Vorgehen für die Bestimmung der Modellungenauigkeit des HOST-Modells veranschaulicht. Zuerst werden die Abweichungen des Modells durch fehlerbehaftete Eingangsparameter mit einer Sensitivitätsanalyse ermittelt. Darauf folgend wird eine Schätzung der Abweichungen der Messwerte aus den Flugversuchsdaten zum wahren Wert durchgeführt. Anschließend wird das Modell mit den Flugversuchsdaten validiert.

Abschließend wird ein Gleichungssystem (Gleichung 3.1) aufgestellt werden, welches die Ungenauigkeit des Modells darstellt. $\overline{\Delta y}_{Output,NN}$ ist die Ungenauigkeit des Modells, die mithilfe der Matrix $A_{\Delta x}$ in Abhängigkeit der Eingangsparameter \vec{x}_{Input} abgebildet wird.

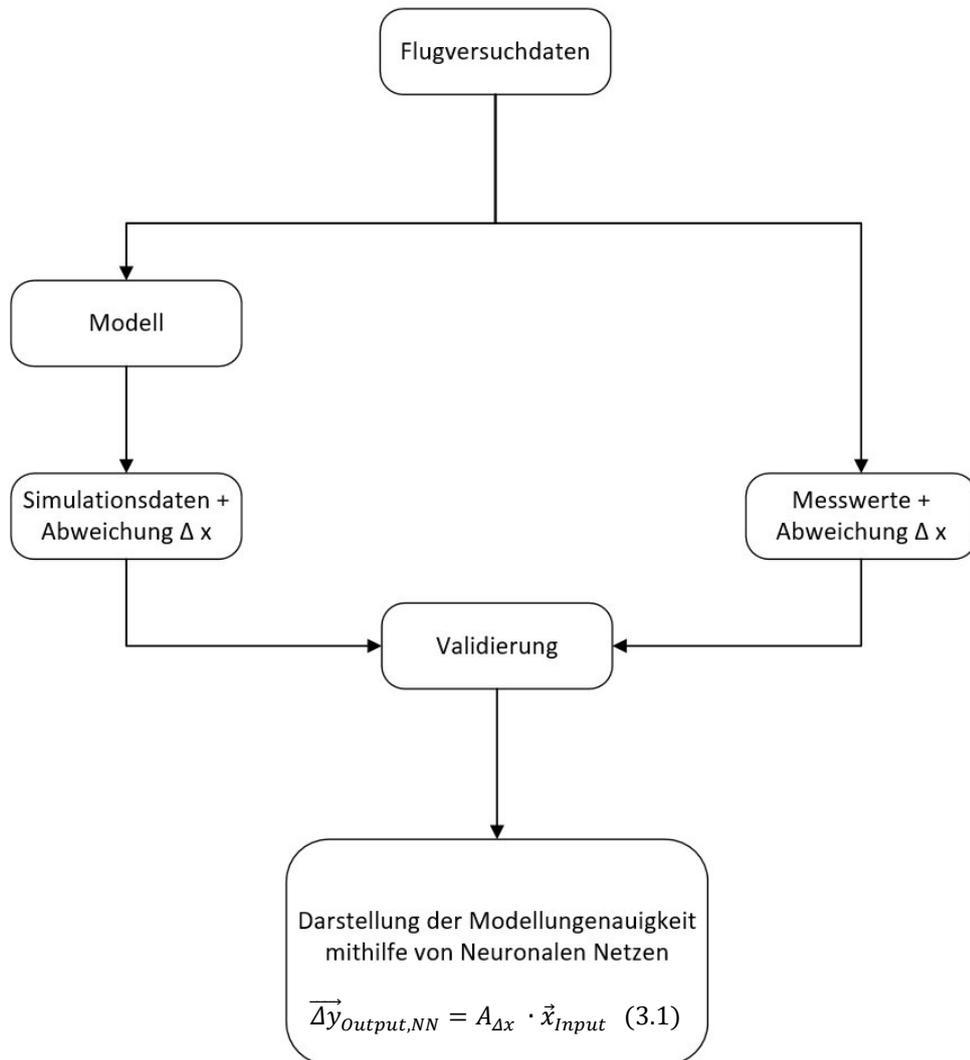


Abbildung 8: Bestimmung der Modellgenauigkeit des flugmechanischen Modells

4 Sensitivitätsanalyse

Für die Durchführung der Sensitivitätsanalyse wird die *Monte Carlo Simulation* angewendet. Hierfür werden in dieser Arbeit verschiedene Methoden der Monte Carlo Simulation vorgestellt und anschließend die Anwendung an dem HOST-Modell erläutert.

4.1 Monte Carlo Simulation

Die Monte Carlo Simulation ist ein wahrscheinlichkeitsbasiertes Verfahren, welches die Fehlerfortpflanzung durch die Unsicherheiten der Eingangsparameter auf die Ausgangsparameter abbildet. Hierbei wird durch die Generierung von Zufallsvariablen, die als Eingangsparameter in ein Modell eingehen, die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausgangsparameter des Modells geschätzt (Gentle 2002). Die Sensitivitätsanalyse kann zur Validierung des Modells, zur Optimierung des realen Systems und für eine Unsicherheitsanalyse dienen.

4.2 Methoden der Monte Carlo Simulation

Es gibt viele verschiedene stochastische Methoden zur Generierung von Zufallszahlen (Stichproben), die für eine Monte Carlo Simulation eingesetzt werden können. Im Folgenden wird eine Auswahl vorgestellt (siehe Abbildung 9):

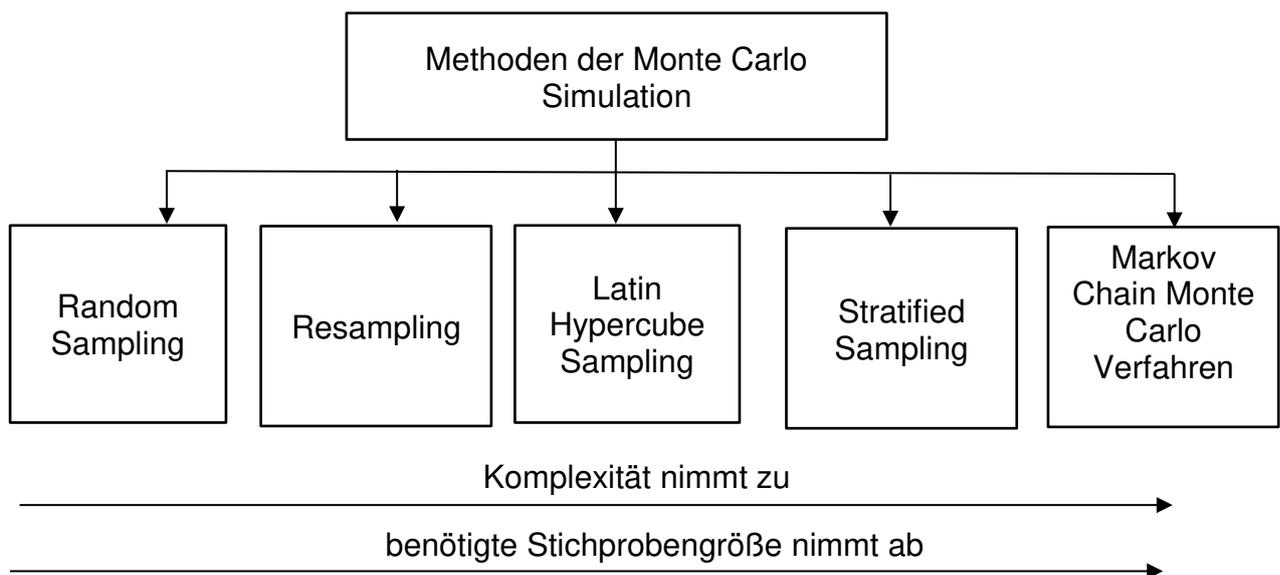


Abbildung 9: Methoden der Monte Carlo Simulation

Radom Sampling

Random Sampling ist das ursprüngliche und einfachste Verfahren zur Generierung von Stichproben. Hierbei wird jede einzelne Stichprobe unabhängig von den anderen Stichproben generiert (Helton et al. 2003). Das Random Sampling hat den Nachteil, dass durch die geringe Stichprobengröße es nicht sichergestellt ist, dass alle Bereiche des Stichprobenraums (Ereignisraum) mit der Zufallszahlgenerierung abgedeckt werden. Zur Optimierung der Zufallszahlgenerierung, d.h. dass sich bei gleicher Stichprobengröße die Varianz (Streuung) der Ausgangsparameter reduziert, können *Stratified Sampling* und *Latin Hypercube Sampling* angewendet werden.

Stratified Sampling

Für die Zufallsgenerierung mit *Stratified Sampling* wird der Stichprobenraum in geschichtete Teilmengen, sogenannte Schichten, aufgeteilt, aus denen jeweils Zufallszahlen generiert werden. Das *Stratified Sampling* hat den Vorteil, dass die Einbeziehung von spezifischen Teilmengen einer Stichprobe betrachtet wird, ohne den Charakter der zufällig generierten Stichprobe zu verlieren (Helton et al. 2003). Der Nachteil dieser Methode ist, dass die Schichten der Stichproben vorab definiert und ihre Wahrscheinlichkeit berechnet werden müssen. Aus diesem Grund wird *Stratified Sampling* vorzugsweise verwendet, wenn ausreichend Informationen für die Implementierung vorhanden ist.

Latin Hypercube Sampling

Latin Hypercube Sampling kann als ein Kompromiss zwischen *Random* und *Stratified Sampling* angesehen werden und beinhaltet Vorteile der beiden *Sampling* Techniken. Diese Methode unterteilt den Ereignisraum in gleichteilige quadratische Bereiche, in denen jeweils eine Stichprobe aus jedem dieser Bereiche generiert wird (Helton et al. 2003). Mit dieser Methode wird der Zufallscharakter des *Random Samplings* aufrechterhalten und gleichzeitig werden aus jedem Bereich des Ereignisraums Zufallszahlen generiert. Vorteil hierbei ist, dass keine Schichten vorab definiert werden müssen.

Markov Chain Monte Carlo Verfahren

Das *Markov Chain Monte Carlo Verfahren* beinhaltet eine Ansammlung von Algorithmen, die je nach Anwendung auf verschiedene Weise Stichproben aus einer Wahrscheinlichkeitsverteilung generieren. Die Basis dafür liefert die Markov Kette, die ein stochastischer Prozess zum Voraussagen von Ereignissen unter der

Berücksichtigung vorheriger Ereignisse ist. Ein möglicher Algorithmus für dieses Verfahren ist der *Metropolis-Hasting Algorithmus*. Dieser Algorithmus basiert auf der *Acceptance/Rejection Methode*, die Zufallszahlen mit einer Verteilungsdichtefunktion erzeugt, und dabei, je nach gesetzter Randbedingung, die neugenerierte Zufallszahl akzeptiert oder ablehnt (Gentle 2002).

Ein Nachteil des Markov Chain Monte Carlo Verfahrens ist die komplexe Implementierung und der Verlust des Zufallscharakters durch die Verwendung eines Algorithmus.

Resampling

Bei den *Resampling-Methoden* werden mehrere Stichprobenwiederholungen aus einer Ausgangsstichprobe durchgeführt.

Der Grundgedanke des Resamplings ist, dass eine Stichprobe mit $X = X_1, \dots, X_N$ einer unbekanntem Verteilungsdichtefunktion als die beste Kenntnis über die Verteilung dieser Stichproben angenommen wird. Werden anschließend die Stichproben über ihre Wahrscheinlichkeit in der kumulierten Verteilungsfunktion aufgetragen, können aus dieser Verteilung weitere Stichproben gewonnen werden (Kroese et al. 2011). Resampling-Methoden sind nützlich, wenn wenig Information über die zugrundeliegende Verteilung der Ausgangsstichprobe vorliegt (Gentle 2002).

4.2.1 Auswahl des Verfahrens zur Zufallszahlgenerierung

Für die Monte Carlo Simulation wird im Folgenden das Latin Hypercube Sampling (LHS) angewendet. Dieses Verfahren verfügt über jeweils die Vorteile von Random und Stratified Sampling und ist ein Kompromiss zwischen Komplexität in der Ausführung einerseits und der benötigten Stichprobengröße für eine ausreichend genaue Schätzung der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausgangsparameter des Modells andererseits.

Ein Resampling wird hier nicht mehr benötigt, da ausreichend Informationen aus den Flugdaten zur Zufallszahlgenerierung vorhanden sind.

4.2.2 Latin Hypercube Sampling

Der Grundgedanke des Latin Hypercube Samplings basiert auf dem Lateinischen Quadrat, in dem jeweils nur ein Sample oder Symbol einmal in einer Reihe und in einer Spalte auftritt (Minasny et al. 2006). Das Latin Hypercube Sampling kann für mehrdimensionale Problemstellungen angewendet werden und wird wie folgt definiert:

Es wird angenommen, dass die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Variable X bekannt ist und mit F angegeben wird. F_k ist die Verteilungsfunktion der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion F für die jeweils betrachteten Variablen X_1, \dots, X_k . Weiterhin wird angenommen, dass die Komponenten X unabhängig voneinander sind. Die Zufallszahlgenerierung mit einer Stichprobengröße n wird nach der Methode von Stein (Stein 1987), basierend auf dem Verfahren von McKay (McKay 1979), mit der Gleichung 4.1 beschrieben.

$$X_{jk} = F_k^{-1}(n^{-1}(p_{jk} - 1 + \xi_{jk})) \quad (4.1)$$

X_{jk} beschreibt also die k -te Komponente von X_j . Des Weiteren ist n die Anzahl der Stichproben und $P = (p_{jk})$ eine $N \times K$ Matrix, bei der jede Spalte von P eine unabhängige zufällige Permutation aus einem beliebigen Intervall ist.

ξ_{jk} ($j = 1, \dots, N; k = 1, \dots, K$) ist eine Matrix mit zufälligen Variablen, die im Intervall $[0, 1]$, mit der Basis einer Normalverteilungsfunktion, generiert und unabhängig von P ist.

In Abbildung 10 ist ein Latin Hypercube Sampling mit der Stichprobe mit $n = 4$ und zwei Variablen $K = 2$ für X gleichverteilt über ein Quadrat dargestellt. p_{j1}, \dots, p_{jk} bestimmt in welcher Zelle des Quadrates X_j liegt und ξ_{jk} die Position in der Zelle.

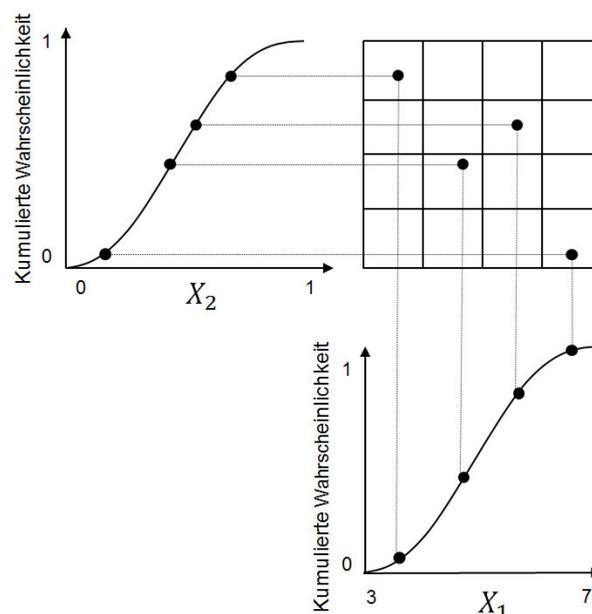


Abbildung 10: LHS für zwei Variablen ($K = 2$) mit der Stichprobe $n = 4$ bei einer Normalverteilung

4.3 Durchführung der Monte Carlo Simulation anhand des HOST-Modells

In diesem Kapitel wird die Vorgehensweise der Monte Carlo Simulation anhand des HOST-Modells vorgestellt. Zuerst werden die Eingangsparameter in deterministisch und zufällig unterteilt. Anschließend werden Intervalle festgelegt, in denen die Werte für die zufälligen Eingangsparameter generiert werden. Hierfür werden verschiedene stationäre Flugzustände aus Flugversuchen ausgewählt und die Messwerte, die den Eingangsparametern entsprechen, analysiert.

Des Weiteren werden die Ausgangsparameter ausgewählt, die für die Flugbereichsgrenzen entscheidend sind. Abschließend wird eine Abschätzung der benötigten Stichproben für die Monte Carlo Simulation durchgeführt.

Betrachtung der Eingangsparameter

Die Geometrien des unbemannten Hubschraubers werden in das Modell eingegeben. Die Abmaße des unbemannten Hubschraubers und auch die aerodynamischen Profile der Rotoren sind bekannt und werden als deterministisch angenommen. Die Parameter zur Beschreibung der Umgebungsbedingungen, der Position des unbemannten Hubschraubers bezüglich der Erde, der Konfiguration des Hubschraubers, der Startbedingungen und der Steuereingaben sind in Tabelle 2 aufgelistet.

Tabelle 2: Eingangsparameter des HOST-Modells

| Eingangsparameter | Abkürzung | Einheit |
|---|----------------|---------|
| Umgebungsparameter | | |
| Druckhöhe | h | [m] |
| Temperatur | $T_{\circ C}$ | [°C] |
| Konfiguration | | |
| Masse | m | [kg] |
| Lageparameter bezüglich der Erde (geodätisches Koordinatensystem) | | |
| Winkel zur Erde x-Achse | Φ_{geo} | [°] |
| Winkel zur Erde y-Achse | θ_{geo} | [°] |
| Ausrichtung des Hubschraubers am Start | ψ_{geo} | [°] |
| Startbedingungen (körperfestes Koordinatensystem) | | |
| Horizontale Geschwindigkeit | v_{hor} | [km/h] |
| Vertikale Geschwindigkeit | v_{ver} | [m/s] |
| Nickwinkel | ϕ | [°] |
| Rollwinkel | θ | [°] |
| Gierwinkel | ψ | [°] |
| Nickrate | p | [°/s] |
| Rollrate | q | [°/s] |
| Gierrate | r | [°/s] |
| Steuereingaben | | |
| Kollektiv Steuereingabe (Kollektivsteuer) | δ_o | [°] |
| Roll Steuereingabe (Längssteuer) | δ_x | [°] |
| Nick Steuereingabe (Quersteuer) | δ_y | [°] |
| Gier Steuereingabe (Pedalsteuer) | δ_p | [°] |

Die in Tabelle 2 aufgelisteten Parameter werden hier als zufällig angenommen. Im Gegensatz zu den geometrischen Angaben, die nur sehr geringe Unsicherheiten bezüglich der Maße aufweisen, werden diese Eingangsparameter auf Basis von Flugversuchsdaten gewählt. Die Flugversuchsdaten weisen ebenfalls Ungenauigkeiten auf (siehe Kapitel 2.6), sodass diese Eingangsparameter aus diesem Grund nicht als deterministisch betrachtet werden können.

Um die Streuung der Eingangsparameter beschreiben zu können, werden Flugdaten von verschiedenen stationären Flugzuständen aus drei verschiedenen Flugversuchen betrachtet.

Auswahl der Flugzustände

Die Flugzustände eines Hubschraubers unterscheiden sich grundsätzlich zwischen stationären und instationären Flugzuständen. Stationäre Flugzustände sind unbeschleunigte Flugzustände, zu denen der Schwebeflug, der axiale Steig- und Sinkflug sowie der Kurvenflug gehören. Instationäre Flugzustände sind transiente Flugmanöver (Van der Wall 2015). Transiente Flugmanöver sind Flugzustände, die einer Beschleunigung unterliegen und sich somit mit der Zeit verändern.

Die ausgewählten Flugzustände für die Sensitivitätsanalyse sind in den Abbildungen 11, 12 und 13 zu sehen (grau markiert) und in Tabelle 3 aufgelistet. Die geringe Anzahl der ausgewählten Flugzustände ist auf die begrenzte Auswahl an Flugversuchsdaten zurückzuführen. Einhergehend ebenfalls die betrachtete Dauer von fünf Sekunden pro Flugzustand.

Tabelle 3: Auswahl der Flugzustände

| Nr. | Flugzustand | Start [s] | Ende [s] |
|---------------------------|-------------------------|-----------|----------|
| Flug 1: 18.01.2017 | | | |
| 1 | Schwebeflug | 189 | 194 |
| 2 | Steigflug | 479 | 484 |
| 3 | Vorwärtsflug ca. 5 m/s | 222 | 227 |
| 4 | Vorwärtsflug ca. 10 m/s | 331 | 336 |
| 5 | Kurvenflug ca. 5 m/s | 770 | 775 |
| 6 | Kurvenflug ca. 10m/s | 828 | 833 |
| Flug 2: 23.05.2017 | | | |
| 7 | Schwebeflug | 556 | 561 |
| 8 | Steigflug | 382 | 387 |
| 9 | Vorwärtsflug ca. 5m/s | 513 | 518 |
| 10 | Vorwärtsflug ca. 10 m/s | 471 | 476 |
| Flug 3: 18.10.2017 | | | |
| 11 | Schwebeflug | 547 | 552 |
| 12 | Steigflug | 1730 | 1735 |
| 13 | Vorwärtsflug ca. 5 m/s | 776 | 781 |
| 14 | Vorwärtsflug ca. 10 m/s | 360 | 365 |
| 15 | Vorwärtsflug ca. 15 m/s | 638 | 643 |
| 16 | Kurvenflug ca. 10 m/s | 304 | 309 |
| 17 | Kurvenflug ca. 15 m/s | 643 | 648 |

Das Koordinatensystem, in dem die Messwerte dargestellt werden, ist in Abbildung 11 zusehen.

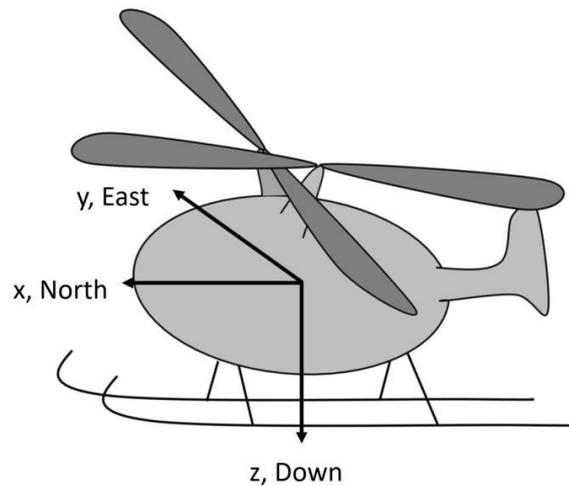


Abbildung 11: NED (North East Down) Koordinatensystem

Das Koordinatensystem der Messwerte ist NED (North East Down). Das bedeutet für die Auswahl der Flugzustände, dass v_x und v_y Aufschluss darüber geben, in welcher Richtung und mit welcher horizontalen Geschwindigkeit sich der Hubschrauber bewegt. v_z beschreibt, ob der Hubschrauber steigt ($-v_z$) oder sinkt (v_z). Mit diesen Informationen lassen sich die Flugzustände aus den Geschwindigkeitsdiagrammen (Abbildung 12-14) herauslesen.

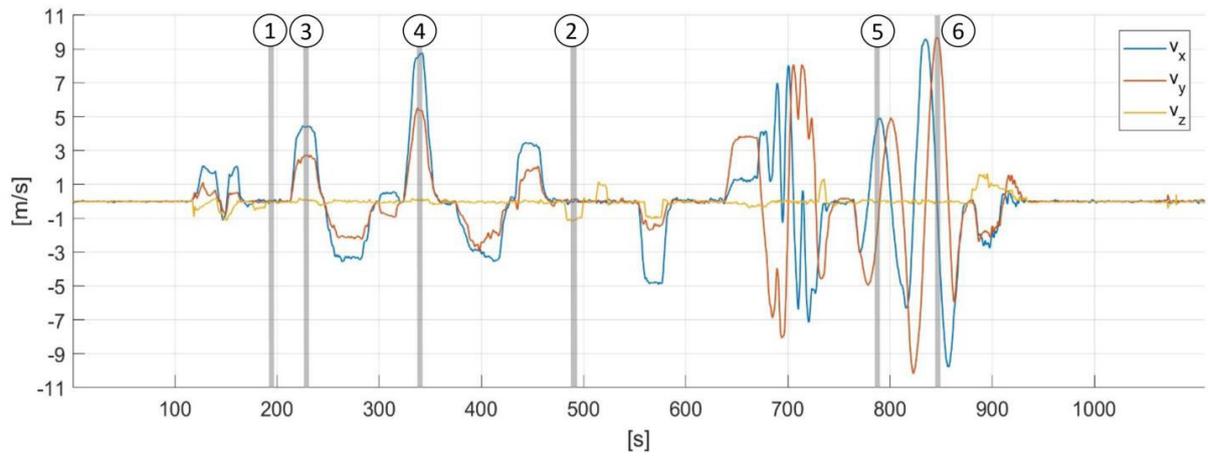


Abbildung 12: Geschwindigkeitsdiagramm Flug1

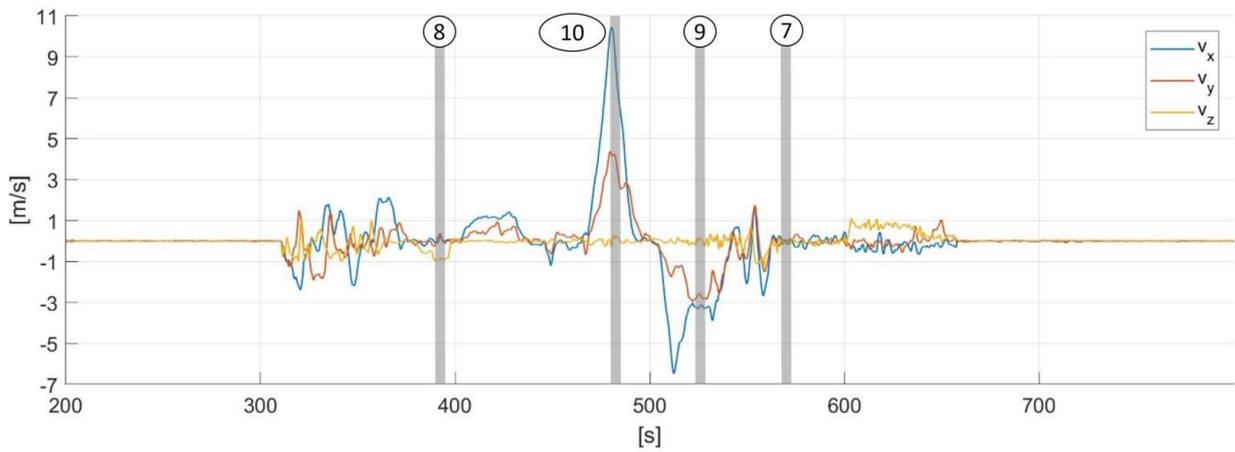


Abbildung 13: Geschwindigkeitsdiagramm Flug 2

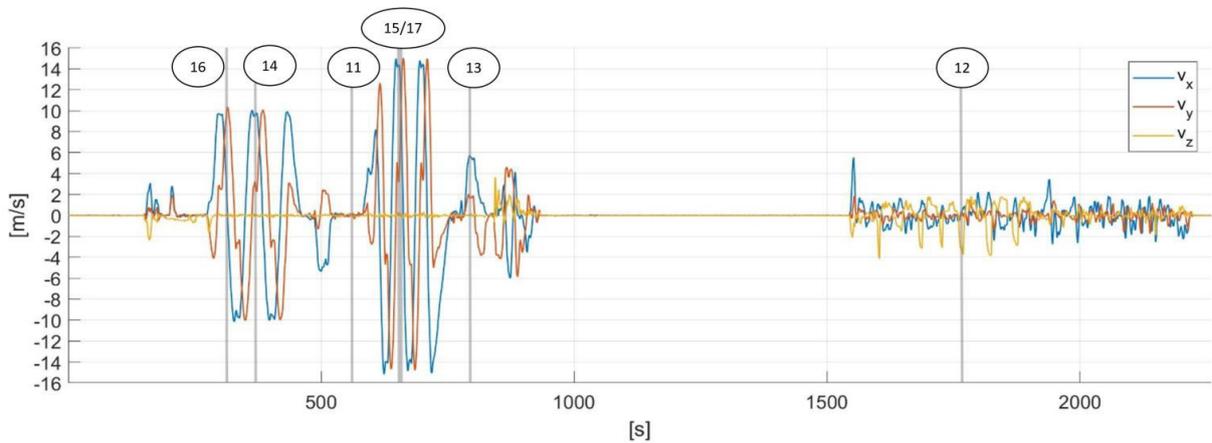


Abbildung 14: Geschwindigkeitsdiagramm Flug 3

Zufallszahlgenerierung der Eingangsparameter

Für die Bestimmung des Intervalls, in dem die Eingangsparameter für die Sensitivitätsanalyse variieren, wird über den ausgewählten Zeitraum von fünf Sekunden der Erwartungswert (Gleichung 4.2) und die Varianz (Gleichung 4.3) der Eingangsparameter auf Basis der Flugdaten berechnet.

Der Erwartungswert μ gibt den Wert an, den eine bestimmte Stichprobengröße n mit den Variablen x_i im Mittel annimmt:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4.2)$$

Die Streuung der Variablen um den Erwartungswert wird mit der Varianz σ^2 angegeben:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (4.3)$$

Mit der Kenntnis des Erwartungswertes und der Varianz kann die Stichprobengenerierung mit Latin Hypercube Sampling in dem jeweils berechneten Intervall für jeden Eingangsparameter durchgeführt werden.

Für die Simulationsrechnung des Modells sind stetige Eingangswerte ohne große Sprünge für die nichtlineare Zeitsimulation notwendig. Aus diesem Grund wird die Differenz der generierten Zufallszahlen zum ersten Messwert des Flugzustandes auf die Eingangsparameter beaufschlagt um auf diese Weise die Eingangsparameter für einen Zeitraum von fünf Sekunden zu variieren. In Abbildung 15 ist beispielhaft eine Anzahl von Eingangsparametern, generiert mit LHS, für die Kollektiv Steuereingabe abgebildet.

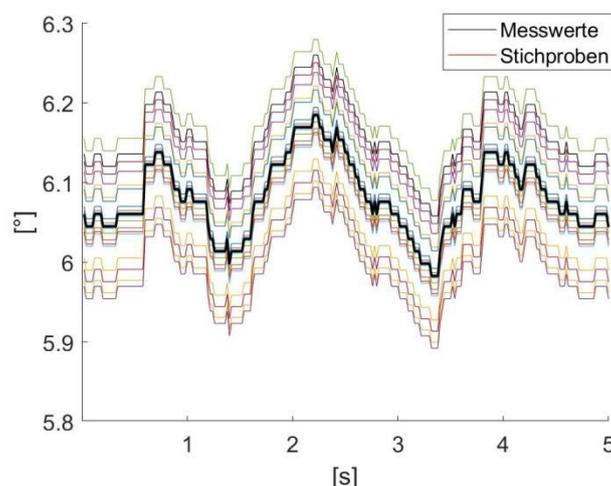


Abbildung 15: Variation der Stichproben der Kollektiv Steuereingabe über fünf Sekunden

Auswahl der Ausgangsparameter

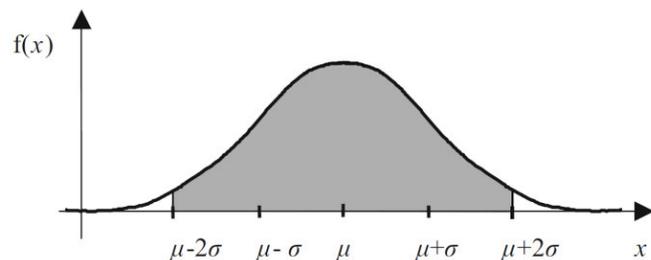
Für die Ausgangsgrößen wird bei dem Latin Hypercube Sampling eine Normalverteilung angenommen. Die Normalverteilung besitzt eine um den Erwartungswert symmetrische Verteilungsdichtefunktion, die wie folgt definiert ist:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \cdot e^{-0,5 \cdot \left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (4.4)$$

Bei der Normalverteilung ist die Standardabweichung normiert. Die Tabelle 4 stellt die Verteilung der Werte in den Bereichen $\mu \pm \sigma$, $\mu \pm 1,96 \sigma$, $\mu \pm 2,58 \sigma$ und $\mu \pm 3 \sigma$ in Prozent dar:

Tabelle 4: Normierte Standardabweichung der Normalverteilung (Mühl 2014)

| Bereich | Anteil der Werte in Prozent, die in dem Bereich liegen |
|-----------------------|--|
| $\mu \pm \sigma$ | 68,2 % |
| $\mu \pm 1,96 \sigma$ | 95 % |
| $\mu \pm 2,58 \sigma$ | 99 % |
| $\mu \pm 3 \sigma$ | 99,7 % |



Das Helicopter Overall Simulation Tool gibt eine Vielzahl an verschiedenen physikalischen Größen für eine Beschreibung der Flugphysik des unbemannten Hubschraubers aus. Die Ausgangsgrößen, die bei der Monte Carlo Simulation betrachtet werden, sind die physikalischen Größen, die Grenzbelastungen des unbemannten Hubschraubers beschreiben. Die Grenzbelastungen werden unter anderem durch strukturelle Grenzen, aerodynamische Grenzen und die Leistungsgrenze des Hubschraubers definiert. Weitere Grenzen, wie z.B. die Flugregelungsgrenze, werden hier in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet.

Die strukturellen Grenzen definieren sich über die Strukturfestigkeit der kritischen Komponenten des Rotors und des Hubschrauberrumpfs. Aerodynamische Grenzen werden unter anderem durch die maximale Schubgrenze definiert. Die Schubgrenze dient zur Beschreibung der maximalen Leistungsgrenze des Rotors, bevor sich lokale Strömungsabriss am Rotor ausbreiten und aufgrund dessen sich der Auftrieb verringert (Padfield 1996). Aus diesen Gründen werden für die Auswertung der Monte Carlo Simulation das Biege- und Torsionsmoment des Rotormastes als Indikator für strukturelle Grenzen und die Leistung als Indikator, sowohl für die Leistungsgrenze, als auch für die aerodynamischen Grenzen des unbemannten Hubschraubers betrachtet (Tabelle 5).

Tabelle 5: Ausgangsparameter des HOST-Modells

| Ausgangsparameter | Abkürzung | Einheit |
|---|-----------|---------|
| Biegemoment (linker und rechter Rotor) | M_b | [daNm] |
| Torsionsmoment (linker und rechter Rotor) | M_t | [daNm] |
| Leistung | P | [kW] |

Abschätzung der benötigten Stichprobengröße

Für die Abschätzung der Anzahl der benötigten Stichproben, um eine möglichst genaue Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ausgangsparameter zu erhalten, wird eine Stichprobe mit 500 Zufallszahlen generiert. Anschließend wird der Erwartungswert über die einzelnen Stichprobengrößen von 10 bis 500 gebildet (siehe Abbildung 16 und 17). Generell wird mit einer größeren Stichprobenzahl eine genauere Schätzung der Ausgangsparameter erzielt. Ab einer bestimmten Stichprobengröße bringen meist weitere Stichproben keinen größeren Mehrwert an Informationen.

Die Anzahl der Stichprobengröße ist ein Kompromiss zwischen der Rechenzeit der Simulation und der Genauigkeit der Schätzung der Ausgangsparameter. Repräsentativ wird hier für die Eingangsparameter (Nick Steuereingabe) und Ausgangsparameter (Leistung) jeweils nur ein Parameter für die Abschätzung der Stichprobengröße ausgewählt.

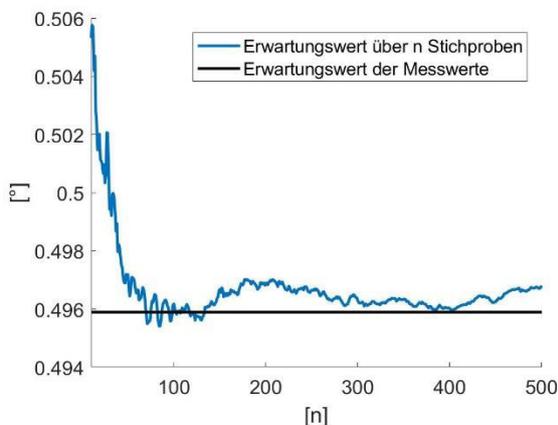


Abbildung 16: Erwartungswerte der Nick Steuereingabe

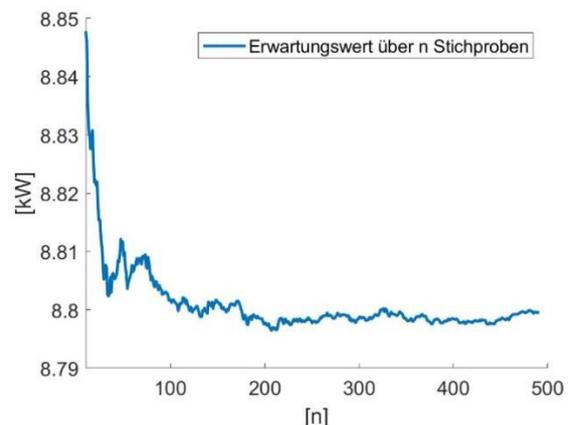


Abbildung 17: Erwartungswerte der Leistung

In Abbildungen 15 und 16 ist zu sehen, dass sowohl bei der Nick Steuereingabe als auch dem Torsionsmoment des rechten Rotors ab einer Stichprobengröße von $n = 150$ der Erwartungswert keinen größeren Schwankungen unterliegt. Die Erwartungswerte bewegen sich bei der Nick Steuereingabe ab der 150 Stichprobe im Intervall $[0,496; 0,497]$ und die der Leistung im Intervall $[8,796; 8,801]$, sodass bereits mit dieser geringen Stichprobengröße eine ausreichend genaue Schätzung durchgeführt werden kann.

Aufgrund dieser Beobachtung wird die Monte Carlo Simulation mit $n = 150$ Stichproben durchgeführt.

5 Ermittlung der Ungenauigkeit der Messwerte

In diesem Kapitel werden Quellen der Ungenauigkeiten der Messwerte betrachtet und die Gesamtabweichung der Messwerte ermittelt. Diese gehen anschließend in die Validierung ein um die Modellungenauigkeit darstellen zu können.

5.1 Messabweichung bei der Messung von Biege- und Torsionsmoment

Die Torsions- und Biegemomente werden mit Dehnmessstreifen (DMS), die am Rotormast des superARTIS befestigt sind, gemessen.

Für die Schätzung der Messabweichung der Dehnmessstreifen wird die gesamte Messkette (siehe Abbildung 18) betrachtet. Zu Beginn der Messkette stehen die Dehnmessstreifen, die auf das Messobjekt aufgebracht werden. Das gemessene Signal an den Dehnmessstreifen wird durch den DMS-Messverstärker verstärkt und anschließend mit dem Analog-Digital Umsetzer (ADU) in ein digitales Signal umgesetzt. Bei jedem dieser Kettenglieder treten Abweichungen auf, die zu einer Gesamtungenauigkeit der Messwerte führen.



Abbildung 18: Messkette der Dehnmessstreifen-Messeinrichtung

5.1.1 Dehnmessstreifen

Dehnmessstreifen können für die Messung von Dehnungen, Kräften, Drücken und Drehmomenten eingesetzt werden. Das Prinzip der Dehnmessstreifen beruht darauf, dass durch die mechanische Dehnung sich der elektrische Widerstand des Dehnmessstreifens ändert, der wiederum als Spannung (elektrische Signal) gemessen werden kann. Die Dehnung des Dehnmessstreifens ist dabei proportional zur Widerstandsänderung.

Der Aufbau eines üblichen Dehnmessstreifen wird in Abbildung 19 und 20 dargestellt. Ein Dehnmessstreifen besteht aus einer elektrisch isolierenden Trägerfolie, einem Messgitter und einer Abdeckfolie (Keil 2017).

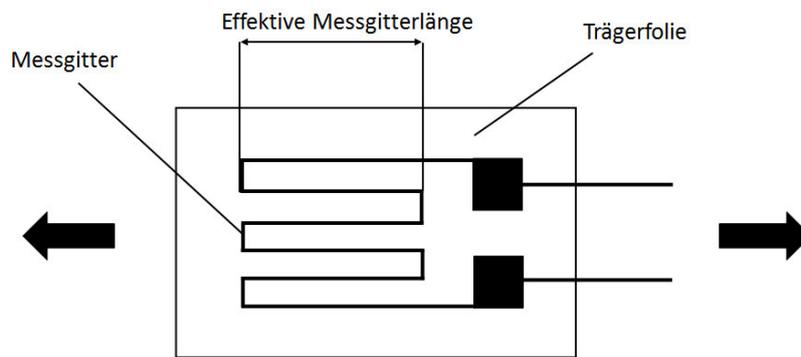


Abbildung 19: Schematischer Aufbau eines DMS (Draufsicht)

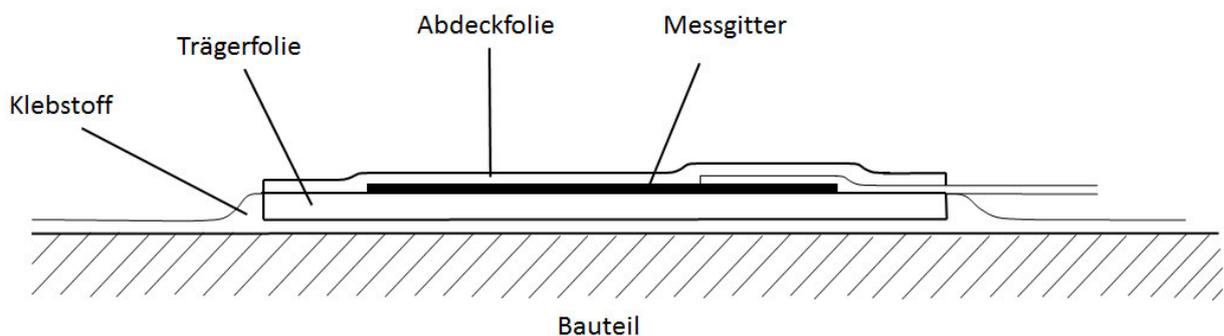


Abbildung 20: Schematischer Aufbau eines Dehnmessstreifens (Seitenansicht)

Der Dehnmessstreifen wird mittels eines speziellen Kleberstoffs auf dem Werkstück befestigt. Dabei ist darauf zu achten, dass der Dehnmessstreifen in der Richtung der Beanspruchung der auftretenden mechanischen Belastung angebracht wird.

Einfluss auf die Dehnung des Messgitters haben neben der mechanischen Dehnung des Messobjekts auch noch andere Faktoren, die wiederum zu einem ungenauen Messergebnis führen können. Die Faktoren, die bei der Betrachtung des Messergebnisses vor allem berücksichtigt werden müssen, sind:

- Querempfindlichkeit
- Temperaturänderungen
- Dauerschwingbeanspruchungen
- Kriechverhalten
- Mechanische Hysterese

Die Dehnungszustände in dem Messgitter sind in der Regel zweiachsig, sodass neben den Längsdehnungen in dem Messgitter auch Querdehnungen auftreten, die ebenfalls eine Widerstandsveränderung bewirken, die sich auf das Messergebnis auswirken.

Temperaturänderungen haben zum einen Einfluss auf den Klebstoff. Verändern sich die Eigenschaften des Klebstoffs kann die Dehnungsübertragung vom Bauteil zum Messgitter nicht vollständig erfolgen (Keil 2017). Zum anderen kann sich durch eine Temperaturänderung das Messgitter ausdehnen oder stauchen. Diese Stauchung bewirkt ebenfalls eine Widerstandsänderung im Messgitter.

Dehnmessstreifen werden häufig für dynamische Belastungsanalysen verwendet. Nach einer Vielzahl von Lastwechseln tritt ein Ermüdungsverhalten des Dehnmessstreifens durch die Dauerschwingbelastung auf. Diese Lastwechsel führen zu einer Nullsignalverschiebung des Messsignals. Dieser Effekt erscheint allerdings erst nach einer Vielzahl von Lastwechseln.

Ist der Dehnmessstreifen einer längeren Dehnbelastung ausgesetzt, kann sich die Rückstellkraft des Messgitters vermindern, aufgrund der auftretenden Relaxation in dem Trägerwerkstoff des Dehnmessstreifens. Dieser Vorgang läuft langsam ab und wird als Kriechen bezeichnet.

Im Zusammenhang mit dem Kriechen steht die mechanische Hysterese, die zwischen der Dehnung des Messobjekts und des Messgitters auftritt (Keil 2017).

Unter der Belastung der Dehnung tritt eine plastische Verformung zwischen der Trägerfolie und dem Messgitter auf, die dazu führt, dass nach dem Rückgang der Belastung des Dehnmessstreifens eine Verformung der Trägerfolie zurückbleibt. Dies führt zu einer Stauchung des Messgitters. Ein weiterer Einfluss auf die Hysterese sind die Eigenspannungen, die im Dehnmessstreifen auftreten. Diese Eigenspannungen nehmen in der Regel nach den ersten Belastungszyklen ab.

5.1.2 DMS Messverstärker

Der DMS Messverstärker wird verwendet um die gemessene Spannung an den Dehnmessstreifen in Millivolt zu einem analogen Signal im Voltbereich zu verstärken. In Abbildung 21 ist der schematische Funktionsablauf eines Messverstärkers dargestellt. Zuerst wird die elektrische Spannung an den Dehnmessstreifen angelegt. Durch die Widerstandsänderung des Dehnmessstreifens ändert sich das elektrische Signal. Die Signalverarbeitung des elektrischen Signals läuft anschließend in mehreren Schritten ab.

Mit einem Kalibrierungssignal wird die Messbereichseinstellung des Messverstärkers festgelegt. Durch den Nullabgleich wird sichergestellt, dass das Messgerät am Anfang der Messung auf null steht. Daraufhin kann der Verstärkungsfaktor des Signals über den Messbereich eingestellt werden. Im nächsten Schritt filtert der Tiefpass die hochfrequenten Störungen des Signals raus (Bernstein 2014). Abschließend wird in der Endstufe das analoge Signal verstärkt.

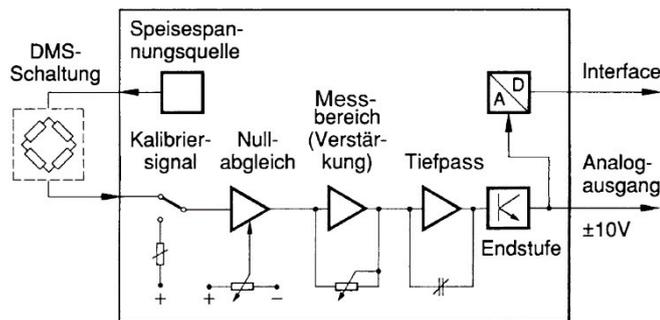


Abbildung 21: Schematische Funktionszeichnung eines DMS Messverstärkers (Bernstein 2014)

5.1.3 Analog-Digital Umsetzer

Der Analog-Digital Umsetzer wandelt ein analoges kontinuierliches Signal in ein digitales Signal um. Die Wandlung des analogen Signals in ein digitales Signal erfolgt über Abtastung und Quantisierung des Signals.

Bei der Abtastung wird ein zeitkontinuierliches Signal in ein zeitdiskretes Signal überführt. Dabei werden die Werte des analogen Signals an bestimmten diskreten Zeitpunkten abgetastet. Ändert sich das Ausgangssignal schnell, wird eine entsprechend hohe Abtastfrequenz f_a benötigt um das Signal verlustfrei abbilden zu können. Abbildung 22 zeigt das abgetastete zeitdiskrete Signal.

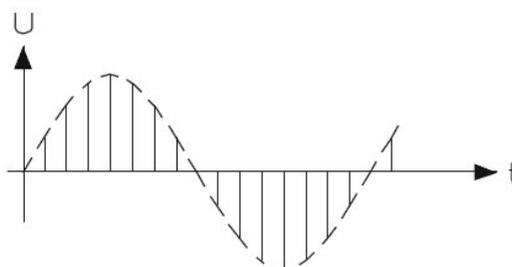


Abbildung 22: Diagramm eines abgetasteten Signals (Bernstein 2014)

Das abgetastete Signal besitzt eine endliche Bandbreite. Diese Bandbreite beschreibt das Frequenzspektrum eines Signals. Für eine verlustfreie Rekonstruktion des Signals,

dürfen sich die Frequenzspektren nicht überlappen (Puentes León 2015). Überlappen sich die Frequenzspektren wird der Effekt *Aliasing* genannt (siehe Abbildung 23).

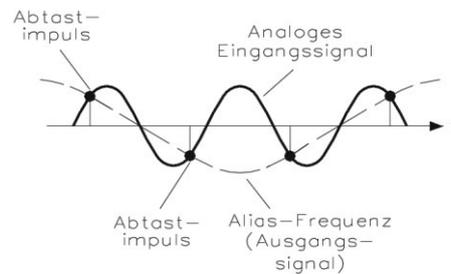


Abbildung 23: Schematische Darstellung des Aliasing Effekts (Bernstein 2014)

Unter Einhaltung des Nyquist - Shannon -Theorems kann der Informationsverlust durch zu geringe Abtastung verhindert werden. Das Theorem besagt, dass die Abtastfrequenz f_a mindestens zweimal so groß sein muss wie die maximale Frequenz des Signals (siehe Gleichung 5.1).

$$f_a > 2 \cdot f_{max} \quad (5.1)$$

Nach der Abtastung des Signals wird eine Quantisierung des zeitdiskreten Signals durchgeführt. Hierbei wird der Messbereich in Intervalle unterteilt und jedem dieser Intervalle wird eine Quantisierungsstufe zugeordnet. Das nun zeit- und wertdiskrete Signal (siehe Abbildung 24) wird abschließend codiert.

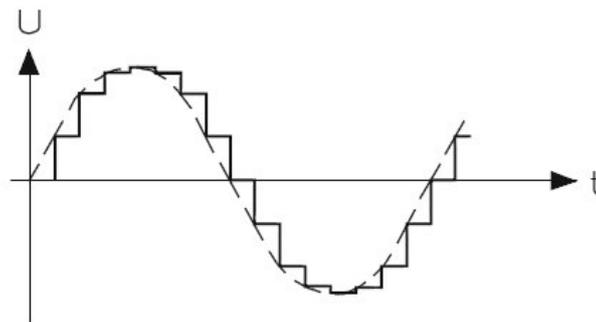


Abbildung 24: Diagramm eines wert- und zeitdiskreten Signals (Bernstein 2014)

5.1.4 Kalibrierung

Zur Darstellung des Zusammenhangs zwischen dem Wert der physikalischen Größe und dem von der Messeinrichtung ausgegebenen Wert, wird eine Kalibrierung durchgeführt. Bei der Kalibrierung der Messeinrichtung mit den Dehnmessstreifen wird eine bekannte Belastung auf das Messobjekt ausgeübt und mit dem gemessenen Wert verglichen. Die Signale der Messung werden der Belastung zugeordnet und mittels einer Kalibrierungsfunktion beschrieben.

Eine wichtige Kenngröße eines Messgerätes ist die Empfindlichkeit. Diese Empfindlichkeit wird als Verhältnis der am Messgerät aufgenommenen Veränderung der Ausgangsgröße dA zu der Änderung der Eingangsgröße dE beschrieben (Mühl 2014). Messgeräte können Messgrößen in verschiedenen Messbereichen ausgeben. Die im Messbereich auftretenden Abweichungen können mittels der in Abbildung 25 dargestellten Kennlinie beschrieben werden. Hier wird das Verhältnis des Eingangssignals zum Nenneingangssignal dem Verhältnis Ausgangssignal zu Nennausgangssignal zugeordnet. Die Darstellung 25 zeigt eine Kennlinie, in der das Messergebnis durch keine der oben genannten Einflüsse beeinträchtigt wird.

Multiplikative Einflüsse verursachen einen Anstieg der Kennlinie (siehe Darstellung 25), die sich durch eine Drehung um den Ursprung der Kennlinie äußert. Dies führt zu einer Änderung der Empfindlichkeit des Gerätes.

Ein Additiver Einfluss bewirkt eine Parallelverschiebung der Kennlinie, sodass dadurch eine Nullpunktverschiebung auftritt.

Diese Kennlinie kann durch die oben beschriebenen Funktionen des Messverstärkers beeinflusst werden, die für das Kalibrieren der Messeinrichtung genutzt werden. Die Parallelverschiebung kann mit einem Nullabgleich behoben und die Anstiegsänderung durch die Messbereichseinstellung angepasst werden.

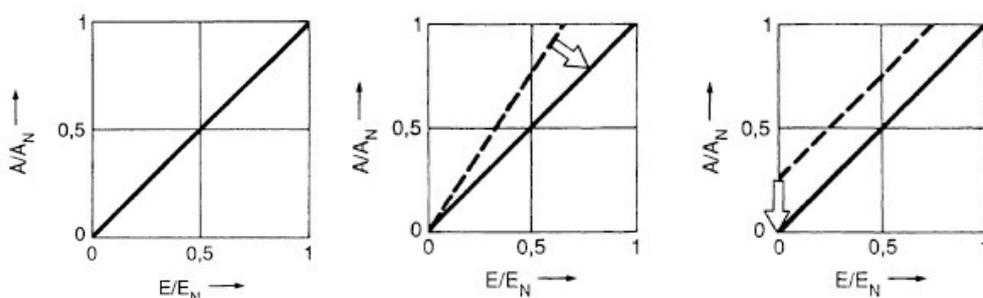


Abbildung 25: Kennlinie der Empfindlichkeit eines Messgerätes (Mühl 2014)

5.1.5 Schätzung der Messabweichung bei der Messung des Biege- und Torsionsmoments

Im Folgenden wird beschrieben, wie sich die Schätzung der Abweichung der Messwerte des Biege- und Torsionsmoments zusammensetzt.

Die Datenblätter (Anhang B. 1) der Dehnmessstreifen geben eine Abweichung durch die Querdehnung von bis zu $\pm 0,2\%$ an, weiterhin beschreiben sie eine Widerstandstoleranz bei einer Messung von $\pm 0,35\%$. Sowohl die Querdehnung als auch die Widerstandstoleranz sind multiplikative Einflüsse und werden bei der Berechnung des relativen Fehlers aufsummiert (siehe Kapitel 5.1).

Des Weiteren wird der Einfluss der Temperaturveränderung mittels einer Temperaturkurve (Anhang B. 2) beschrieben. Hier wird deutlich, dass die Temperaturänderung einen sehr geringen Einfluss auf das Messergebnis hat, wenn der superARTIS bei Temperaturen zwischen 15°C und 30°C betrieben wird. Wird der superARTIS außerhalb dieses Temperaturbereiches betrieben, kann es zu größeren Messabweichungen kommen.

Die entstandene Kalibrierungsfunktion mit dem relativen Messfehler beschreibt die Kalibrierungskurve für den Zeitpunkt der Kalibrierung. Der Einfluss des Kriechens bei dem Dehnmessstreifen ändert sich mit der Zeit, sodass in bestimmten Abständen eine erneute Kalibrierung durchgeführt werden sollte, um diese Änderung zu erfassen und zu berücksichtigen.

Die erzeugte Nullpunktverschiebung durch die mechanische Hysterese, als auch durch das Dauerschwingverhalten, kann mittels Nullabgleich zu einem Teil ausgeglichen werden. Der Teil der nicht durch den Nullabgleich berücksichtigt wird, geht in die Kalibrierungsfunktion als Parallelverschiebung der Kennlinie ein.

Weiterhin wird die Genauigkeit des DMS-Messverstärkers mit $\pm 0,05\%$ in dem zugehörigen Datenblatt angegeben und die Abweichung des Analog-Digital Umsetzer geht aus den Kalibrierungsdaten mit ca. $0,04\%$ hervor. Der relative Fehler des DMS-Messverstärkers und des Analog-Digital Wandels sind ebenfalls multiplikative Einflüsse und werden wie die Querdehnung und die Widerstandstoleranz ebenfalls in der Berechnung des relativen Fehlers aufsummiert.

Neben all den genannten Einflüssen gehen in die Kalibrierung zusätzlich Fehler der Montage ein, wie z.B. das ungenaue Aufbringen des DMS in der Richtung der Beanspruchung, sowie Fehler, die während der Kalibrierung selbst entstehen. Diese werden hier mit ca. 2% geschätzt. Ein Fehler bei den Kalibrierungen kann beispielsweise

das nicht korrekte Ablesen eines Messwertes sein. Fehler, die während der Kalibrierung entstehen, gehen mit einem Fehler von 2,3 % ein.

Weitere Einflüsse, die sich auf die Kalibrierungsergebnisse auswirken können, sind beispielsweise Kräfteinwirkungen auf den Kalibrierungsaufbau. Diese Art von Abweichungen wird mit 2,4 % berücksichtigt.

Dies führt zu einer Gesamtabweichung von 7,35 %.

$$\Delta x_{MK_{ges}} = x_{Quer} + x_{\Omega} + x_{DMSVer} + x_{KalAb} + x_{AD} + x_{Mon} + x_{extF} \approx 7,35 \% \quad (5.2)$$

$$\Delta x_{MK_{ges}} = 0,2 \% + 0,35 \% + 0,05 \% + 2,31 \% + 0,04 \% + 2,4 \% + 2 \% \approx 7,35 \% \quad (5.3)$$

5.2 Messabweichung bei der Messung der Drehzahl

Die Leistung wird bei den Messdaten aus dem Produkt des Drehmoments und der Rotordrehzahl errechnet. Für die Messgenauigkeit der Leistung wird aus diesem Grund die Messabweichung der Rotordrehzahl betrachtet.

Die Rotordrehzahl wird mit zwei verschiedenen Sensoren, einem optischen Sensor mit einer Reflexionslichtschranke und einen Inkrementalen Drehgeber, gemessen.

5.2.1 Optischer Sensor mit Reflexionsschranke

Der optische Sensor mit Reflexionslichtschranken besteht aus einer Empfänger Sender Einheit und einem Reflektor ist (siehe Abbildung 26), der am Messobjekt angebracht (Bernstein 2014). Für den Sender wird herkömmlicherweise eine Leuchtdiode verwendet. Der Empfänger detektiert das Wechsellicht des Senders. Bei der Rotordrehzahlmessung des superARTIS ist der Reflektor am Rotormast befestigt. Durch das Drehen des Rotormastes wird das Licht pro Umdrehung einmal reflektiert.

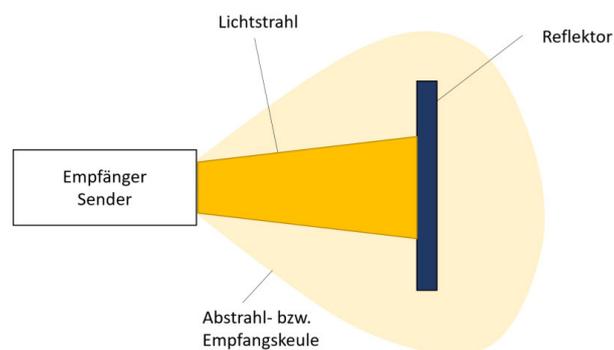


Abbildung 26: Optischer Sensor mit Reflexionslichtschranken

5.2.2 Inkrementale Drehgeber

Die Funktionsweise des inkrementalen Drehgebers basiert in der Regel auf dem Prinzip der Gabellichtschranke und einer Drehscheibe mit lichtdurchlässigen oder reflektierenden Segmenten (Bernstein 2014).

Die Gabellichtschranke ist eine Einweg-Lichtschranke, bei der Empfänger und Sender in einem geringen Abstand voneinander entfernt sind. Durch das Drehen der Scheibe entsteht ein Lichtsignal, welches abwechseln hell und dunkel ist, und vom Empfänger aufgenommen wird. Das detektierte Wechselsignal wird anschließend verstärkt und mithilfe des Schmitt-Triggers in ein rechteckiges digitales Signal umgewandelt (siehe Abbildung 27).

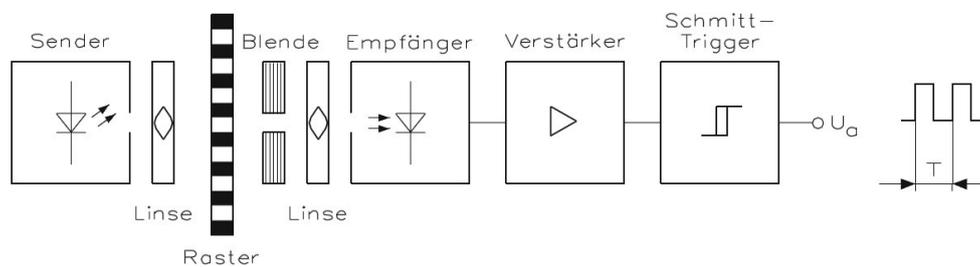


Abbildung 27: Schematische Zeichnung der Funktionsweise eines Inkrementalen Drehgebers (Bernstein 2014)

Aufgrund der Redundanz der Drehzahlmessung und der sehr geringen Abweichung der Messwerte (siehe Abbildung 28) werden die Abweichungen durch die Drehzahlmessung für die weiteren Betrachtungen vernachlässigt.

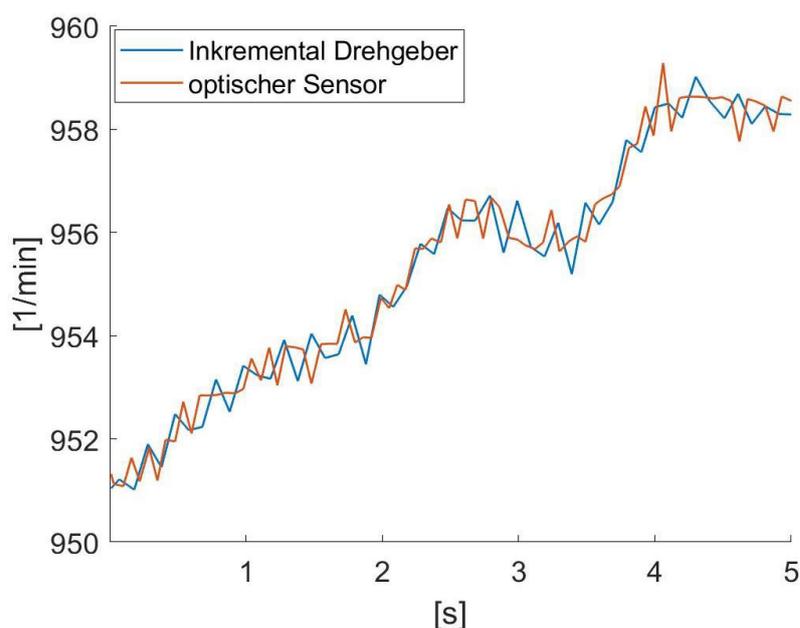


Abbildung 28: Drehzahlmessung mit einem optischen Sensor und inkrementalen Drehgeber im Vergleich

6 Datenanalyse mithilfe von Neuronalen Netzen

Für die Darstellung der Modellgenauigkeit mithilfe von Neuronalen Netzen wird zuerst der verwendete Levenberg-Marquardt Algorithmus erklärt. Anschließend wird die Ausgleichsrechnung zur Darstellung der Modellgenauigkeit anhand des HOST-Modells erläutert.

6.1 Levenberg-Marquardt Algorithmus

Für das Trainieren des Neuronalen Netzwerkes zur Bestimmung der Matrix $A_{\Delta x}$ (siehe Kapitel 3.3) wird der Levenberg-Marquardt Algorithmus angewendet. Besteht das Neuronale Netz aus nicht mehr als 100 Neuronen, so wurde gezeigt, dass dieser Algorithmus viel effizienter als andere Verfahren ist, wie z.B. das *Verfahren der Konjugierten Gradienten* oder auch die Verfahren mit verschiedenen Lernalgorithmen (Hagan et al. 1994).

Der Levenberg-Marquardt Algorithmus ist eine *Methode der nichtlinearen kleinsten Quadrate* und baut auf der „Methode der kleinsten Quadrate“ und dem Newton-Gauß Algorithmus auf. Für die Herleitung des Algorithmus wird im Folgenden auf die lineare Regressionsanalyse, das Bestimmtheitsmaß, die Methode der kleinsten Quadrate und den Gauß-Newton Algorithmus eingegangen.

Lineare Regressionsanalyse

Eine lineare Regressionsanalyse wird durchgeführt um einen Zusammenhang zwischen zwei Variablen x und y eines Datensatzes zu schätzen. Die Regressionsfunktion wird in Gleichung 6.1 dargestellt.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 \cdot X_r \quad (6.1)$$

\hat{Y} ist die Schätzung der abhängigen beobachteten Variablen Y_r , b_0 ist ein konstanter Wert, der den Schnittpunkt mit der y -Achse angibt, b_1 ist der Regressionskoeffizient (Steigung der Regressionsgeraden) und X_r ist die unabhängige Variable.

Durch die Regressionsgerade werden die Variablen Y_r angenähert. Der Abstand zwischen der geschätzten Variable \hat{Y} und dem beobachteten Y_r Wert wird Residuum r genannt und wird durch die Differenz des Abstandes des beobachteten und dem geschätzten Wert für die Anzahl K der Beobachtungen gebildet (siehe Gleichung 6.2).

$$r = y_k - \hat{y}_k \text{ mit } k = 1, 2, \dots, K \quad (6.2)$$

Die Regressionsfunktion kann unter Einbeziehung der Residuen wie folgt beschrieben werden:

$$y_k = b_0 + b_1 x_k + r \quad (6.3)$$

Das Residuum wird als Kenngröße verwendet, die zur Optimierung der Regressionsgeraden dient. Dabei wird für die Optimierung der Regressionsfunktion ein Wert, der gegen Null geht, des Residuums angestrebt (Backhaus et al. 2016).

Bestimmtheitsmaß

Das Bestimmtheitsmaß R^2 ist ein Maß zur Beschreibung der Güte der Optimierung und wird gebildet aus dem Verhältnis der Varianz der Residuen zu der Varianz der Messwerte. Der Wertebereich des Bestimmtheitsmaßes liegt zwischen 0 und 1, wobei der Wert 1 für eine hohe Güte steht.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^K e_k^2}{\sum_{k=1}^K (y_k - \bar{y})^2} \quad (6.4)$$

Die Methode der kleinsten Quadrate

Die *Methode der kleinsten Quadrate*, auch *Kleinst-Quadrat-Kriterium* genannt, ist ein statistisches Schätzverfahren. Der Ansatz für dieses Verfahren bildet Gleichung 6.5. Wird der Wert $\phi(x)$ in Gleichung 6.5 minimal, wird die Abweichung der Regressionsgeraden ebenfalls minimal zu den beobachteten Werten Y (Backhaus et al. 2016).

$$f(x) = \sum_{k=1}^K r^2 = \sum_{k=1}^K [y_k - \phi(x)]^2 \text{ mit } \phi(x) = (b_0 + b_1 x_k) \rightarrow \min \quad (6.5)$$

Für mehrdimensionale Optimierungsprobleme wird die Gleichung 6.5 erweitert, indem r als ein *Residuenvektor* $r : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ definiert wird mit:

$$r(x) = (r_1(x), r_2(x), \dots, r_m(x))^T \quad (6.6)$$

Weiterhin wird angenommen, dass $r(x)$ eine glatte Funktion und damit unendlich differenzierbar ist und für weitere Betrachtungen $n \geq m$ gilt. Zusätzlich werden die Annahmen getroffen, dass die Abweichungen r als unabhängig und gleichverteilt in einer Normalfunktion sind. Unter diesen Annahmen und Erweiterungen kann die Gleichung 6.5 mit der euklidischen Norm als $f(x) = \frac{1}{2} \|r(x)\|_2^2$ geschrieben werden (Nocedal et al. 1999). Für die Schätzung $r^2 \rightarrow \min$ wird die Gleichung $r(x)$ differenziert. Die partielle Ableitung können mittels $n \times m$ Jacobi-Matrix dargestellt werden, die wie folgt definiert ist:

$$J(x) = \begin{bmatrix} \delta r_j \\ \delta x_i \end{bmatrix}_{\substack{j=1,2,\dots,m \\ i=1,2,\dots,n}} \quad (6.7)$$

Mit der Jacobi-Matrix kann der Gradient und die Hesse-Matrix für die Funktion folgendermaßen dargestellt werden:

$$\nabla f(x) = \sum_{j=1}^m r_j(x) \nabla r_j(x) = J(x)^T r(x) \quad (6.8)$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(x) &= \sum_{j=1}^m \nabla r_j(x) \nabla r_j(x)^T + \sum_{j=1}^m r_j(x) \nabla^2 r_j(x) \\ &= J(x)^T r(x) + \sum_{j=1}^m r_j(x) \nabla^2 r_j(x) \end{aligned} \quad (6.9)$$

Für lineare Anwendungen ($\nabla^2 r_j = 0$) ist die Jacobi-Matrix konstant und die Gleichungen können reduziert werden zu:

$$f(x) = \frac{1}{2} \|Jx + r\|_2^2 \quad (6.10)$$

$$\nabla f(x) = J^T (Jx + r), \quad \nabla^2 f(x) = J^T J \quad (6.11)$$

Zur Optimierung des Abstandes r wird $\nabla f(x^*) = 0$ gesetzt, sodass die Gleichung 6.10 (oben) für jeden Wert x^* erfüllt werden muss:

$$J^T J x^* = -J^T r \quad (6.12)$$

Die Lösung des Gleichungssystems (6.12) erfolgt meist über folgenden Algorithmus (Nocedal et al. 1999):

- 1) Berechnung der Koeffizientenmatrizen $J^T J$ und $-J^T r$
- 2) Berechnung der *Cholesky Zerlegung* der symmetrischen Matrix $J^T J$

Die *Cholesky Zerlegung* ist definiert als: $J^T J = \bar{R}^T \bar{R}$, (6.13)
 dabei ist \bar{R} eine $n \times n$ obere Dreiecksmatrix.

- 3) Substitution von $J^T J$ mit den Dreiecksmatrizen $\bar{R}^T \bar{R}$ im Gleichungssystem um die Lösung für x^* zu erhalten

Der Gauß-Newton Algorithmus

Eine Methode um nichtlineare kleinste Quadrate Problemstellungen zu lösen ist die Anwendung des Gauß-Newton Algorithmus. Die Grundlage für den Gauß-Newton Algorithmus bildet das Liniensuchverfahren von Newton (Gleichung 6.14).

$$\nabla^2 f(x_k) p_k^{GN} = -f(x_k) \quad (6.14)$$

Das Liniensuchverfahren berechnet bei jeder Wiederholung eine Suchrichtung p_k und entscheidet, wie lange diese Richtung eingehalten wird. Die Wiederholungsvorschrift für allgemeine Liniensuchverfahren lautet $x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k$, wobei α_k Schrittlänge ist (Nocedal et al. 1999).

Das Liniensuchverfahren wird für den Gauß-Newton Algorithmus modifiziert, mit der Näherung $\nabla^2 f_k \approx J_k^T J_k$. Daraus ergibt sich:

$$J_k^T J_k p_k^{GN} = -J_k^T J_k \quad (6.15)$$

Aus Gleichung 6.9 und 6.15 erhält man:

$$(p_k^{GN})^T \nabla f_k = (p_k^{GN})^T J_k^T J_k p_k^{GN} = -(p_k^{GN})^T J_k^T J_k p_k^{GN} = -\|J_k p_k^{GN}\|_2^2 \leq 0 \quad (6.16)$$

Des Weiteren erhält man aus der Gleichartigkeit der Gleichungen 6.12 und 6.15, dass p_k^{GN} die Lösung der Methode der kleinsten Quadrate $\min_p \|J_k p + f_k\|_2^2$ ist.

Levenberg-Marquardt Algorithmus

Der Levenberg-Marquardt Algorithmus unterscheidet sich vom Newton-Gauß Algorithmus darin, dass anstatt eines Liniensuchverfahrens das *Trustregion-Verfahren* verwendet wird (siehe Abbildung 29). Während das Liniensuchverfahren sich darauf fokussiert die optimale Schrittweite α in einer Richtung zu finden, wird bei dem Trustregion-Verfahren die Richtung und die Schrittweite gleichzeitig ermittelt. Ist die Schrittweite bei dem Trustregion-Verfahren nicht akzeptabel, wird die Größe des Bereichs (*Trustregion*) verkleinert. Generell ändert sich die Richtung der Schrittweite, wenn sich die Größe der Trustregion verändert (Nocedal et al. 1999). Für eine sphärische Trustregion gilt die Iterationsvorschrift

$$\min_p \frac{1}{2} \|J_k p + f_k\|_2^2 \text{ in Abhängigkeit von } \|p\| \leq \Delta_k, \quad (6.17)$$

wobei Δ_k der Trustregion Radius ist. Die dazugehörige Modellgleichung lautet:

$$m_k(p) = \frac{1}{2} \|r_k\|^2 + p^T J_k^T r_k + \frac{1}{2} p^T J_k^T J_k p \quad (6.18)$$

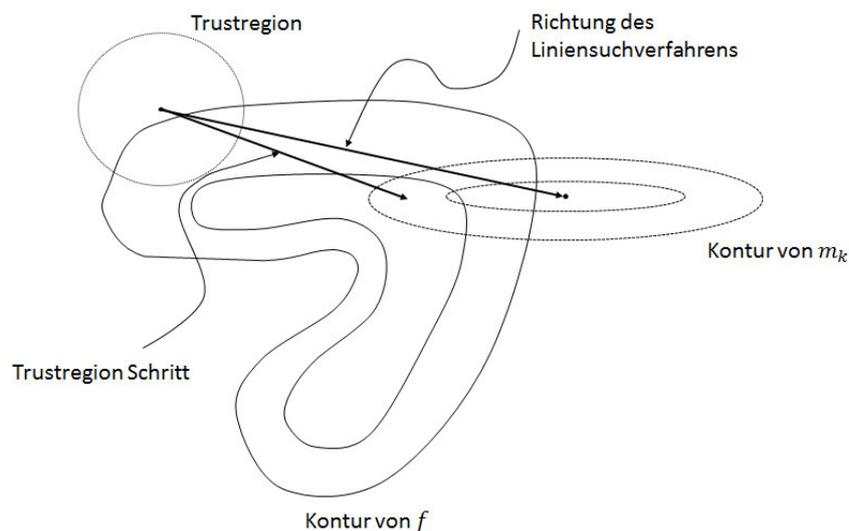


Abbildung 29: Trustregion- und Liniensuchverfahren (Nocedal et al. 1999)

6.2 Darstellung der Modellungenauigkeit des HOST-Modells

Die Darstellung der Modellungenauigkeit wird mit dem Gleichungssystem

$$\overrightarrow{\Delta y}_{Output,NN} = A_{\Delta x} \cdot \vec{x}_{Input} \text{ (Gleichung 3.1) beschrieben.}$$

Die Matrix $A_{\Delta x}$ wird mithilfe von Neuronalen Netzen ermittelt. Die Ausgleichsrechnung mittels Neuronalen Netzen eignet sich hier besonders aufgrund der mehrdimensionalen Problemstellung. Für die Analyse der Daten mit Neuronalen Netzen werden ein Vektor mit den Eingangsparametern und ein Vektor mit Ausgangsparameter aufgestellt. Die Eingangsparameter sind die folgenden physikalischen Größen, die einen großen Einfluss auf die Ausgangsgrößen haben:

- | | |
|--|---------------------------------------|
| 1) Barometrische Höhe h | 8) Kollektiv Steuereingabe δ_o |
| 2) Masse m | 9) Roll Steuereingabe δ_x |
| 3) Geschwindigkeit in x-Richtung v_x | 10) Nick Steuereingabe δ_y |
| 4) Geschwindigkeit in y-Richtung v_y | 11) Gier Steuereingabe δ_p |
| 5) Geschwindigkeit in z-Richtung v_z | |
| 6) Rollwinkel ϕ | |
| 7) Nickwinkel θ | |

Die Modellgleichungen und die Strahltheorie (siehe Kapitel 2) zeigen, welche physikalischen Größen auf die Flugphysik des unbemannten Hubschraubers einwirken. Die Flugeigenschaften des Hubschraubers verändern sich mit der Dichte und Temperatur der Luft. Die Höhe ist ebenfalls ein wichtiger Indikator. Befindet sich der Hubschrauber in Bodennähe tritt der Bodeneffekt auf, der sich auf die Flugeigenschaften auswirkt. Die Masse des Hubschraubers ist ein wichtiger Faktor für die Schuberzeugung. Ebenfalls entscheidend für die Ausgangsparameter sind die Geschwindigkeiten v_x , v_y und v_z . Diese Parameter beschreiben den Flugzustand des unbemannten Hubschraubers. Mit dem Roll- und Nickwinkel wird die Position des unbemannten Hubschraubers gegenüber der Erde angegeben. Die Roll-, Gier- und Nickrate gehen nicht in den Vektor ein, da diese bei stationären Flugzuständen konstant Null sind. Entscheidend sind die Steuereingaben der Kollektiv-, Roll-, Nick- und Giersteuerung, die maßgeblich Indikatoren für die Rotorblattanstellungen sind.

In die Ausgangsmatrix geht die Abweichung zwischen den Simulationsdaten zu den Messwerten des Biegemoments, Torsionsmoment und der Leistung ein, die aus der Sensitivitätsanalyse und der Validierung hervorgehen. Genauere Erläuterungen, wie sich diese Abweichung zusammensetzt, wird in der Auswertung (Kapitel 7.3) erläutert.

Aus diesen Betrachtungen entsteht für die Eingangsmatrix \vec{x}_{Input} eine $11 \times n$ Matrix und für die Ausgangsgrößen $\overrightarrow{\Delta y}_{Output}$ eine $3 \times n$ Matrix.

Durchführung der Datenanalyse mit Neuronalen Netzen

Die Variablen Y werden für die Datenanalyse mit neuronalen Netzen in Trainingsdaten, Validierungsdaten und Testdaten aufgeteilt. Aus den siebzehn ausgewählten Flugzuständen beschreiben pro Flugzustand jeweils fünf Variable Y_r die Modellgenauigkeit der Simulationsdaten, sodass insgesamt $Y_r = 85$ Variable zum Trainieren des Neuronalen Netzes verwendet werden. Diese werden wie folgt aufgeteilt (siehe Tabelle 6):

Tabelle 6: Aufteilung der Daten für das Training mit Neuronalen Netzen

| Art der Daten | Anteil in Prozent | Anzahl der Daten |
|-------------------|-------------------|------------------|
| Trainingsdaten | 70% | 59 |
| Validierungsdaten | 15% | 13 |
| Testdaten | 15% | 13 |

Die Trainingsdaten werden zum Trainieren des neuronalen Netzwerkes verwendet. Die Validierungsdaten dienen zur Validierung des Netzwerkes und stoppen das Training, wenn keine weitere Optimierung möglich ist. Die Testdaten gehen nicht in das Training der Daten ein, sondern werden für die unabhängige Bewertung der Güte des neuronalen Netzwerkes eingesetzt.

Die Anzahl der Neuronen in der verdeckten Schicht und die Anzahl der verdeckten Schichten können je nach Problemstellung angepasst werden. In dieser Arbeit werden 10 Neuronen in einer verdeckten Schicht verwendet. Die Schwierigkeit hierbei ist die richtige Anzahl der verdeckten Neuronen zu wählen. Es wurde festgestellt, dass mit der Steigerung der verdeckten Neuronen sich die Fehler der Trainingsdaten minimieren. Dafür erhöhen sich allerdings die Fehler bezogen auf die Testdaten (Murata et al. 1994).

Mit der Festlegung der Trainingsdaten, der Validierungsdaten, der Testdaten und der Anzahl der Neuronen kann das Training des neuronalen Netzes mit dem Levenberg-Marquardt-Algorithmus durchgeführt werden.

7 Auswertung

Die Auswertung erfolgt in fünf Schritten:

- Auswertung der Sensitivitätsanalyse (Kapitel 7.1)
- Vergleich der Ausgabe der Simulationsdaten des HOST-Modells mit den Messwerten (Kapitel 7.2)
- Validierung der Simulationsdaten mit den Messwerten (Kapitel 7.3)
- Auswertung der Trainingsergebnisse der Neuronalen Netze (Kapitel 7.4)
- Validierung der ermittelten Abweichungen durch die Neuronalen Netze anhand der Messwerte (Kapitel 7.5)

Grundlegende Angaben zur Auswertung

Aufgrund der Flettner-Rotorkonfiguration werden das Biege- und Torsionsmoment für jeden der beiden Rotoren analysiert. Hierbei ist der rechte Rotor (RR) der Rotor, der sich in Flugrichtung auf der rechten Seite des Hubschraubers befindet und der linke Rotor (LR) folglich auf der gegenüberliegenden Seite. Das Biegemoment ist im rotierenden System gemessen und auch im rotierenden Koordinatensystem von HOST ausgegeben (siehe Abbildung 30). Sowohl das Torsionsmoment, als auch die Leistung wird im rotorfesten Koordinatensystem ausgegeben. Der Azimutwinkel ψ gibt die Rotorposition an.

Die Ausgangsparameter der Trimmrechnung werden im Folgenden als stationäre Simulationsdaten und die der nichtlinearen Zeitsimulation als dynamische Simulationsdaten bezeichnet.

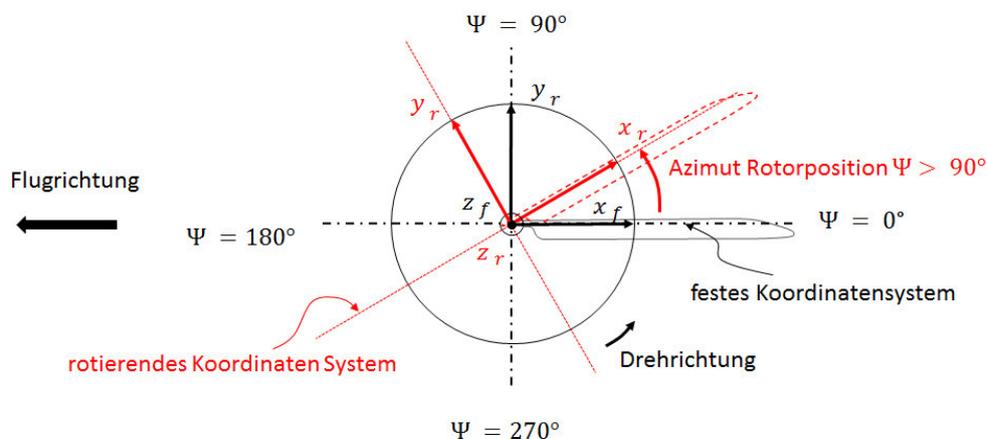


Abbildung 30: Rotierendes und festes Koordinatensystem von HOST

7.1 Auswertung der Sensitivitätsanalyse

Die Auswertung der Monte Carlo Simulation erfolgt über die Bildung des Erwartungswertes und der Standardabweichung $1,96 \sigma$ über die Stichproben $n = 150$. Die Standardabweichung von $1,96 \sigma$ ist hier und für alle folgenden Betrachtungen so gewählt worden, dass stets mit dem Erwartungswert und der Standardabweichung ($\mu + 1,96 \sigma$) 95% der Daten beschrieben werden (siehe Kapitel 4.5). Die restlichen 5% werden als Ausreißer betrachtet.

Die prozentuale Darstellung der Standardabweichung ist ausgewählt worden um die Gesamtstreuung ermitteln zu können. Wie diese ermittelt wird, wird in Kapitel 7.3 erläutert.

Es hat sich gezeigt, dass die Verwendung dieser prozentualen Darstellung bei den Erwartungswerten der Simulationsdaten, die um Null oszillieren, zu sehr hohen Prozentwerten führen kann. Für die Auswertung werden aus diesem Grund die Stichproben, deren Erwartungswert gegen Null geht, nicht betrachtet um eine repräsentative Aussage über die Standardabweichung $1,96 \sigma$ treffen zu können.

Die Standardabweichung $S_{\sigma MCS}$ wird beispielhaft in Abbildung 31 für einen Schwebeflug ($t = 189s - 194s$) aus Flug 1 gezeigt. In der Abbildung gibt die schwarze Linie den Erwartungswert der stationären Simulationsdaten des Biegemoments und der graue Bereich die Standardabweichung $1,96 \sigma$ über fünf Sekunden (fünf Rotorumdrehungen) für an.

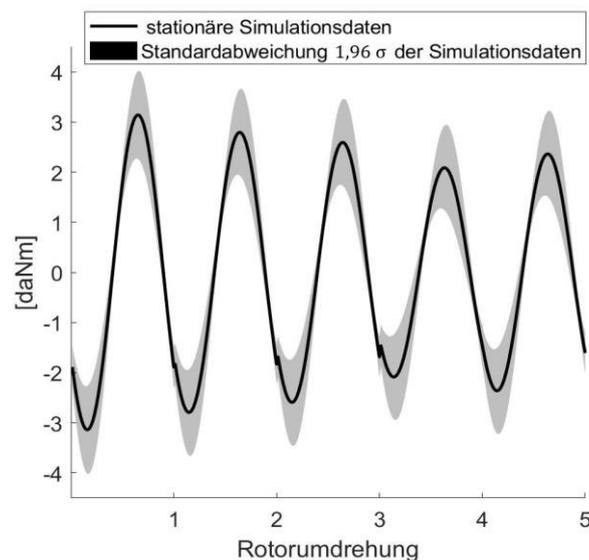


Abbildung 31: Standardabweichung der stationären Simulationsdaten des Biegemoments (RR) aus der Sensitivitätsanalyse

Für die weitere Auswertung werden nur die Werte des Biegemoments, die höchstens 10% von dem Betrag des maximalen Werts abweichen, betrachtet, da sonst der Erwartungswert gebildet über eine Rotorumdrehung im drehenden Koordinatensystem gegen Null geht.

Auf Basis der Simulationsdaten wird hier eine Abweichung des maximalen Werts von 10% gewählt (siehe Abbildung 32).

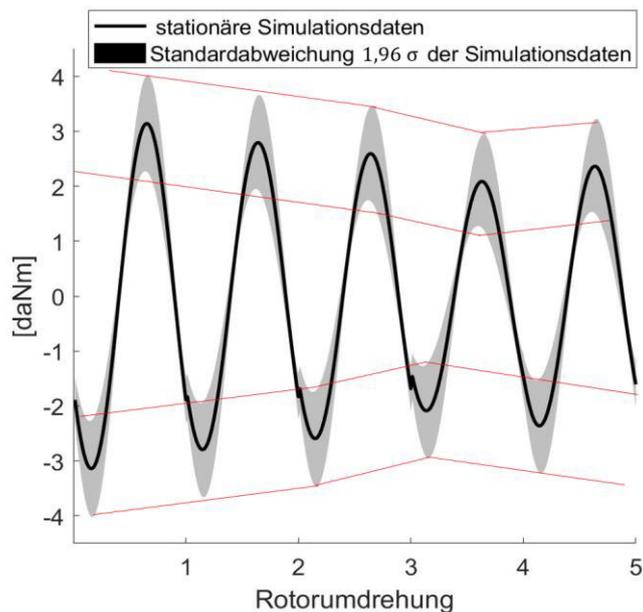


Abbildung 32: Schematische Ansicht zur Visualisierung der Betrachtung der Simulationsdaten des Biegemoments

In der Tabelle 7 sind für die Flugzustände Schwebeflug, Steigflug, Kurvenflug mit ca. 5 m/s, Vorwärtsflug mit ca. 10 m/s aus dem Flug 1, beispielhaft die maximale Standardabweichung $1,96 \sigma$ der Ausgangsparameter, die aus der Sensitivitätsanalyse hervorgehen, aufgelistet.

Bei den stationären und dynamischen Simulationsdaten der Torsionsmomente und der Leistung zeigt sich, dass die maximale Standardabweichung $S_{\sigma MCS, max}$ bei einem Kurvenflug von 5 m/s und einem Vorwärtsflug von 10 m/s im Vergleich zum Schwebeflug steigt. Die Ergebnisse bezüglich des Biegemoments zeigen hier keine klare Tendenz auf. Dies kann auf die unterschiedliche Betrachtung der Simulationsdaten, wie in Abbildung 32 gezeigt, zurückgeführt werden.

Tabelle 7: maximale Standardabweichung $S_{\sigma MCS,max}$ der Stichproben aus der Sensitivitätsanalyse

| Ausgangsparameter | stationär $S_{\sigma MCS,max,s}$ | dynamisch $S_{\sigma MCS,max,d}$ |
|---------------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| Flug 1: Schwebeflug | | |
| Biegemoment RR | 22,08 % | 3,54 % |
| Biegemoment LR | 12,67 % | 12,52 % |
| Torsionsmoment RR | 3,26 % | 3,76 % |
| Torsionsmoment LR | 3,91 % | 4,02 % |
| Leistung | 2,17 % | 2,44% |
| Flug 1: Steigflug | | |
| Biegemoment RR | 20,05 % | 6,13 % |
| Biegemoment LR | 22,46 % | 17,75 % |
| Torsionsmoment RR | 4,04 % | 3,90 % |
| Torsionsmoment LR | 4,91 % | 4,54 % |
| Leistung | 2,53 % | 2,44 % |
| Flug 1: Kurvenflug ca. 5 m/s | | |
| Biegemoment RR | 23,93 % | 8,13 % |
| Biegemoment LR | 21,00 % | 29,40 % |
| Torsionsmoment RR | 14,53 % | 25,50 % |
| Torsionsmoment LR | 23,51 % | 12,11 % |
| Leistung | 7,49 % | 9,36 % |
| Flug 1: Vorwärtsflug ca.10 m/s | | |
| Biegemoment RR | 10,55 % | 4,55 % |
| Biegemoment LR | 8,72 % | 10,27 % |
| Torsionsmoment RR | 8,51 % | 13,28 % |
| Torsionsmoment LR | 17,47 % | 14,52 % |
| Leistung | 9,40 % | 8,16 % |

7.2 Vergleich der Ausgabe der Simulationsdaten des HOST-Modells mit den Messwerten

Bei einer Trimmrechnung werden die Ausgangsgrößen des HOST-Modells für eine Rotorumdrehung ausgegeben.

Die dynamischen Ausgangsparameter werden mit einer Frequenz 199 Hz ausgegeben. Die hochfrequente Auflösung der Simulationsdaten ist so gewählt worden, um ausreichend Informationen aus den Simulationsdaten ziehen zu können.

Zusätzlich ist bei der Auswertung der Simulationsergebnisse zu beachten, dass die Simulationsdaten zu den Messwerten phasenverschoben sind. Die Rechnungen der Simulationsdaten des linken Rotors startet immer bei der Rotorposition mit dem Azimutwinkel von 0° und die des rechten Rotors bei 90° , wohingegen die Messwerte abweichende Azimutwinkel für den gleichen Zeitpunkt aufweisen.

Im Folgenden werden beispielhaft die Ausgabe der Ausgangsparameter Biegemoment, Torsionsmoment und Leistung für stationäre und dynamische Berechnungen für einen Schwebeflugzustand (Flug1) dargestellt (Abbildungen 33-38). Die Messwerte (grün) beschreiben die Ausgangsgrößen des Schwebeflugzustandes aus Flug 1, die mit stationären (schwarz) und den dynamischen (blau) Simulationsdaten angenähert werden sollen. Die in den Abbildungen 33-38 stationären und dynamischen Simulationsdaten (S_s und S_d) sind die ermittelten Erwartungswerte über die 150 Stichproben aus der Sensitivitätsanalyse. In stationären Flugzuständen sollten die Ausgangsparameter annähernd konstant über den betrachteten Zeitraum bleiben.

Vergleich der Ausgabe der Simulationsdaten des HOST-Modells mit den Messwerten des Biegemoments

In Abbildung 33 sind die Messwerte und die stationären Simulationsdaten S_s des Biegemoments (RR) für einen Schwebeflug über fünf Sekunden dargestellt. Bei dieser Darstellung ist darauf zu achten, dass die stationären Simulationsdaten für eine Rotorumdrehung berechnet werden und dementsprechend nicht direkt mit den Messdaten verglichen werden können.

Die Messwerte oszillieren im Intervall $[-5,8 \ 5,8]$ um Null. Die Oszillation um Null ist durch die Messung im drehenden Koordinatensystem bedingt. Das Fehlen der Daten im Diagramm bei 4,7 Sekunden ist auf die Bereinigung von Messausreißern zurückzuführen.

In Abbildung 34 wird das Biegemoment des rechten Rotors der dynamischen Simulationsdaten und der Messwerte für den gleichen Schwebeflug dargestellt. Auffällig ist, dass die dynamischen Simulationsdaten hochfrequenter als die Messdaten sind. Die Messwerte sind mit 12 Hz gemessen, während die Frequenz der berechneten Simulationsdaten 199 Hz beträgt. Durch die niedrige Abtastrate bei den Messwerten können die unterschiedlichen Frequenzen der Ergebnisse auf den Aliasing-Effekt zurückgeführt werden (siehe Kapitel 5.2.3).

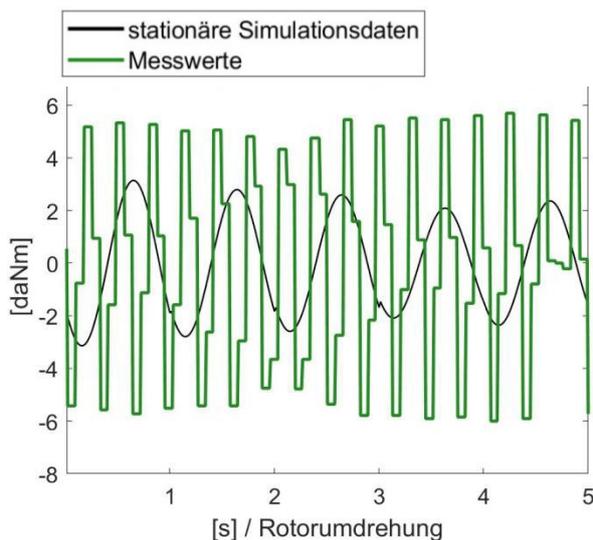


Abbildung 33: Biegemoment RR (stationär)

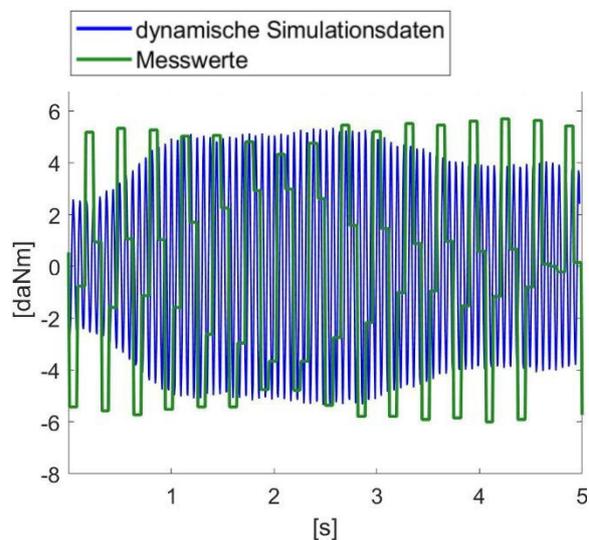


Abbildung 34: Biegemoment RR (dynamisch)

Vergleich der Simulationsdaten mit den Messwerten des Torsionsmoments

Die Messwerte des Torsionsmoments der stationären Simulationsdaten (Abbildung 35) oszillieren im Intervall [4,2 4,5]. Die Oszillation der Messwerte ist dadurch zu erklären, dass durch das Schwenken der Rotorblätter eine zusätzliche Belastung auf den Rotormast wirkt. Die stationären Simulationsdaten hingegen weisen eine Oszillation im Intervall [2,8 3,4] auf. Damit wird das Torsionsmoment von den Simulationsdaten deutlich unterschätzt.

Auch die dynamischen Simulationsdaten in Abbildung 36 unterschätzen die Messwerte. Weiterhin sind die dynamischen Simulationsdaten, wie das Biegemoment, hochfrequenter als die Messdaten. Diese voneinander abweichenden Ergebnisse können ebenfalls auf den Aliasing-Effekt zurückgeführt werden. Zudem weisen die dynamischen Daten deutliche Schwankungen auf. Ein möglicher Grund hierfür könnte ein instabiler Ausgangstrimmzustand in der nichtlinearen Zeitsimulation sein.

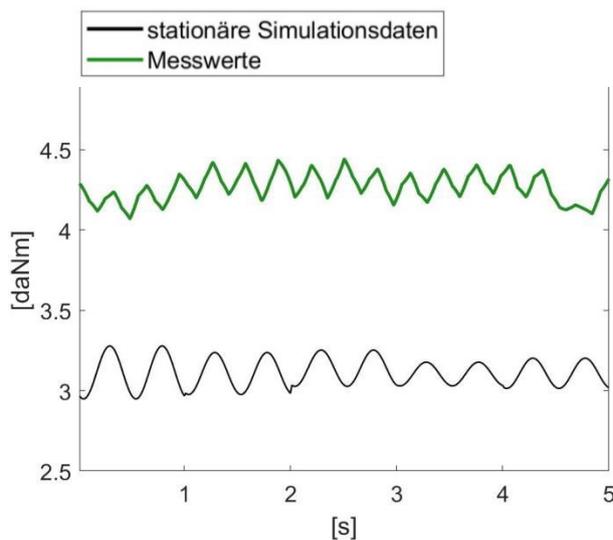


Abbildung 35: Torsionsmoment RR (stationär)

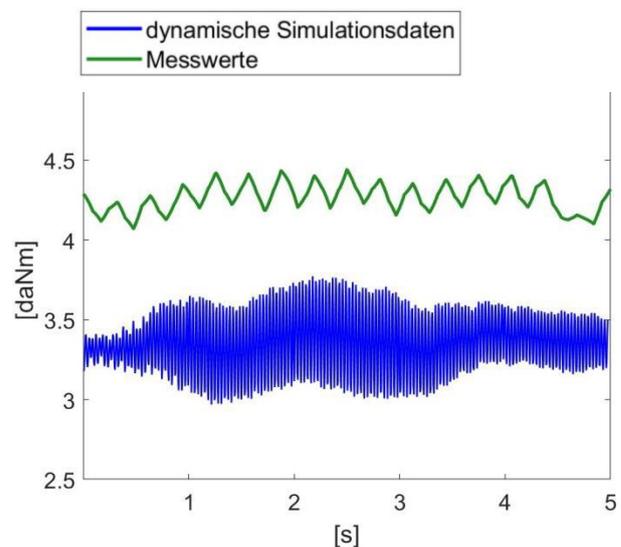


Abbildung 36: Torsionsmoment RR (dynamisch)

Vergleich der Simulationsdaten mit den Messwerten der Leistung

Die Leistung wird in den Flugversuchen nicht direkt gemessen, sondern aus dem Produkt von Drehmoment und der Drehzahl errechnet. Für den Schwebeflug ist die Drehzahl als nahezu konstant anzunehmen. Die geringen Schwankungen der Leistung der Messwerte können deshalb, wie beim Torsionsmoment, auf die Schwenkbewegung der Rotorblätter zurückgeführt werden. Die stationären Simulationsdaten unterliegen großen Schwankungen im Intervall [6,1 7,3] (siehe Abbildung 37). Die Simulationsdaten zeigen hier ein sehr instabiles Verhalten und somit große Abweichungen zu den Messdaten. Die dynamischen Simulationsdaten weisen ebenfalls große Schwankungen in der Leistung auf (siehe Abbildung 38).

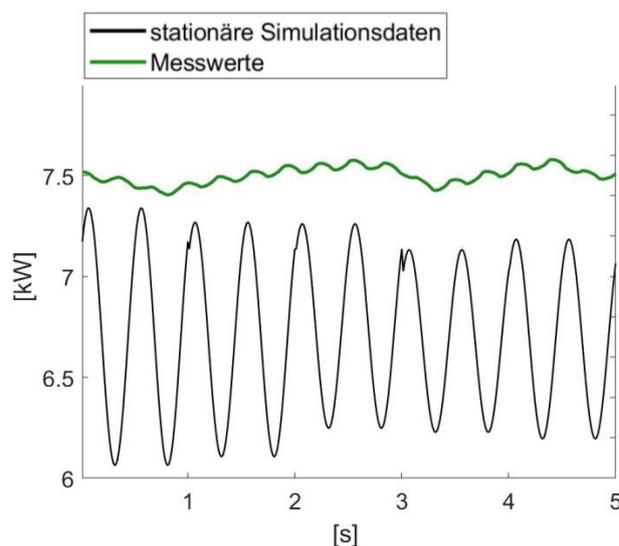


Abbildung 37: Leistung (stationär)

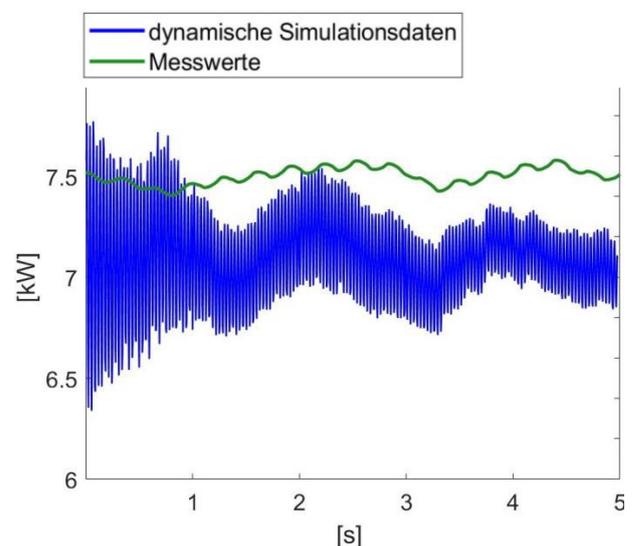


Abbildung 38: Leistung (dynamisch)

Maximale Standardabweichung der Simulationsdaten und der Messwerte des Erwartungswertes

In Tabelle 8 ist die maximale Standardabweichung $1,96 \sigma$ ($S_{\sigma, \max}$) der Simulationsdaten (S_s und S_d) und der Messwerte gemittelt über eine Sekunde exemplarisch für den Schwebeflug, den Steigflug, den Kurvenflug und dem Vorwärtsflug angegeben. Aus den Tabellen geht hervor, dass hier ebenfalls die Standardabweichung $1,96 \sigma$ der Torsionsmomente und der Leistung beim Vorwärtsflug mit ca. 10 m/s sowie beim Kurvenflug im Vergleich zum Schwebeflug zunimmt. Die geringen Abweichungen bei dem Biegemoment sind darauf zurückzuführen, dass hier nur die Streuung der Werte betrachtet wird, die höchsten 10% vom Maximalwert abweichen. X steht in der Tabelle dafür, dass keine Messwerte vorhanden sind.

Tabelle 8: Maximale Standardabweichung vom Erwartungswert der Simulationsdaten $S_{\sigma,max}$ und Messwerte $Y_{\sigma,max}$ gemittelt über eine Sekunde

| Ausgangsparameter | stationär $S_{\sigma,max,s}$ | dynamisch $S_{\sigma,max,d}$ | Messwerte $Y_{\sigma,max,M}$ |
|--|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| Flug 1: Schwebeflug | | | |
| Biegemoment RR | 3,53 % | 3,48 % | 7,47 % |
| Biegemoment LR | 3,53 % | 3,41 % | X |
| Torsionsmoment RR | 3,79 % | 7,28 % | 4,20 % |
| Torsionsmoment LR | 17,85 % | 11,98 % | 6,82 % |
| Leistung | 6,78 % | 5,23 % | 0,81 % |
| Flug 1: Steigflug | | | |
| Biegemoment RR | 3,69 % | 3,82 % | 6,90 % |
| Biegemoment LR | 3,53 % | 3,88 % | X |
| Torsionsmoment RR | 3,21 % | 5,61 % | 2,86 % |
| Torsionsmoment LR | 12,54 % | 5,53 % | 3,42 % |
| Leistung | 4,99 % | 2,57 % | 1,04 % |
| Flug 1: Kurvenflug ca. 5 m/s | | | |
| Biegemoment RR | 3,51 % | 2,99 % | 10,19 % |
| Biegemoment LR | 3,50 % | 3,92 % | X |
| Torsionsmoment RR | 19,43 % | 21,58 % | 4,47 % |
| Torsionsmoment LR | 32,55 % | 15,71 % | 13,38 % |
| Leistung | 21,36 % | 14,13 % | 1,05 % |
| Flug 1: Vorwärtsflug ca. 10 m/s | | | |
| Biegemoment RR | 3,55 % | 3,15 % | 9,29 % |
| Biegemoment LR | 3,52 % | 4,38 % | X |
| Torsionsmoment RR | 35,82 % | 48,93 % | 4,77 % |
| Torsionsmoment LR | 42,66 % | 21,20 % | 15,38 % |
| Leistung | 33,71 % | 24,02 % | 3,05 % |

7.3 Validierung der Simulationsdaten mit den Messwerten

Für die Ermittlung der Modellgenauigkeit von HOST werden zwei verschiedene Betrachtungen angestellt (Abbildung 39):

- 1) Die Abweichung $y_{\Delta Output_{1,2}}$ zwischen den Erwartungswerten der Simulationsdaten S_{μ} und den Messwerten Y_{μ} gemittelt über eine Sekunde in einem Zeitraum von fünf Sekunden.

$$y_{\Delta Output_1} = S_{\mu,s} - Y_{\mu,s} \quad (7.1)$$

$$y_{\Delta Output_2} = S_{\mu,d} - Y_{\mu,d} \quad (7.2)$$

2) Die maximale Abweichung $y_{\Delta Output_{3,4}}$ zwischen den Simulationsdaten und den Messwerten gemittelt über eine Sekunde in einem Zeitraum von fünf Sekunden. Maximal bedeutet hier, dass 95 % Werte (Standardabweichung $1,96 \sigma$) in diesem Bereich liegen. Hierbei gehen die Gesamtstreuung $S_{\sigma MCS}$ aus der Sensitivitätsanalyse und maximale Streuung der Simulationsdaten $S_{\sigma,max}$ sowie die Gesamtabweichung der Messwerte $Y_{\sigma,ges}$, gemittelt über eine Sekunde in Prozent ein.

$$y_{\Delta Output_3} = S_{\mu,s} + \frac{S_{\mu,s} * S_{\sigma,ges,s}}{100} - Y_{\mu,s} + \frac{Y_{\mu,s} * Y_{\sigma,ges,s}}{100} \quad (7.3)$$

$$y_{\Delta Output_4} = S_{\mu,d} + \frac{S_{\mu,d} * S_{\sigma,ges,d}}{100} - Y_{\mu,d} + \frac{Y_{\mu,d} * Y_{\sigma,ges,d}}{100} \quad (7.4)$$

$$\text{mit } S_{\sigma,ges,s} = S_{\sigma MCS,s} + S_{\sigma,s} , \quad (7.5)$$

$$S_{\sigma,ges,d} = S_{\sigma MCS,d} + S_{\sigma,d} , \quad (7.6)$$

$$\text{und } Y_{\sigma,ges} = \Delta x_{MK,ges} + Y_{\sigma,max} \quad (7.7)$$

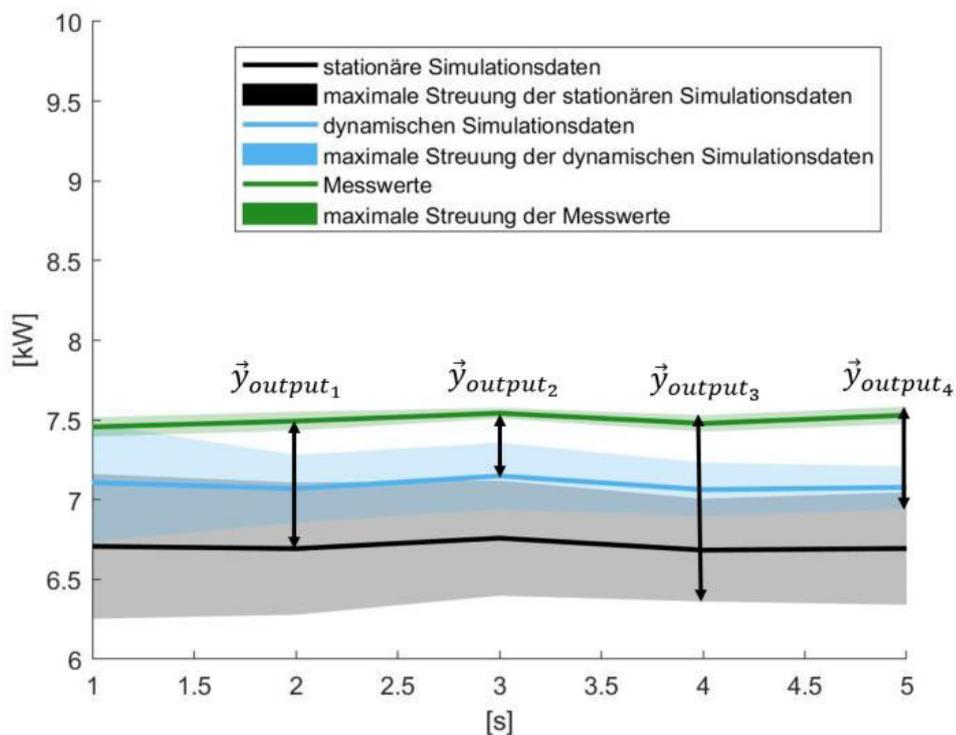


Abbildung 39: Leistung des Schwebeflugzustandes Flug 1

Hier erscheint es nicht zielführend, die Simulationsdaten direkt mit den Messwerten zu vergleichen, aufgrund der großen Schwankungen der Simulationsdaten.

Aus den Betrachtungen der Diagramme (Abbildungen 35-38) geht hervor, dass die Simulationsdaten meist um einen Mittelwert oszillieren, sodass die Bildung des Erwartungswertes hier sinnvoll erscheint.

Zusätzlich weisen die Simulationsdaten eine Phasenverschiebung auf. Wird die Phasenverschiebung behoben durch Zuordnung der Messwerte zu dem Azimutwinkel der Simulationsdaten, tritt stattdessen ein zeitlicher Verzug ein. Aufgrund der Betrachtung des Erwartungswertes und der Standardabweichung $1,96 \sigma$ hat die Phasenverschiebung geringen Einfluss auf das Ergebnis und wird daher hier vernachlässigt.

In Tabelle 9 sind die maximalen Streuungen der Simulationsdaten und Messwerte zusammengefasst, die sich aus der Sensitivitätsanalyse (Tabelle 8) und der maximalen die Streuung der stationären und dynamischen Simulationsdaten der Leistung und der Torsionsmomente im Kurvenflug und bei einem Vorwärtsflug mit 10 m/s Sekunde im Vergleich zum Schwebeflug ergeben.

Tabelle 9: maximale Streuung der Simulationsdaten $S_{\sigma,ges}$ und Messwerte $Y_{\sigma,ges}$ gemittelt über eine Sekunde

| Ausgangsparameter | stationär $S_{\sigma,ges,s}$ | dynamisch $S_{\sigma,ges,d}$ | Messwerte $Y_{\sigma,ges}$ |
|--|---------------------------------|---------------------------------|-------------------------------|
| Flug 1: Schwebeflug | | | |
| Biegemoment RR | 24,98 % | 6,67 % | 14,82 % |
| Biegemoment LR | 16,20 % | 15,64 % | X |
| Torsionsmoment RR | 7,06 % | 11,04 % | 11,55 % |
| Torsionsmoment LR | 21,77 % | 15,76 % | 14,17 % |
| Leistung | 8,95 % | 7,39 % | 8,16 % |
| Flug 1: Steigflug | | | |
| Biegemoment RR | 22,96 % | 9,07 % | 14,25 % |
| Biegemoment LR | 25,98 % | 20,62 % | X |
| Torsionsmoment RR | 7,24 % | 9,51 % | 10,21 % |
| Torsionsmoment LR | 17,45 % | 10,07 % | 10,77 % |
| Leistung | 7,52 % | 5,01 % | 8,39 % |
| Flug 1: Kurvenflug ca. 5 m/s | | | |
| Biegemoment RR | 26,81 % | 10,90 % | 17,54 % |
| Biegemoment LR | 23,92 % | 33,33% | X |
| Torsionsmoment RR | 33,96 % | 47,08 % | 11,82 % |
| Torsionsmoment LR | 55,41 % | 27,82 % | 20,73 % |
| Leistung | 28,85 % | 22,87 % | 8,40 % |
| Flug 1: Vorwärtsflug ca. 10 m/s | | | |
| Biegemoment RR | 13,81 % | 7,52 % | 16,64 % |
| Biegemoment LR | 12,24 % | 14,65 % | X |
| Torsionsmoment RR | 43,92 % | 62,20 % | 12,12 % |
| Torsionsmoment LR | 60,14 % | 35,72 % | 22,73 % |
| Leistung | 43,10 % | 29,50 % | 10,40 % |

7.4 Auswertung der Trainingsergebnisse der Neuronalen Netze

Ist das Training durch die Neuronalen Netze beendet, wird der Zusammenhang zwischen Eingangparameter und Ausgangparameter mittels eines Gleichungssystems beschrieben. Die Trainingsergebnisse für die Beschreibung der Modellgenauigkeit sind für die verschiedenen Vektoren $y_{\Delta Output_{1,2,3,4}}$ in Tabelle 10 aufgelistet.

Tabelle 10: Trainingsergebnisse der Neuronalen Netzen

| Abweichung | Anzahl der Neuronen | Daten | Bestimmtheitsmaß |
|---|---------------------|-------------------|------------------|
| stationär $y_{\Delta Output_1}$ | 10 | Trainingsdaten | 0,9965 |
| | | Validierungsdaten | 0,9791 |
| | | Testdaten | 0,9793 |
| dynamisch $y_{\Delta Output_2}$ | 10 | Trainingsdaten | 0,9370 |
| | | Validierungsdaten | 0,9044 |
| | | Testdaten | 0,9200 |
| stationär (max.) $y_{\Delta Output_3}$ | 10 | Trainingsdaten | 0,9814 |
| | | Validierungsdaten | 0,9742 |
| | | Testdaten | 0,9401 |
| dynamisch (max.) $y_{\Delta Output_4}$ | 10 | Trainingsdaten | 0,9526 |
| | | Validierungsdaten | 0,9394 |
| | | Testdaten | 0,9321 |

Die Trainingsergebnisse weisen für alle Daten ein Bestimmtheitsmaß von $R > 0,9$ auf. Damit werden alle Daten bereits sehr genau mit dem Gleichungssystem geschätzt.

Exemplarisch zur Beschreibung der Abweichung $y_{\Delta Output_1}$ werden die Regressionsdiagramme der Trainingsdaten, Validierungsdaten und Testdaten (Targets) verwendet (Abbildung 40). Die errechneten Abweichungen durch die Neuronalen Netze werden in den Diagrammen als *Output* bezeichnet. Für die anderen Abweichungen $y_{\Delta Output_{2,3,4}}$ befinden sich die Regressionsdiagramme im Anhang (A. 1, A. 2 und A. 3).

Die Trainingsdaten werden sehr genau mit einem Bestimmtheitsgrad von $R = 0,9915$ angenähert. Sowohl die Validierungsdaten als auch die Testdaten zeigen zum Teil eine größere Streuung der Daten entlang der Regressionsgeraden auf. Das spiegelt sich auch in einem geringen Bestimmtheitsmaß von $R = 0,9792$ und $R = 0,97932$ wieder. Die Regressionsdiagramme zeigen ebenfalls, dass die ermittelten Abweichungen einen linearen Zusammenhang besitzen.

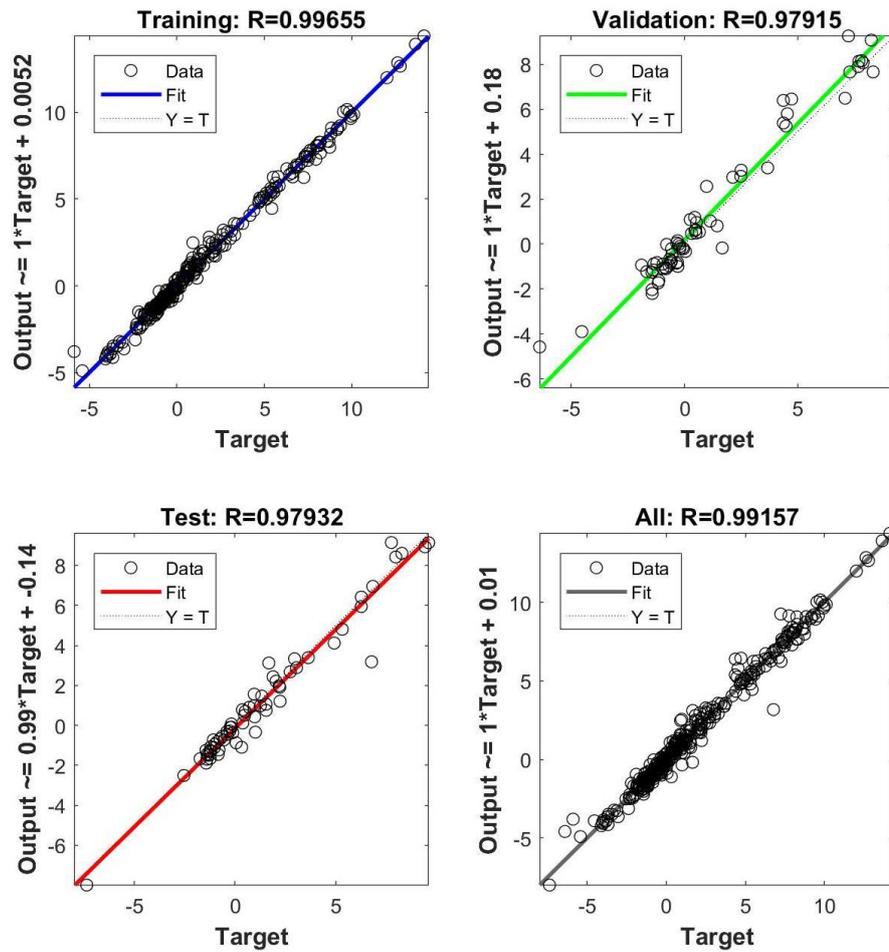


Abbildung 40: Regressionsdiagramme von $y_{\Delta Output_1}$

Einen Überblick über die Fehler (Errors) der Schätzungen wird in den Histogrammen (Abbildungen 41-44) veranschaulicht. Dort sind die Verteilungen der Trainings-, Validierungs- und Testdatenfehler, die aus der Differenz der Ausgangsparameter (Targets) und den Eingangsparameter (Inputs) errechnet werden, über die verschiedenen Fälle (Instances) dargestellt.

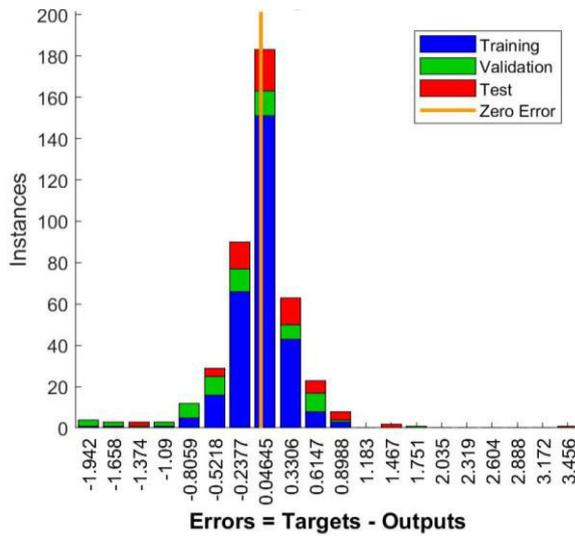


Abbildung 41: Fehlerhistogramm $y_{\Delta Output_1}$

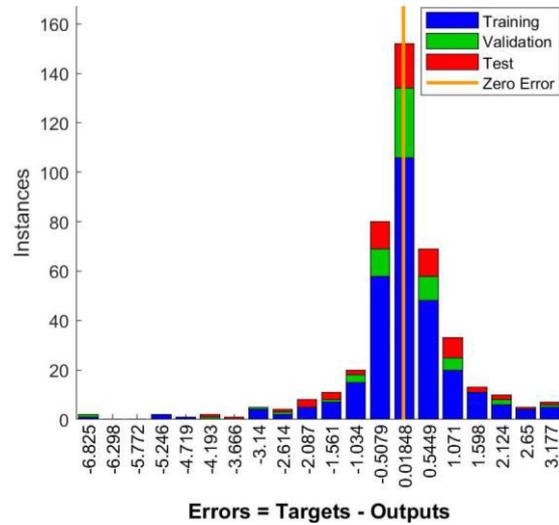


Abbildung 42: Fehlerhistogramm $y_{\Delta Output_2}$

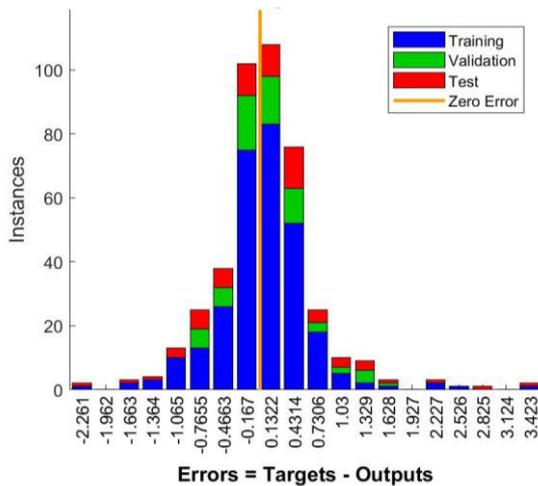


Abbildung 43: Fehlerhistogramm $y_{\Delta Output_3}$

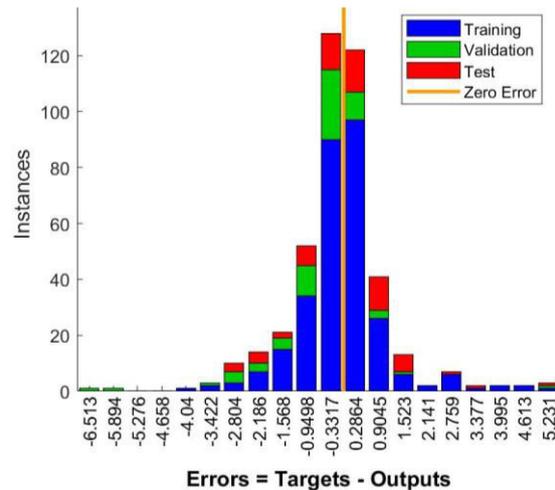


Abbildung 44: Fehlerhistogramm $y_{\Delta Output_4}$

Im Vergleich der Fehlerhistogramme weisen die Fehlerhistogramme $y_{\Delta Output_2}$ und $y_{\Delta Output_4}$ der dynamischen Simulationsdaten die breiteste Verteilung der Fehler auf. Das bedeutet, dass die errechneten Abweichungen der dynamischen Simulationsdaten fehlerbehafteter sind und somit nicht so genau die Modellgenauigkeit wie die stationären Simulationsdaten abbilden. Auch die in der Tabelle 10 aufgelisteten Bestimmtheitsmaße zeigen, dass die höchsten Abweichungen der Schätzwerte zu den Ausgangsparametern bei den dynamischen Simulationsdaten vorliegen.

7.5 Validierung der ermittelten Abweichungen durch die Neuronale Netze anhand der Messwerte

Die Messwerte (grün) sind die Zielwerte, die mit den stationären (schwarz) und dynamischen (blau) Simulationsdaten (S_s und S_d) angenähert werden sollen. Ebenfalls werden die modifizierten Simulationsdaten S_m , die sich aus den ursprünglichen Simulationsdaten $S_{s,d}$ (rot und gelb) und der berechneten Abweichung $y_{\Delta Output_{1,2,NN}}$ zusammensetzen, abgebildet (Gleichung 7.8 und 7.9). Auch werden die modifizierte maximalen stationären und dynamischen Simulationsdaten S_{mm} (lila und grau), die sich aus den ursprünglichen Simulationsdaten und der maximalen berechneten Abweichung $y_{\Delta Output_{3,4,NN}}$ ergeben, dargestellt (Gleichung 7.10 und 7.11). Zuerst wird auf die Regressionsdiagramme, in denen die modifizierten Simulationsdaten über die Messwerte dargestellt sind, eingegangen. Anschließend werden die Ergebnisse über die Geschwindigkeit (Geschwindigkeitsdiagramme) aufgezeigt.

$$S_{m,s} = y_{\Delta Output_{1,NN}} + S_s \quad (7.8)$$

$$S_{m,d} = y_{\Delta Output_{2,NN}} + S_d \quad (7.9)$$

$$S_{mm,s} = y_{\Delta Output_{3,NN}} + S_s \quad (7.10)$$

$$S_{mm,d} = y_{\Delta Output_{4,NN}} + S_d \quad (7.11)$$

7.5.1 Regressionsdiagramme

Die folgenden Abbildungen (45-50) zeigen die Regressionsdiagramme der modifizierten Simulationsdaten und der modifizierten maximalen Simulationsdaten über die Messwerte.

Mit den Darstellungen 45 und 47 wird gezeigt, dass durch die modifizierten Simulationsdaten eine genauere Schätzung der Messwerte im Vergleich zu den ursprünglichen Simulationsdaten erreicht wird.

In den Abbildungen 46 und 48 werden die modifizierten maximalen Simulationsdaten ebenfalls im Vergleich zu den ursprünglichen Simulationsdaten gezeigt. Die modifizierten maximalen Simulationsdaten sollten sich im Optimalfall oberhalb der grünen Geraden und auch oberhalb der ursprünglichen Simulationsdaten befinden.

Die aufgeteilte Darstellung der Abbildungen 46- 49 ist gewählt worden, um eine bessere Übersicht über die Datenpunkte zu erhalten.

Regressionsdiagramme des Biegemoments

Die modifizierten Simulationsdaten weisen eine genauere Schätzung der Messwerte als die ursprünglichen Simulationsdaten auf (siehe Abbildung 45). Dies zeigt sich darin, dass die modifizierten Daten zum Teil auf der Geraden oder sehr nah an der Geraden liegen. Die ursprünglichen Simulationsdaten hingegen weichen meist sehr stark von der Geraden ab.

Abbildungen 46 zeigt, dass sich die modifizierten maximalen Simulationsdaten alle oberhalb der Geraden und ebenfalls oberhalb der jeweils ursprünglichen stationären oder dynamischen Simulationsdaten befinden. Nur im Punkt $P(2,2)$ unterschätzen, sowohl die maximalen stationären als auch die dynamischen Simulationsdaten, die ursprünglichen Simulationsdaten.

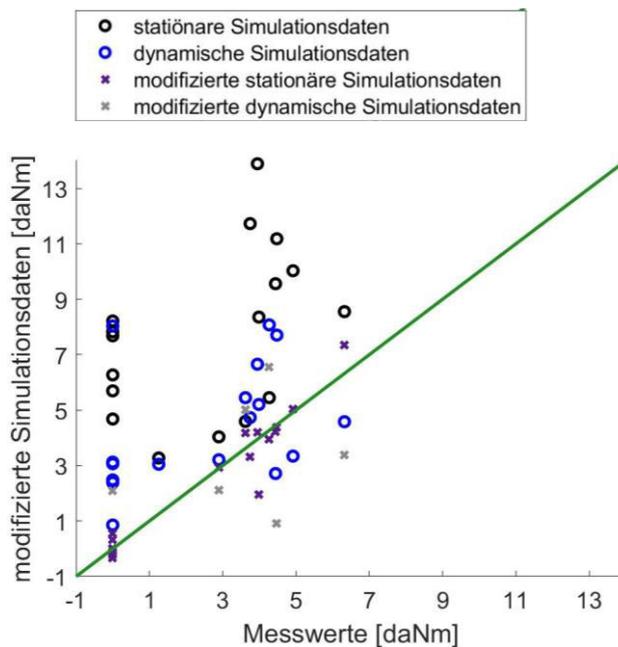


Abbildung 45: Regressionsdiagramm des Biegemoments (LR)

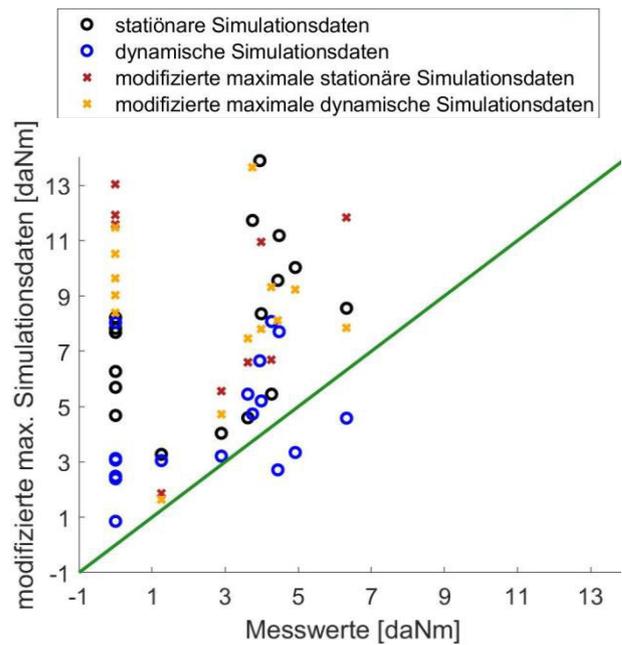


Abbildung 46: Regressionsdiagramm des Biegemoments (LR)

Regressionsdiagramme des Torsionsmoments

Wie bereits bei den Trainingsergebnissen der Neuronalen Netze festgestellt wurde, nähern die modifizierten stationären Simulationsdaten die Messwerte genauer an als die dynamischen Simulationsdaten. Dies ist in Abbildung 47 sehr deutlich zu sehen. Die stationären Simulationsdaten liegen bis auf einen Ausreißer sehr nahe an der Geraden. Dagegen unterschätzen die modifizierten dynamischen Simulationsdaten die Messwerte in den meisten Fällen. Nur in zwei Punkten, $P(2,8,2,8)$ und $P(3,3)$, nähern die modifizierten dynamischen Simulationsdaten die Messwerte sehr genau an.

Auch bei der Betrachtung des Torsionsmoments (Abbildung 48), wie bereits beim Biegemoment, liegen alle modifizierten maximalen Simulationsdaten oberhalb der Gerade und oberhalb der jeweils ursprünglichen stationären oder dynamischen Simulationsdaten.

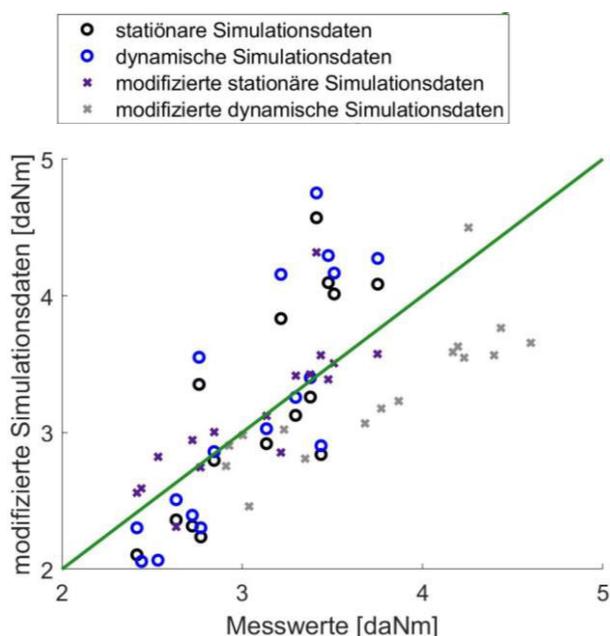


Abbildung 47: Regressionsdiagramm des Torsionsmoments (LR)

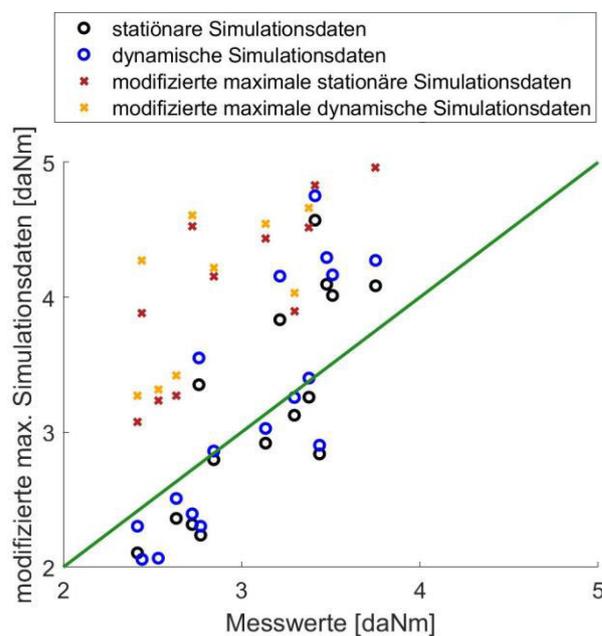


Abbildung 48: Regressionsdiagramm des Torsionsmoments (LR)

Regressionsdiagramme der Leistung

Das Regressionsdiagramm (Abbildung 49) weist insgesamt eine genauere Schätzung der Messwerte sowohl durch die modifizierten stationären als auch dynamischen Simulationsdaten im Vergleich zu den ursprünglichen Simulationsdaten auf. Dabei ist die Schätzung mit den modifizierten stationären Simulationsdaten meist die genauere Schätzung.

Die modifizierten maximalen stationären und vor allem die dynamischen Simulationsdaten streuen sehr stark entlang der Geraden, wie bereits die Trainingsergebnisse der Neuronalen Netze zeigten (siehe Abbildung 50). Die modifizierten maximalen Simulationsdaten bilden die möglichen maximalen Werte der Simulationsdaten hier nicht ausreichend ab, welches auf die starken Schwankungen der ursprünglichen Simulationsdaten zurückzuführen ist.

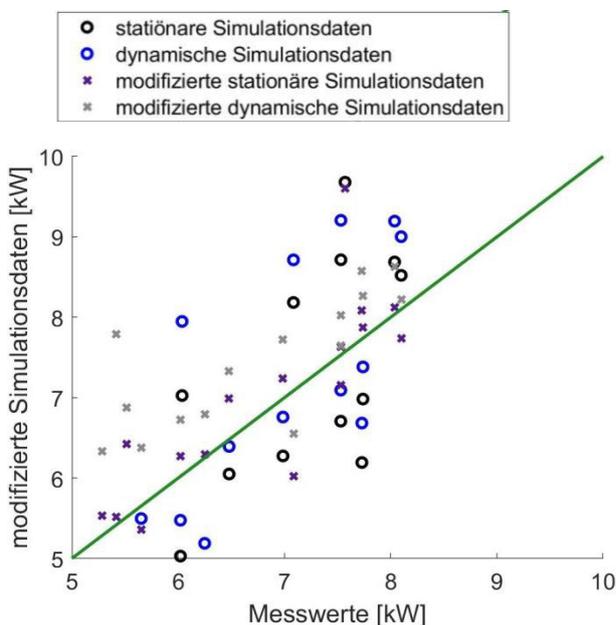


Abbildung 49: Regressionsdiagramm der Leistung (LR)

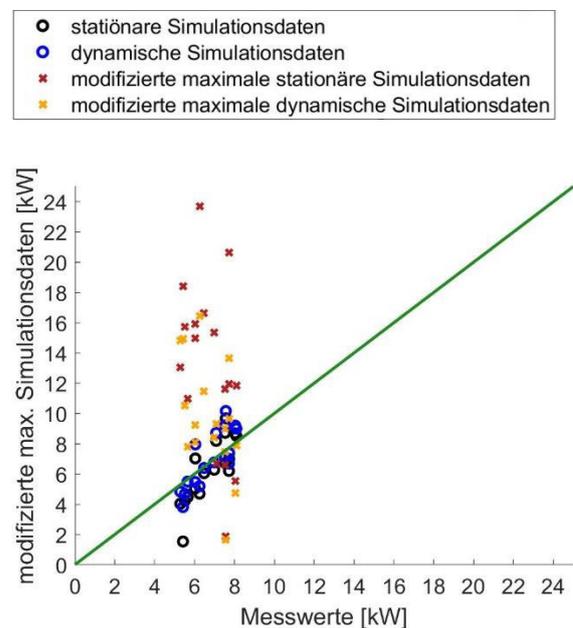


Abbildung 50: Regressionsdiagramm der Leistung (LR)

7.5.2 Geschwindigkeitsdiagramme

Die folgenden Abbildungen 51 und 52 zeigen die Ausgangsparameter Torsionsmoment (LR) und Leistung über die Vorwärtsgeschwindigkeit. Danach wird in Abbildung 53 die Steigleistung über die Vorwärtsgeschwindigkeit für die betrachteten Steigflüge und einem Schwebeflug von Flug 1 gezeigt.

In diesen Diagramme (Abbildung 51-53) geben die Kreise den Erwartungswert gemittelt über fünf Sekunde der jeweils betrachteten Flugzustände an, die Balken die dazugehörige Standardabweichung $1,96 \sigma$ und das ‚x‘ den maximalen und minimalen Wert des betrachteten Flugzustandes.

Torsionsmoment-Vorwärtsgeschwindigkeits-Diagramm

Es ist zu beobachten, dass die Messwerte des Torsionsmoments mit der Geschwindigkeit abnehmen. Die Erwartungswerte der ursprünglichen stationären als auch dynamischen Simulationsdaten zeigen ebenfalls in der Gesamtbetrachtung einen abnehmenden Verlauf. Dabei liegen die Erwartungswerte der stationären und dynamischen Ausgangssimulationsdaten nah beieinander, wobei die dynamischen Werte stets höher sind.

Weiterhin ist im Diagramm 51 zu erkennen, dass mit der Geschwindigkeit die Streuung der Daten um den Erwartungswert zunimmt. Insgesamt zeigt sich, dass die Simulationsdaten starken Schwankungen unterliegen, welches unter anderem an den maximalen stationären und dynamischen Simulationsdaten, die mit ‚x‘ gekennzeichnet sind, zu sehen ist. Trotzdem bildet der Erwartungswert eine erste Schätzung der Messwerte.

Die modifizierten stationären Simulationsdaten zeigen nur bei den Geschwindigkeiten $v_{hor} = 0 \frac{km}{h}$, $v_{hor} = 15 \frac{km}{h}$, $v_{hor} = 19 \frac{km}{h}$, $v_{hor} = 22 \frac{km}{h}$ und $v_{hor} = 52 \frac{km}{h}$ eine Verbesserung der Schätzung der Messwerte. Dagegen werden bei allen anderen Geschwindigkeiten die Messwerte über- und unterschätzt.

Somit führen die modifizierten Simulationsdaten nicht bei allen Geschwindigkeiten zu einer genaueren Schätzung der Messdaten.

Die Schätzung der oberen Grenze der maximalen Simulationsdaten ($\mu + 1,96 \sigma$) wird mit den maximalen modifizierten Simulationdaten bereits sehr gut beschrieben. Der Verlauf der stationären, als auch der dynamischen Simulationsdaten, verläuft stets über dem Balken, der die Standardabweichung $1,96 \sigma$ der Simulationsdaten angibt. Dass der

Verlauf der modifizierten maximalen Simulationsdaten nicht näher am Balken verläuft, ist darauf zurückzuführen, dass Abweichungen durch die fehlerbehafteten Eingangsparameter mit in diese Betrachtung eingehen.

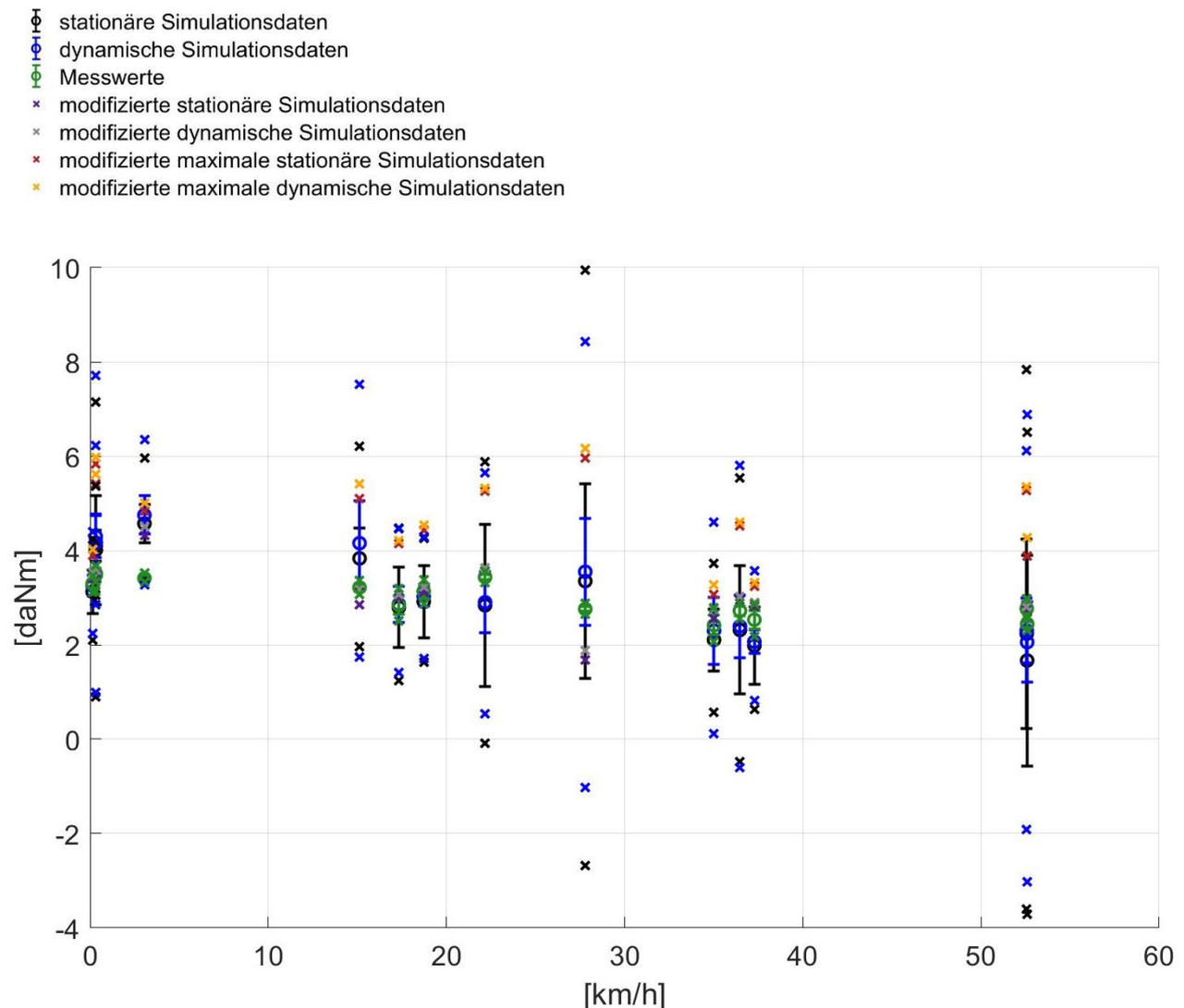


Abbildung 51: Torsionsmoment LR über die Vorwärtsgeschwindigkeit

Leistung- Vorwärtsgeschwindigkeits-Diagramm (P-v Diagramm)

Das P-v Diagramm wird häufig zur Bestimmung/Veranschaulichung von Flugbereichsgrenzen verwendet. Prinzipiell sinkt der Leistungsbedarf des Hubschraubers mit steigender Geschwindigkeit. Erst bei höheren Geschwindigkeiten nimmt der Leistungsbedarf wieder zu. Der Hauptgrund hierfür ist der ansteigende Widerstand des Hubschrauberrumpfes (Leishman 2002).

In Abbildung 52 weist das P-v Diagramm einen ähnlichen Verlauf wie das Torsionsmoment-Geschwindigkeits-Diagramm auf. Die Messwerte zeigen einen Abfall der Leistung mit zunehmender Geschwindigkeit. Dies entspricht den Erwartungen. Ebenfalls zeigen die Ausgangssimulationsdaten höhere Streuungen um den Erwartungswert bei Geschwindigkeitszunahme.

Auch hier, ähnlich wie beim Torsionsmoment, weisen die modifizierten stationären Simulationsdaten in den Geschwindigkeiten $v_{hor} = 0 \frac{km}{h}$, $v_{hor} = 22 \frac{km}{h}$, $v_{hor} = 35 \frac{km}{h}$,

$v_{hor} = 36 \frac{km}{h}$ und $v_{hor} = 52,5 \frac{km}{h}$ zu einer Verbesserung der Schätzungen auf.

Desgleichen werden auch hier die Messwerte durch die modifizierten Simulationsdaten unter- und überschätzt.

Der Verlauf der modifizierten maximalen Simulationsdaten beschreibt nicht in allen Punkten die obere Grenze ($\mu + 1,96 \sigma$), sodass auch hier nicht in allen Fällen eine genaue Schätzung der oberen Grenze vorliegt.

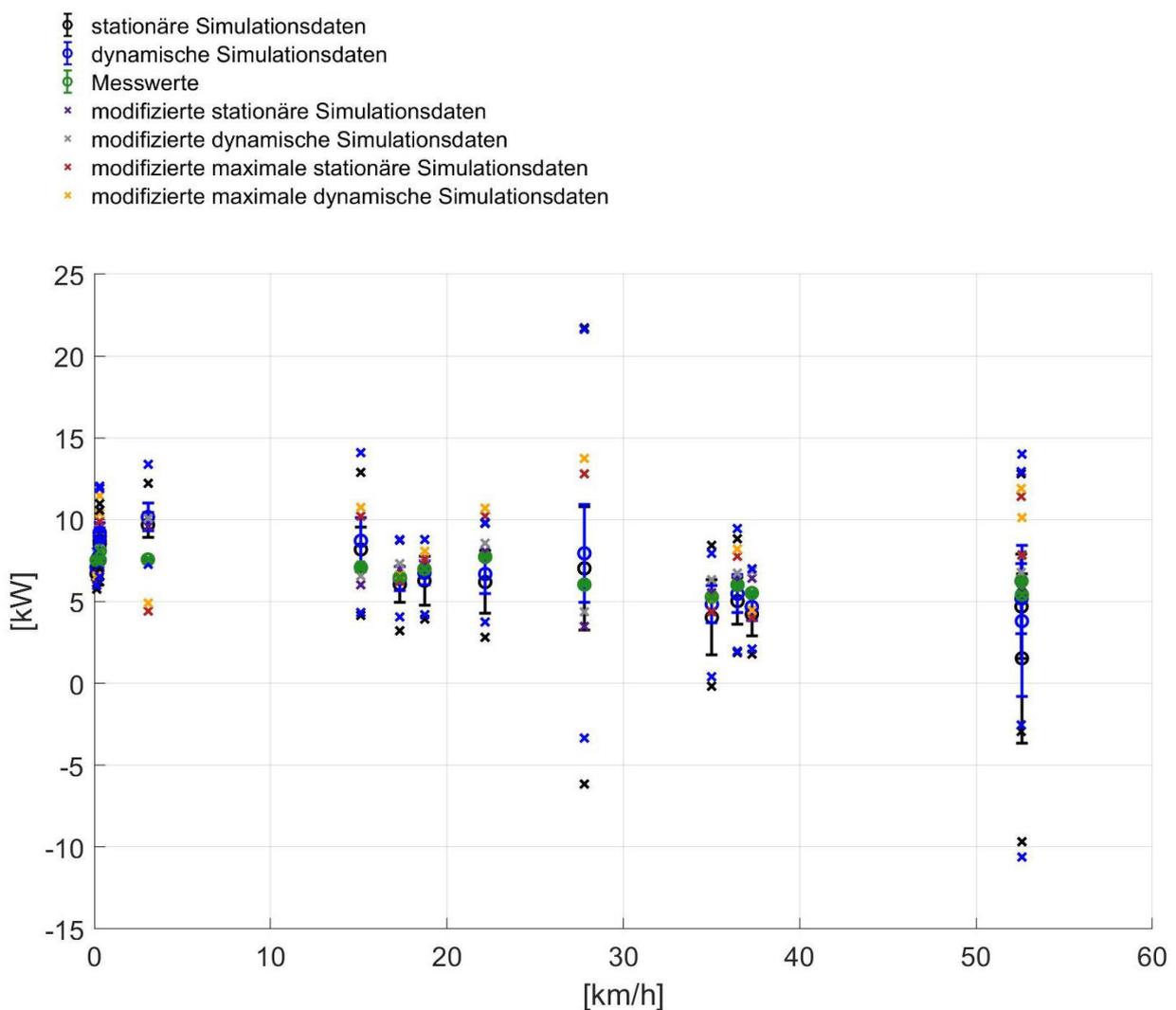


Abbildung 52: P-v Diagramm

Steigleistung-Vertikalgeschwindigkeits-Diagramm

Neben der benötigten Leistung im Vorwärtsflug ist ebenfalls die Steigleistung für die Bestimmung von Flugbereichsgrenzen von Interesse. In Abbildung 55 sind die Steigflüge aus den drei Flugversuchen dargestellt. Die Messwerte der Steigleistung zeigen, dass, wie erwartet, im Steigflug im Vergleich zum Schwebeflug eine höhere Leistung benötigt wird. Die modifizierten maximalen stationären und dynamischen Simulationsdaten unterschätzen deutlich die Messwerte bei einer Steiggeschwindigkeit von 3,53 m/s. Der Grund für die große Abweichung könnte darin liegen, dass bei dem Flugversuch eine Kollektiv Eingabe eingesteuert worden ist.

- Φ stationäre Simulationsdaten
- Φ dynamische Simulationsdaten
- Φ Messwerte
- \times modifizierte stationäre Simulationsdaten
- \times modifizierte dynamische Simulationsdaten
- \times modifizierte maximale stationäre Simulationsdaten
- \times modifizierte maximale dynamische Simulationsdaten

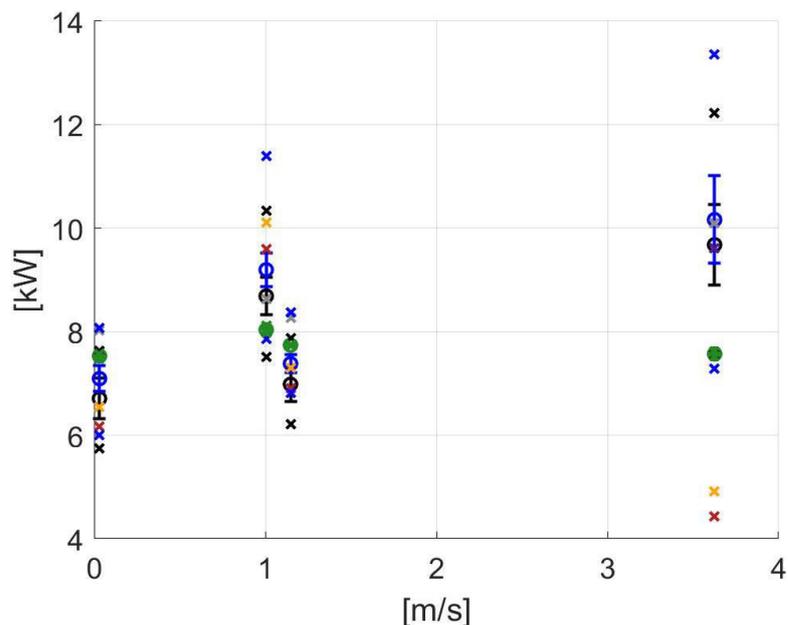


Abbildung 53: Steigleistung über die vertikale Geschwindigkeit

8 Zusammenfassung und Ausblick

Für die Ermittlung der Flugbereichsgrenzen des unbemannten Flettner-Rotor-Hubschraubers superARTIS wird das HOST-Modell eingesetzt. Um eine möglichst genaue Aussage über die Flugbereichsgrenzen treffen zu können, wird die Modellgenauigkeit des HOST-Modells bestimmt und mithilfe von Neuronalen Netzen abgebildet. Das HOST-Modell wird hierbei als Black Box angenommen.

Die Modellgenauigkeiten aufgrund von fehlerbehafteten Eingangsparameter werden mit einer Sensitivitätsanalyse ermittelt; dies geschieht mit der Monte Carlo Simulation. Die Variationen der Eingangsparameter erfolgt über das Latin Hypercube Sampling auf Basis von Flugversuchsdaten mit verschiedenen stationären Flugzuständen.

Die Ausgangsparameter des Modells, die für die Ermittlung der Flugbereichsgrenzen betrachtet werden, sind das Biegemoment und das Torsionsmoments des Rotormastes und die Leistung des unbemannten Hubschraubers. Für die Ausgangsparameter des Modells wird zum einen eine Trimmrechnung und zum anderen eine nichtlineare Zeitsimulation durchgeführt.

Für die Validierung der Simulationsdaten mit den Messwerten wird die Messgenauigkeit der Messwerte aus den Flugversuchsdaten geschätzt. Dazu wird die Messeinrichtung zur Messung der Torsions- und Biegemoment am Rotormast mittels Dehnmessstreifen betrachtet. Des Weiteren wird auf die Messabweichung der Rotordrehzahl eingegangen, die mit zwei verschiedenen Methoden gemessen wird.

Die ermittelte Modellgenauigkeit wird schließlich mithilfe von Neuronalen Netzen abgebildet. Hierbei wird mit dem Levenberg-Marquardt Algorithmus eine Ausgleichsrechnung (*data fitting*) durchgeführt.

Die Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse zeigen, dass die Streuung der Ausgangsparameter des Torsionsmoments und der Leistung durch die fehlerbehafteten Eingangsparameter im Vorwärtsflug mit der Geschwindigkeit ansteigt. Ebenfalls nimmt die Streuung der Ausgangsparameter im Kurvenflug im Vergleich zum Schwebeflug zu. Das Biegemoment hingegen zeigt keine klare Tendenz bei der Betrachtung der verschiedenen Flugzustände. Dies kann auf die andere Auswertungsmethode des Biegemoments zurückgeführt werden. Die Auswertung unterscheidet sich hier durch die Ausgabe der Simulationsdaten des Biegemoments im drehenden Koordinatensystem im Gegensatz zu den Simulationsdaten des Torsionsmoments und der Leistung im festen Koordinatensystem.

Des Weiteren weisen sowohl die stationären Simulationsdaten aus der Trimmrechnung, als auch die dynamischen Simulationsdaten der nichtlinearen Zeitsimulation oftmals große Schwankungen auf und weichen stark von den erwarteten Werten, den Messwerten aus den Flugversuchen, ab.

Für die Ermittlung der Modellungenauigkeiten werden zwei Betrachtungen angestellt. Zum einen wird die Abweichung zwischen den Erwartungswerten der Simulationsdaten und den Messwerten gemittelt über eine Sekunde betrachtet. Zum anderen wird die maximale Abweichung, die sich durch die ermittelte Gesamtstreuung der Simulationsdaten und der Messwerte ergibt, aufgezeigt.

Zur Darstellung der Modellungenauigkeit wird mit dem Neuronalen Netz ein Gleichungssystem generiert, welches die (maximale) Abweichung der Simulationsdaten in Abhängigkeit der Eingangsparameter beschreibt. Die Ergebnisse des Trainings mit den Neuronalen Netzen weisen mit einem Bestimmtheitsmaß $R > 0,9$ bereits eine sehr gute Näherung der Trainingsdaten auf. Dabei hat sich gezeigt, dass der Fehler der Näherung bei Verwendung der stationären Simulationsdaten geringer ist, als bei der Verwendung der dynamischen Simulationsdaten.

Neben der Validierung durch Trainingsdaten wird die errechnete Modellungenauigkeit auch anhand von den Messwerten aus den Flugversuchen validiert. Hierfür werden diese, aus dem von den Neuronalen Netzen generierten Gleichungssystem errechneten (maximalen) Abweichungen, auf die Simulationsdaten aufaddiert.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass durch die Darstellung der Modellungenauigkeit mithilfe von Neuronalen Netzen bereits eine genauere Schätzung der Ausgangsparameter für die stationären Flugzustände erreicht werden kann als mit den ursprünglichen Simulationsdaten. Weiterhin könnten Verbesserungen der Schätzung erreicht werden, wenn zusätzliche Flugzustände in das Neuronale Netz eingegeben werden.

Weitere Optimierungen könnten durch die Erhöhung der Anzahl der verwendeten verdeckten Schichten und Neuronen erreicht werden.

Des Weiteren, je größer die Auswahl der stationären Flugzustände, desto besser lässt sich für verschiedene Flugzustände die Modellungenauigkeit mit dem Neuronalen Netz darstellen.

Neben den möglichen Optimierungen des Trainings mit dem Neuronalen Netz, ist ebenfalls die Qualität und die Auswahl der Flugzustände ein Faktor, die sich auf die Darstellung der Modellungenauigkeit auswirken.

Die Ergebnisse haben gezeigt, dass durch die Darstellung der Modellungenauigkeit mithilfe der Neuronale Netze durchaus eine Verbesserung der Schätzung der Messwerte erreicht werden kann. Durch weiteres Training mit verschiedenen Flugzuständen kann die Güte der Darstellung der Modellungenauigkeit erhöht werden.

Literaturverzeichnis

- Backhaus et al. 2016** Klaus Backhaus, Bernd Erichson, Wulff Plinke, Rolf Weiber: *Multivariate Analysemethoden*. Berlin Heidelberg: Springer, 2016.
- Benoit et al. 2000** Bernard Benoit, André-Michel Dequin, Konstantin Kampa, Wolfgang von Grünhagen, Pierre-Marie Basset, Bernard Gimonet:
HOST, A General Helicopter Simulation Tool for Germany and France.
The American Helicopter Society, 2000.
- Bernstein 2014** Herbert Bernstein: *Messelektronik und Sensoren*.
Wiesbaden: Springer, 2014.
- Bradly et al. 1990** R.Bradly, G.D. Padfield, D.J. Murray-Smith, D.G.Thomson:
Validation of helicopter mathematical models. Trans inst MC
Vol 12 No 4, 1990.
- Coates 2004** Steve Coates: *Deutsche Hubschrauber*. Motorbuch Verlag,
2004.
- Gentle et al. 2012** James E. Gentle, Wolfgang Karl Härdle, Yuichi Mori:
Handbook of Computational Statistics. Berlin Heidelberg:
Springer, 2012.
- Gentle 2002** James E. Gentle: *Elements of Computational Statistics*.
Berlin Heidelberg: Springer, 2002.
- Hagan et al. 1994** Martin T. Hagan, Mohammad B. Menhaj: *Training
Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm*. IEEE
Transaction on Neuronal Network Vol. 5, No. 6, 1994.
- Helton et al. 2003** J.C.Helton, F.J.Davis: *Latin hypercube sampling and the
propagation of uncertainty in analyses of complex systems*,
Elsevier, 2003.
- Keil 2017** Stefan Keil: *Dehnmessstreife*. Wiesbaden: Springer, 2017.
- Kroese et al. 2011** Dirk P. Kroese, Thomas Taimre, Zdravko I. Botev:
Handbook of Monte Carlo Methods. New Jersey: John
Wiley&Sons,Inc., 2011.
- Leishman 2002** J. Gordon Leishman: *Principles of Helicopter Aerodynamics*.
Cambridge University Press, 2002.

- Lerch 2016** Reinhard Lerch: *Elektrische Messtechnik*. Berlin Heidelberg: Springer, 2016.
- McKay et al. 1979** M.D.McKay, R.J. Beckman, W.J. Conover: *A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output From a Computer Code*. American Society for Quality, 1979.
- Mettler 2003** Bernard Mettler: *Identification Modeling and Characteristics of Miniatur Rotorcraft*. New York: Springer Science+Business Meia, 2003.
- Minasny et al. 2006** Budiman Minasny, Alex B. McBratney: *A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information*. Elsevier, 2006.
- Murata et al. 1994** Noburu Murata, Shuji Yoshizawa, Shun-ichi Amari: *Network Information Criterion-Determining the Number of Hidden Units for an Artificial Neural Network Model*. IEEE Transaction on Neural Network Vol. 5., No. 6, 1994.
- Mühl 2014** Thomas Mühl: *Einführung in die elektrische Messtechnik*. Wiesbaden: Springer, 2014.
- Nocedal et al. 1999** Jorge Nocedal, Stephen J. Wright: *Numerical Optimization*. New York: Springer, 1999.
- Padfield 1996** Gareth D.Padfield: *Helicopter Flight Dynamics*. Blackwell Science Ltd, 1996.
- Padfield et al. 1996** Gareth D.Padfield, Andre-Michel Dequin, David Haddon, Konstation Kampa, Pierre-Marie Basset, Wolfgang von Grünhagen, Henk Haverdings, Andrew T. McCallum: *Predicting Rotorcraft Flying Quality through Simulation Modelling*. Garteur AG06, 1996.
- Puente León 2015** Fernando Puente León: *Messtechnik*. Berlin Heidelberg: Springer, 2015.
- Roy et al. 2011** Christopfer J.Roy, William L. Oberkampf: *A comprehensive framework for verification, validation, and uncertainty quantification in scientific computing*. Elsevier, 2011.
- Stein 1987** Michael Stein: *Large Sample Properties of Simulations Using Latin Hypercube Sampling*. American Statistical Association and the American Society for Quality Control, 1987.

- Strickert et al. 2015** G. Strickert, J. Binger, J. Dauer, A. Voigt, A. Krenik. *Fast Rotorcraft RPA II*. Technical Report, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), 2015.
- Van der Wall 2015** Berend Gerdes van der Wall: *Grundlagen der Hubschrauber-Aerodynamik*. Berlin Heidelberg: Springer, 2015.

Anhang

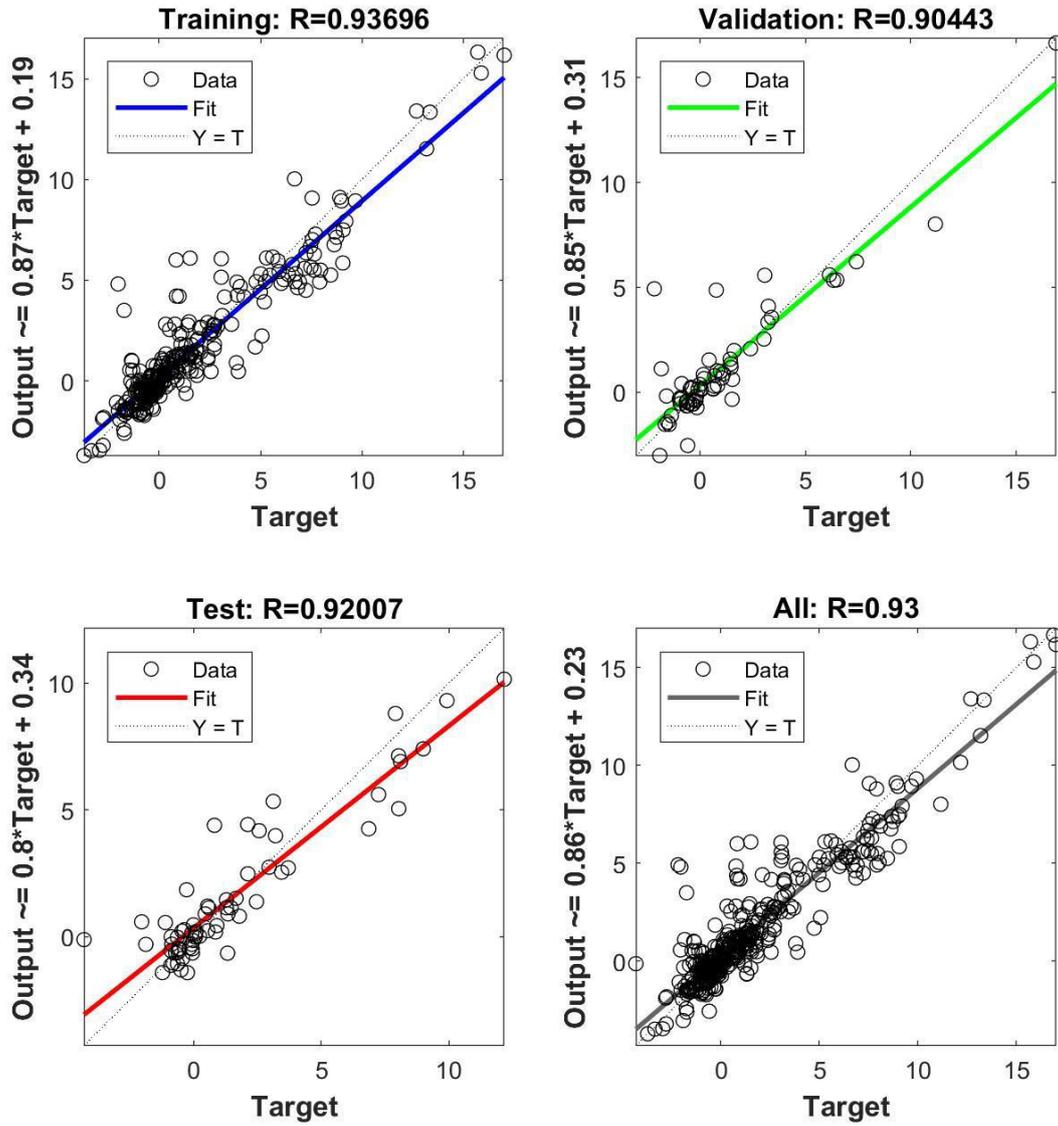


Abbildung 54: A. 1 Regressionsdiagramme von $y_{\Delta Output_2}$

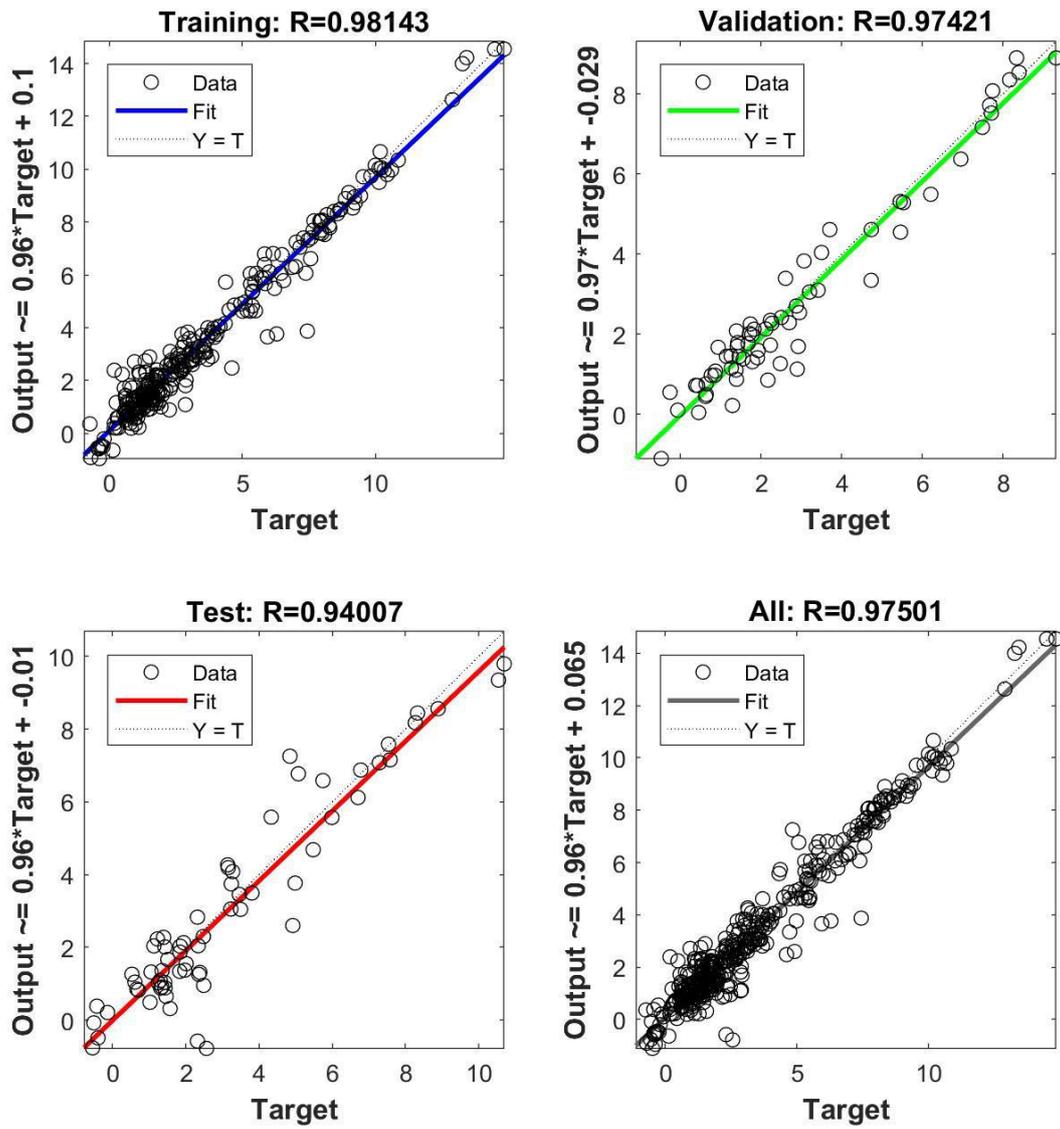


Abbildung 55: A. 2 Regressionsdiagramme von $y_{\Delta \text{Output}_3}$

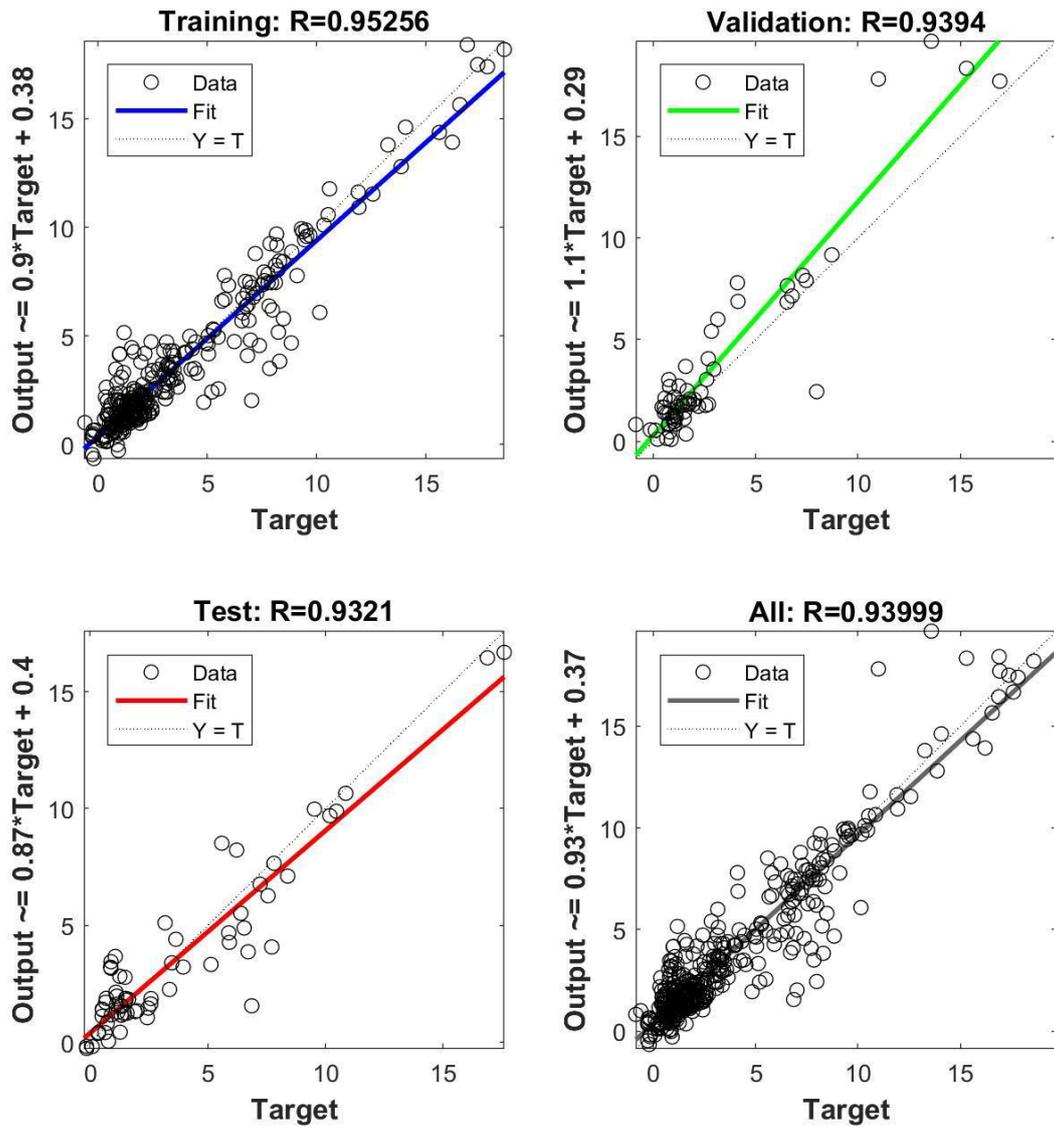


Abbildung 56: A. 3 Regressionsdiagramme von $y_{\Delta Output_4}$

| Technische Daten – Serie Y | | |
|---|------------------------|---|
| DMS-Konstruktion Messgitter Werkstoff Dicke | μm | Folien-DMS mit eingebettetem Messgitter Konstantanfolie ca. 3,8 oder 5, je nach DMS-Typ |
| Träger Werkstoff Dicke | μm | Polyimid 45 \pm 10 |
| Abdeckung Werkstoff Dicke | μm | Polyimid 25 \pm 12 |
| Anschlüsse bei DMS ohne Anschluss-Bändchen | | nickelplattierte Cu-Bänder, ca. 30 mm lang integrierte Lötflächen, ca. 1,5 mm lang, ca. 1,6 ... 2,2 mm breit zugentlastete Lötflächen aus Kupfer-Beryllium |
| Nennwiderstand | Ω | 120, 350, 700 oder 1000, je nach DMS-Typ |
| Widerstandstoleranz ⁽²⁾ | % | $\pm 0,3$ ohne; $\pm 0,35$ mit Anschlussbändern |
| k-Faktor | | ca. 2 |
| Nennwert des k-Faktors | | auf jeder Packung angegeben |
| k-Faktor-Toleranz bei $\leq 1,5$ mm Messgitterlänge | % | $\pm 1,5$ |
| bei ≥ 3 mm Messgitterlänge | % | ± 1 |
| Temperaturkoeffizient des k-Faktors | 1/K | ca. $(115 \pm 10) \cdot 10^{-6}$ |
| Nennwert des Temperaturkoeffizienten des k-Faktors | | auf jeder Packung angegeben |
| Referenztemperatur | $^{\circ}\text{C}$ | 23 |
| Gebrauchstemperaturbereich | $^{\circ}\text{C}$ | -70 ... + 200 |
| für statische, d.h. nullpunktbezogene Messungen | $^{\circ}\text{C}$ | -200 ... + 200 |
| für dynamische, nicht nullpunktbezogene Messungen | | |
| Querempfindlichkeit bei Referenztemperatur unter Verwendung von Klebstoff Z 70 am DMS-Typ LY11-6/120 | % | auf jeder Packung angegeben -0,1 |
| Temperaturgang | | auf jeder Packung angegeben |
| Temperaturgang nach Wahl angepasst an Wärmeausdehnungskoeffizienten | | |
| α für ferritischen Stahl | 1/K | $10,8 \cdot 10^{-6}$ |
| α für Aluminium | 1/K | $23 \cdot 10^{-6}$ |
| α für Kunststoff | 1/K | $65 \cdot 10^{-6}$ |
| α für austenitischen Stahl | 1/K | $16 \cdot 10^{-6}$ |
| α für Titan | 1/K | $9 \cdot 10^{-6}$ |
| α für Molybdän | 1/K | $5,4 \cdot 10^{-6}$ |
| α für Quarzglas/Komposit | 1/K | $0,5 \cdot 10^{-6}$ |
| Toleranz des Temperaturgangs | 1/K | $\pm 0,3 \cdot 10^{-6}$ |
| Anpassung des Temperaturgangs im Bereich ⁽³⁾ | $^{\circ}\text{C}$ | -10 ... + 120 |
| Mechanische Hysterese ⁽¹⁾ bei Referenztemperatur und Dehnung $\epsilon = \pm 1000 \mu\text{m}/\text{m}$ am DMS-Typ LY11-6/120 | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 1 |
| bei 1. Belastungszyklus und Klebstoff Z 70 | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 0,5 |
| bei 3. Belastungszyklus und Klebstoff Z 70 | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 2,5 |
| bei 1. Belastungszyklus und Klebstoff X 60 | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 1 |
| bei 3. Belastungszyklus und Klebstoff X 60 | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 1 |
| Maximale Dehnbarkeit ⁽¹⁾ bei Referenztemperatur unter Verwendung von Klebstoff Z 70 am DMS-Typ LY11-6/120 | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 50 000 ($\Delta 5$ %) |
| Dehnungsbetrag ϵ bei positiver Richtung | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 50 000 ($\Delta 5$ %) |
| Dehnungsbetrag ϵ bei negativer Richtung | $\mu\text{m}/\text{m}$ | 50 000 ($\Delta 5$ %) |
| Dauerschwingverhalten ⁽¹⁾ bei Referenztemperatur unter Verwendung von Klebstoff X 60 am DMS-Typ LY61-6/120 | | |
| Erreichbare Lastspielzahl L_W bei | | $\gg 10^7$ (Prüfung wurde bei 10^7 abgebrochen) |
| Wechseldehnung $\epsilon_W = \pm 1000 \mu\text{m}/\text{m}$ und Nullpunktänderung $\epsilon_m \Delta \leq 300 \mu\text{m}/\text{m}$ $\epsilon_m \Delta \leq 30 \mu\text{m}/\text{m}$ | | $> 10^7$ (Prüfung wurde bei 10^7 abgebrochen) |
| Kleinster Krümmungsradius längs und quer bei Referenztemperatur bei DMS mit Anschlussbändern | mm | 0,3 |
| bei DMS mit integrierten Lötflächen im Bereich des Messgitters | mm | 0,3 |
| im Bereich der Lötflächen | mm | 2 |
| Verwendbare Befestigungsmittel kalt härtende Klebstoffe | | Z 70; X 60; X 280 EP 150; EP 310S |
| heiß härtende Klebstoffe | | |

⁽¹⁾ Die Daten sind abhängig von den verschiedenen Parametern der Installation und deshalb nur für repräsentative Beispiele angegeben.

⁽²⁾ Bei Messgitterlängen von 0,3 und 0,6 mm kann der Nennwiderstand um $\pm 1\%$ abweichen. Für die Typen LY51/LY5x beträgt die Abweichung $\pm 0,75\%$. Bei XY9x, RY9x sowie bei den KY-Typen (pro Kette) $\pm 0,5\%$

⁽³⁾ Die Anpassung an Kunststoff (Kennziffer 8) ist nur im Temperaturbereich -10...+50 $^{\circ}\text{C}$ möglich

Abbildung 57: B. 1 Technische Daten DMS



**Dehnungsmessstreifen
Strain gages
Jauges d'extensométrie**

Bestellnummer
Order No.
No. de référence

1-DY11-3/350



Typ
Type

3/350 DY11



Stückzahl
Contents
Quantité

5



Temperaturkoeffizient
des k-Faktors
Temperature coefficient
of gage factor
Coefficient de température
du facteur k

93 ±10 [10⁻⁶ / K]

(-10°C ... +45°C)

Folienlos
Foil lot
Lot de la feuille

A417/16



Herstellungslös
Production batch
Lot de fabrication

812065386



Daten / Data / Données



Widerstand
Resistance
Résistance

350 Ω ±0.35 %

k-Faktor
Gage factor
Facteur k

2.04 ±1.0 %



Querempfindlichkeit
Transverse sensitivity
Sensibilité transverse

0.2 %

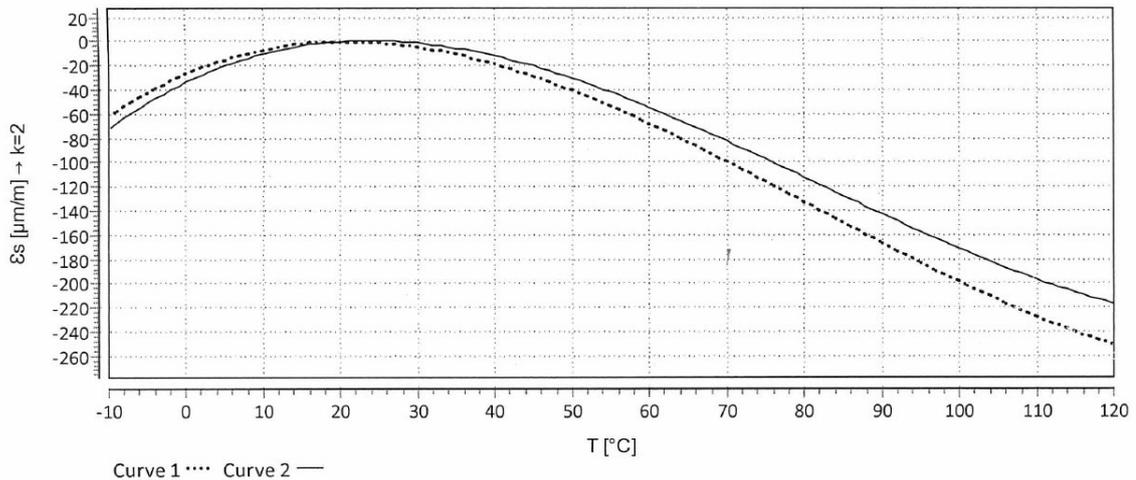


Temperaturkompensation: Ferritischer Stahl mit
Temperature compensation: steel with
Compensation de température: acier avec

α = 10.8 [10⁻⁶ / K]

Maximale Brückenspeisespannung
maximal bridge excitation voltage
tension d'alimentation de pont maxi

9.0 V



$$\epsilon_s(T) = -26.73 + 2.70 * T - 7.49E-02 * T^2 + 3.07E-04 * T^3 \pm (T-20) * 0.30 [\mu\text{m/m}] + 0.01140 * L * (T-20) [\mu\text{m/m}]$$

Alle technischen Daten nach DIN EN 60106, bei Beachtung der angegebenen Toleranzangaben
auch nach VDI/VDE 2635. Geben Sie bei Rückfragen bitte Bestellnummer und Herstellungslös
an.

Temperaturgang der Dehnungsmessstreifen bei Applikationen mit oben angegebenen
Wärmeausdehnungskoeffizienten α. Gemessen bei kontinuierlicher Temperaturänderung.

Kennlinie 1: DMS ohne Anschlussbändchen.

Abbildung 58: B. 2 Temperaturkurve des Dehnungsmessstreifens



Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung einer Abschlussarbeit

Gemäß der Allgemeinen Prüfungs- und Studienordnung ist zusammen mit der Abschlussarbeit eine schriftliche Erklärung abzugeben, in der der Studierende bestätigt, dass die Abschlussarbeit „– bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit [(§ 18 Abs. 1 APSO-TI-BM bzw. § 21 Abs. 1 APSO-INGI)] – ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt wurden. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich zu machen.“

Quelle: § 16 Abs. 5 APSO-TI-BM bzw. § 15 Abs. 6 APSO-INGI

Dieses Blatt, mit der folgenden Erklärung, ist nach Fertigstellung der Abschlussarbeit durch den Studierenden auszufüllen und jeweils mit Originalunterschrift als letztes Blatt in das Prüfungsexemplar der Abschlussarbeit einzubinden.

Eine unrichtig abgegebene Erklärung kann -auch nachträglich- zur Ungültigkeit des Studienabschlusses führen.

Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung der Arbeit

Hiermit versichere ich,

Name: Martini

Vorname: Tanja

dass ich die vorliegende Masterarbeit bzw. bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit – mit dem Thema:

Entwicklung eines Modellierungsansatzes zur Darstellung der Modellgenauigkeit des flugmechanischen Modells eines unbemannten Forschungshubschraubers

ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

- die folgende Aussage ist bei Gruppenarbeiten auszufüllen und entfällt bei Einzelarbeiten -

Die Kennzeichnung der von mir erstellten und verantworteten Teile der -bitte auswählen- ist erfolgt durch:

Braunschweig

Ort

08.05.2018

Datum

Unterschrift im Original



Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung einer Abschlussarbeit

Gemäß der Allgemeinen Prüfungs- und Studienordnung ist zusammen mit der Abschlussarbeit eine schriftliche Erklärung abzugeben, in der der Studierende bestätigt, dass die Abschlussarbeit „– bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit [(§ 18 Abs. 1 APSO-TI-BM bzw. § 21 Abs. 1 APSO-INGI)] – ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt wurden. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich zu machen.“

Quelle: § 16 Abs. 5 APSO-TI-BM bzw. § 15 Abs. 6 APSO-INGI

Dieses Blatt, mit der folgenden Erklärung, ist nach Fertigstellung der Abschlussarbeit durch den Studierenden auszufüllen und jeweils mit Originalunterschrift als letztes Blatt in das Prüfungsexemplar der Abschlussarbeit einzubinden.

Eine unrichtig abgegebene Erklärung kann -auch nachträglich- zur Ungültigkeit des Studienabschlusses führen.

Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung der Arbeit

Hiermit versichere ich,

Name: Martini

Vorname: Tanja

dass ich die vorliegende Masterarbeit bzw. bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit – mit dem Thema:

Entwicklung eines Modellierungsansatzes zur Darstellung der Modellgenauigkeit des flugmechanischen Modells eines unbemannten Forschungshubschraubers

ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

- die folgende Aussage ist bei Gruppenarbeiten auszufüllen und entfällt bei Einzelarbeiten -

Die Kennzeichnung der von mir erstellten und verantworteten Teile der -bitte auswählen- ist erfolgt durch:

Braunschweig

Ort

08.05.2018

Datum

Unterschrift im Original