

Schlussbericht zu Nr. 8.2 NKBF 98

**„DIGITALER FADEN“-BASIERTE
TRIEBWERKSENTWICKLUNG MIT EINGEBETTETER
KÜNSTLICHER INTELLIGENZ**

DARWIN

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

im Förderprogramm Luf6-1
unter dem Förderkennzeichen **20D1911A**

Die Verantwortung für den Inhalt liegt bei den Autoren.

Marcus Meyer
Nadja Lachmund

Rolls-Royce Deutschland Ltd & Co KG
Dahlewitz, Mai 2025

Liste der Autoren

Marcus Meyer

Nadja Lachmund

Inhaltsverzeichnis

1	Aufgabenstellung / Zielsetzung.....	4
2	Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde.....	5
3	Planung und Ablauf des Vorhabens	8
4	Stand der Wissenschaft und Technik bei Beginn des Vorhabens	9
5	Zusammenarbeit mit anderen Stellen.....	17
6	Darstellung der erzielten Ergebnisse.....	19
7	Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse	55
8	Referenzen	56
9	Anlagen / Veröffentlichungen.....	60

1 Aufgabenstellung / Zielsetzung

Die Erweiterung der Kompetenzen zur digitalen Gestaltungsfähigkeit des Triebwerks ist für Rolls-Royce Deutschland (RRD) eine Schlüsselvoraussetzung, um im globalen Wettbewerb auch zukünftig eine Führungsposition einnehmen zu können. Hierzu sind die Fähigkeiten des Unternehmens zur Effizienzsteigerung moderner Triebwerke sowie zur Bewältigung der steigenden Komplexität des Triebwerkentwurfs unter gleichzeitiger Reduktion der Entwicklungszeiten zu verbessern. Vor diesem Hintergrund verfolgt das Verbundvorhaben DARWIN vier übergeordnete Ziele, siehe auch Abb. 1, die von RRD in enger Zusammenarbeit mit den Forschungspartnern DLR und TU Dresden sowie den Universitäten BTU Cottbus, TU Darmstadt und University of Surrey im Unterauftrag bearbeitet werden:

1. Die Verbesserung der Effizienz, Genauigkeit und Robustheit der digitalen Entwurfsverfahren zur Vorhersage des multidisziplinären Verhaltens von Triebwerkssystemen mittels hybrider und skalen-übergreifender Methoden (HAP1).
2. Die Weiterführung der Automatisierung von Entwicklungsprozessen unter Einbindung digitaler Zwillinge von Triebwerkskomponenten unter Einbeziehung von Herstellvariation und Abnutzung sowie Einbindung der Daten von Entwicklungs-, Validierungs- und Betriebsphase des Produktlebenszyklus in das Konzept des „Digitalen Fadens“ (HAP2).
3. Die Anwendung und Weiterentwicklung von Methoden der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens zur Beschleunigung der Design-Prozesse sowie zur Verbesserung der Qualität und Genauigkeit von Simulationsergebnissen (HAP3).
4. Anhand äußerst herausfordernder industrieller Anwendungsszenarien soll die Leistungsfähigkeit und Zuverlässigkeit und damit die Industriereife der in HAP1-3 entwickelten digitalen Entwurfsmethoden nachgewiesen und mittels Messergebnissen validiert werden (HAP4).

Am Ende des Projekts stehen fachspezifische als auch fachübergreifende Methoden und Prozesse zur Verfügung, die zum einen hohe Effizienz auf modernen Hochleistungsrechnern, zum anderen auch hohe Robustheit, einfache Bedienbarkeit sowie eine umfangreiche Validierung aufweisen, um so die Entwicklungsingenieure von Rolls-Royce Deutschland in die Lage zu versetzen, sich den Herausforderungen der Entwicklung moderner Triebwerkskomponenten und –systeme bei kürzer werdenden Entwicklungszeiten zu stellen, wodurch zur Steigerung der Wettbewerbsfähigkeit der deutschen Luftfahrtindustrie sowie zur Stärkung und Ausbau der technologischen Vorreiterrolle der deutschen Luftfahrtindustrie beigetragen wird.

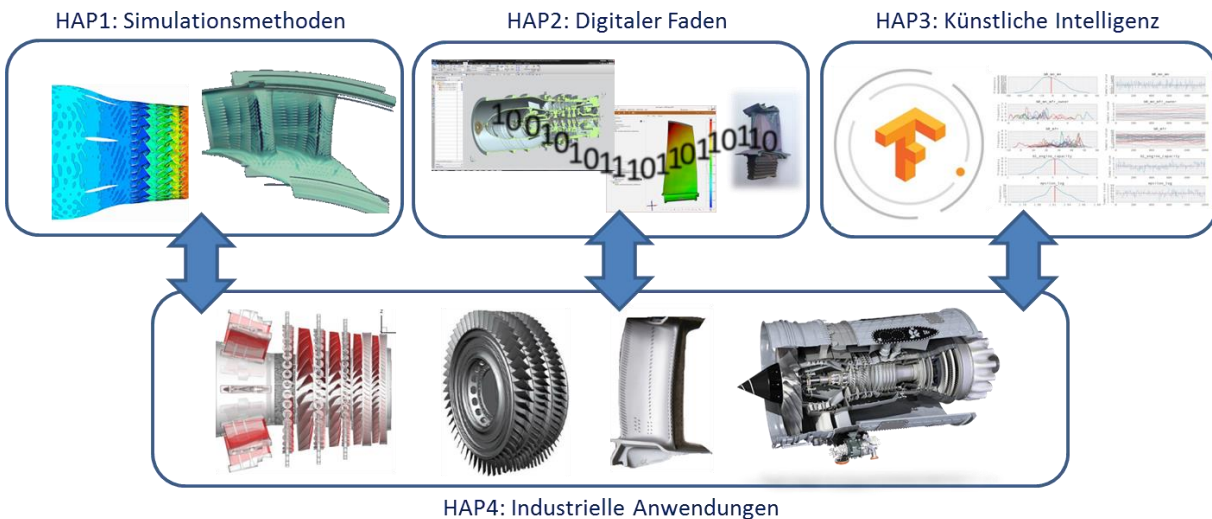


Abbildung 1: Hauptarbeitspakete des DARWIN Verbundprojekts

2 Voraussetzungen, unter denen das Vorhaben durchgeführt wurde

In dem von Rolls-Royce Deutschland abgeschlossenen LuFo Forschungsprojekt „PERFEKT“ wurde sich bereits mit der Erstellung und Berechnung von im Vergleich zu heutigen Anwendungen sehr großen Modellen beschäftigt. So konnte zum Beispiel im PERFEKT Projekt ein Modell des Rig250 Verdichters mit ca. 2 Mrd. Netzknotten als Vollkranzmodell vernetzt und Berechnungen im Auslegungspunkt des Verdichters durchgeführt werden. Dabei konnte auf dem Hochleistungsrechner „ARCHER“ eine Berechnung auf ca. 5.000 CPU-Kernen innerhalb von ca. 3 Wochen abgeschlossen werden. Im Rahmen dieses Projekts wurden Weiterentwicklungen des Hydra Strömungslösers durchgeführt, welche unter anderem den Datenzugriff verbessern. Aus den Ergebnissen dieses Projekts ergaben sich neue Anforderungen an den Hydra Strömungslöser. So muss die Berechnungszeit solch großer Modelle deutlich gesenkt werden, um eine praktikable Anwendung im industriellen Rahmen zu ermöglichen. Diese Anforderungen wurden im Lufo-Projekt PRESTIGE erfolgreich bearbeitet, so zum Beispiel die Beschleunigung der Rechengeschwindigkeit des Hydra Strömungslösers um den Faktor zwei.

Weiterhin konnten im „PERFEKT“ Projekt Ansätze entwickelt werden, um die Modellierung komplexer Triebwerkskomponenten und –systeme für strukturmechanische Analysen erheblich zu vereinfachen bzw. zu ermöglichen. Auf Grundlage eines ausführlichen Software-Screenings wurden die Möglichkeiten kommerzieller Softwarelösungen hinsichtlich der Diskretisierung mittels Hexaeder-Elementen systematisch untersucht und evaluiert. Hierbei konnte die zentrale Bedeutung der Verwendung von sog. Multi-CAD-Lösungen wegen der Möglichkeit zur assoziativen Verknüpfung der Modellierung mit Konstruktionshistorie sowie variablen Analyserandbedingungen herausgestellt werden.

Verbesserungen für das „klassische“ Post-Processing, bei dem für jeden Zeitschritt der gesamte Volumendatensatz geschrieben wird und anschließend im Post-Processing wieder gelesen wird, waren ebenfalls Bestandteil des LuFo Projekts PERFEKT. Hierbei wurde das Datenformat optimiert, welches der RR-eigene Hydra Löser für das Schreiben aller Volumen- und sonstigen Simulationsdaten verwendet. Im Anschluss wurde die Lese-Routine im Postprocessing-Tool ParaView optimiert und zeitkritische Datenreduktionsmethoden für den Parallelbetrieb optimiert, um große Datenmengen wiederum parallel zu verarbeiten.

Im LuFo Projekt PRESTIGE wurden daran anschließend wichtige Grundlagen gelegt, um die genannten Herausforderungen auf dem Gebiet des Postprocessings und der Wissensextraktion aus instationären Simulationen zu verbessern. Mit der In-Situ Schnittstelle wurde die Möglichkeit geschaffen, zur Laufzeit, Datenreduktion durchzuführen, um sowohl die Rechendauer der Simulation als auch den benötigten Speicherbedarf für Zwischenergebnisse signifikant zu reduzieren. Weiterhin wurden vielfältige Erfahrungen mit den Leistungsanalysewerkzeugen ScoreP und Vampyr gewonnen, welche für die in DARWIN geplanten Arbeiten sehr wertvoll sind. Die Laufzeit wurde durch hybride Parallelisierung (distributed memory vs. shared memory) optimiert, wodurch Hydra optimal auf homogenen HPC Systemen skaliert. Auf den einzelnen Rechenkernen wurde die Laufzeit durch Vektorisierung und effiziente Speicherverteilung verbessert. Die globale Kommunikationszeit zwischen Prozessoren wurde ebenfalls optimiert. Hierbei sind die internen Schnittstellen umgeschrieben (OplusX) und durch Verwendung neuer Technologien (SHAN MPI) und durch verbessertes Verteilen der Last (improved partitioning mittels ZOLTAN) beschleunigt worden.

In verschiedenen Forschungsarbeiten wurden darüber hinaus Methoden zur Generierung eines digitalen Zwillings von Triebwerkskomponenten entwickelt. In Zusammenarbeit mit RRD sind dazu an der TU Dresden am Institut für Strömungsmechanik eine Vielzahl von Arbeiten zur Beschreibung geometrischer Variationen und deren Einfluss auf das Triebwerksverhalten durchgeführt worden, beginnend mit der Analyse von Verdichterschaufeln im Jahr 2019. Dieses Vorgehen basiert auf einer Beschreibung des Profils mittels Wölbungs- und überlagerter Dickenverteilung in Anlehnung an die klassische Profiltheorie, wobei die geometrische Änderung gegenüber einer Referenzgeometrie (z.B. CAD Modell) parametrisch erfasst wird. Ein wesentlicher Vorteil gegenüber alternativen Methoden ist die intuitive Zugänglichkeit der verwendeten Parameter. Dadurch ist das Verfahren prädestiniert für probabilistische Untersuchungen mit dem Ziel der Sensitivitätsanalyse, Robustheitsbewertung und Optimierung. Die Optimierung basiert auf einer Kombination von Monte-Carlo-Methoden und Antwortflächen. Wege zur Integration probabilistischer Methoden und der Berücksichtigung von Unsicherheiten in unterschiedlichen Phasen des Designprozesses wurden am Beispiel der aerodynamischen Bewertung einer Leitschaufel dargestellt. Methoden zur Re-Parametrisierung vermessener Geometrien der internen Kühlluftkanäle von Turbinenschaufeln wurden ebenfalls entwickelt. Weiterhin erfolgt bei RRD die Modellierung der Geometrie komplexer Turbinenbauteile im Allgemeinen mittels generischer, automatisierter Prozesse auf der Basis parametrischer Ansätze und unter Berücksichtigung des tatsächlichen Herstellungsprozesses in der Modellstruktur. Diese Modellierung wird auch von den Prozessen der Re-Parametrisierung bedient und erlaubt

somit eine direkte Kopplung der fertigungstechnischen Abweichungen der Realgeometrie mit der Nominalgeometrie.

Rolls-Royce beschäftigt sich darüber hinaus seit Jahren mit der numerischen Simulation von Brennkammer- und Turbinenströmungen in Triebwerken und Prüfständen. Auf der experimentellen Seite wird gemeinsam mit dem strategischen Partner DLR an der Verbesserung der Turbinenaerodynamik unter Einfluss der Brennkammer-Austrittsströmung geforscht (Vorhaben LuFoIV-3 InterTurb, LuFoIV-4 LeanTurb, LuFoV-2 HittTurb). Die oben genannten Aktivitäten werden zunehmend einer ganzheitlichen Betrachtung unterzogen, in der die Sub-Systeme Brennkammer und Turbine in der Auslegung wie auch in der Analyse gekoppelt betrachtet werden. Bei diesen Arbeiten spielt das University Technology Centre (UTC) der TU Darmstadt eine zentrale Rolle, da hier die oben genannten, von Rolls-Royce betriebenen Aktivitäten durch einen starken universitären Forschungspartner flankiert werden. Die Fachgebiete für Gasturbinen, Luft- und Raumfahrtantriebe (GLR) und Energie- und Kraftwerkstechnik (EKT) der TU Darmstadt agieren als University Technology Centre (UTC) von Rolls-Royce mit dem Fokus auf Brennkammer-Turbinen-Interaktion (CTI). In diesem Zusammenhang zeichnen sich GLR und EKT durch ihre breit aufgestellten Forschungsaktivitäten aus, die sowohl experimentell auf den institutseigenen Prüfständen als auch numerisch auf eigenen Rechenclustern sowie dem Lichtenberg Hochleistungsrechner der TU Darmstadt durchgeführt werden. Im Vorhaben LuFoV-2 AdCoTurb (FKZ 20T1312A) wurde die Auswirkung drallbehafteter Eintrittsbedingungen auf Aerodynamik von Hochdruckturbinen untersucht. Dabei wurde eine Modellierung der aerodynamischen Größen am Turbineneintritt innerhalb eines parametrisierten Modells zur Untersuchung der Auswirkungen auf Stufengrößen und Identifizierung eines idealen Abströmprofils erarbeitet. Simulationen und geometrische Variationen an der Schnittstelle zwischen Brennkammer und Turbine wurden durchgeführt, um zu analysieren, wie ein identifiziertes optimales Strömungsprofil bzw. eine geometrische Optimierung des Turbinenstators sowie der Filmkühlung der Leitschaufeln für Drallströmung erzeugt werden kann.

In TREVAP (FKZ 20E1505D) wurden Simulationen von Triebwerken unter aerodynamisch und thermisch periodischen Randbedingungen durchgeführt. Ziele der Untersuchung waren einerseits, Erkenntnisse zur Übertragbarkeit der Resultate der generischen Modelle auf eine realistische Geometrie zu gewinnen und andererseits technische Optimierungspotenziale zu erkennen und daraus entsprechende Designkriterien für zukünftige Turbinengenerationen abzuleiten. Die Ergebnisse ermöglichen vor allem quantitative Aussagen über die Wirkungsgradänderungen durch die instationäre Beaufschlagung der Turbine, die in die Bewertung des Gesamtsystems einfließen. Weiterhin wurden auf qualitativer Basis der Einfluss auf die mechanische und thermale Belastung im Vergleich zu stationärer Anströmung sowie die Beeinflussung der Verlustmechanismen in einer Turbinenstufe untersucht.

3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Entsprechend den Zielen wurden die Arbeitsaufgaben in vier Hauptarbeitspakete aufgeteilt, wie es auch in Abbildung 2 dargestellt ist. Hierbei obliegt die Leitung der einzelnen Teilprojekte dem Verbundführer Rolls-Royce Deutschland, um die Relevanz der erzielten Ergebnisse für die industrielle Praxis sicherzustellen.

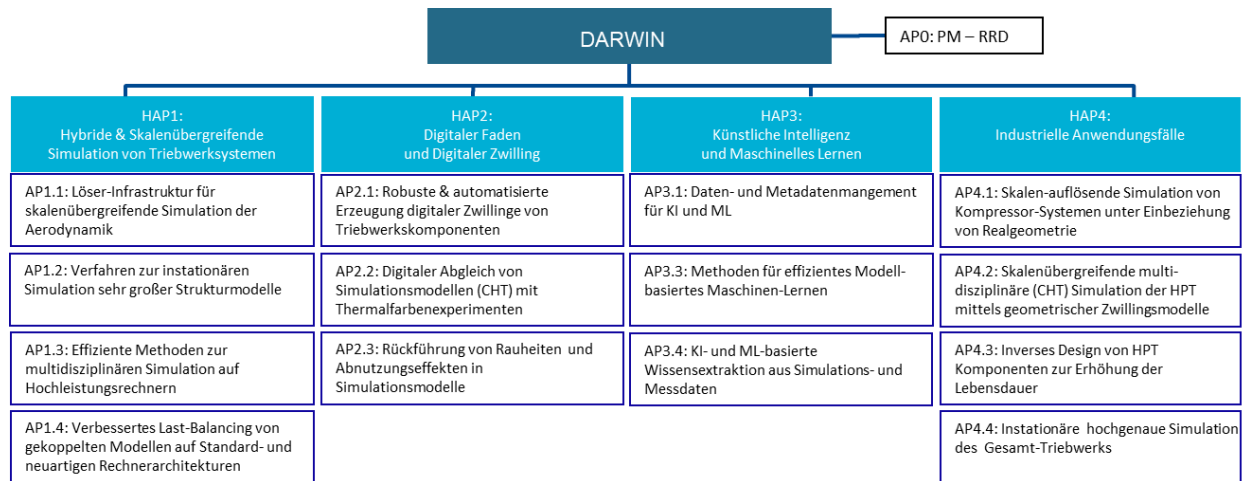


Abb. 2: Projektstruktur des DARWIN Vorhabens

Rolls-Royce Deutschland widmet sich in HAP1 der Verbesserung der unternehmens-eigenen Fähigkeiten zur hochgenauen Simulation des multidisziplinären Verhaltens von Triebwerksystemen durch die gezielte Weiterentwicklung des Hydra-Strömungslösers zur skalenübergreifenden Simulation, bei der gebietsspezifisch unterschiedliche Modellierungsansätze (RANS, URANS, LES) in voll-gekoppeltem Ansatz für komplexe Industrie-relevante Geometrien zum Einsatz kommen.

Im HAP2 sollen die Fähigkeiten des Unternehmens zur Prozessautomatisierung unter Einbindung digitaler Zwillingmodelle verbessert und auf die Einbeziehung von Daten aus Validierungsphase (Thermalfarbenexperimente für Turbinenkomponenten) und Betriebsphase (Rauheit und Abnutzung von Kompressorkomponenten) erweitert werden.

Das HAP3 beinhaltet die Erprobung von KI Methoden wie zum Beispiel Deep Learning im digitalen Entwurfsprozess zur Beschleunigung der Prozesse, Verbesserung der Ergebnisqualität und Beherrschung der immer größer werdenden Datenmengen.

Im vierten Hauptarbeitspaket definiert RRD vier außerordentlich herausfordernde Anwendungs-Szenarien aus dem industriellen Umfeld, anhand derer die in HAP1-3 entwickelten Methoden erprobt und auf ihre industrielle Anwendbarkeit geprüft werden. Hierbei ist auch die Validierung der Simulationsergebnisse anhand vorhandener Messdaten ein wichtiger Bestandteil des Projektumfangs.

4 Stand der Wissenschaft und Technik bei Beginn des Vorhabens

Im Folgenden werden der Stand der Wissenschaft und Technik sowie bisherige Arbeiten für die vier Hauptarbeitspakete zusammengefasst.

4.1 Hauptarbeitspaket 1

Multidisziplinäre Simulationen von Strömung und Strukturbauteilen sind ein integraler Bestandteil des industriellen Designprozesses für Triebwerkskomponenten und Systeme und werden tagtäglich genutzt, um Design-Entscheidungen mit quantitativen Aussagen zu unterstützen. Basierend auf der gewonnenen Akzeptanz werden Simulationen immer häufiger auch in neuen Bereichen wie Service und Leistungsberechnungen eingesetzt. Dabei werden zunehmend auch Fragen zum Betrieb außerhalb der optimalen Auslegung (z.B. Triebwerksstart, Notmanöver, etc.) und der Strömungsstabilität adressiert.

In den letzten Jahren ist ein starker Trend zu (1) einer Reduktion von Annahmen und Vereinfachungen hin zu einer vollständigen Simulation mit hohem Detailgrad, (2) der Simulation einer Vielzahl von Varianten ein- und desselben Triebwerks bzw. dessen Komponenten zur Optimierung, und (3) der Unterstützung beim Verständnis der komplexen Simulationsergebnisse mit dem Ziel einer weiteren Reduktion von Rig- und Triebwerks-Tests zu sehen.

Das Erreichen dieser Ziele stellt einige grundsätzliche Anforderungen an die Simulationswerkzeuge:

- Kopplung von Triebwerkskomponenten untereinander und im Rahmen von Gesamttriebwerkssimulationen, z.B.
 - Interaktion zwischen Nieder- und Hochdruckkompressor
 - Brennkammer-Turbinen-Interaktion
 - Heißgaseinströmung in Sekundärstrombereiche
 - Triebwerksmantel-Triebwerkseinlass-Fan Interaktion
 - Strömungsungleichmäßigkeiten und Transport von Unregelmäßigkeiten
- Verbesserte numerische und physikalische Modelle in gekoppelten Simulationen
 - Verwendung angepasster physikalischer Modelle in spezifischen Triebwerksbereichen, z.B. Verbrennungsmodellierung und spezielle Gasmodelle
 - Gekoppelte Mehrskalensimulation: stationäre, instationäre und thermomechanische Effekte bei gleichzeitiger Behandlung kleiner und großer Strömungseffekte (z.B. Blattspitzenströmung, Oberflächenbeschaffenheiten, Leckagen) bei gleichzeitiger Simulation mehrerer Triebwerkskomponenten
 - Multi-fidelity: Angepasste Genauigkeit je nach Strömungsgebiet (z.B. URANS-LES oder Reduziertes Modell-RANS-URANS)
- Rechengeschwindigkeit und „Turnaround-Zeit von Idee zum Ergebnis“:
 - Schnellere Simulationen: typische Rechenzeit von 1-2 Tagen für die größten Modelle aus der Praxis, denn oben genannte Verbesserungen

führen zu stark erhöhten Anforderungen an Rechenzeit, sollen den Ingenieur jedoch nicht verlangsamen

- Effiziente und robuste Vor- und Nachbereitung der Simulation
- Reduzierte Kosten für das Post-Processing: Reduktion von Speicherplatz und Zeit zum Lesen/Schreiben durch Automatisierung und in-situ Datenreduktion während der Simulation

Für oben genannte, gekoppelte Mehrskalen-Anwendungen sind aktuelle Simulationssysteme nur eingeschränkt nutzbar. Gekoppelte Simulationen sind möglich, aber Rechen- sowie Pre- und PostProcessing-Zeit ist in der Größenordnung von mehreren Wochen. Hochgenaue Geometrieauflösung und Physikmodellierung ist möglich, aber die Rechenzeit ist zu hoch und verschiedene solcher Modelle können nicht gekoppelt werden.

Für die Simulation des thermo-mechanischen Verhaltens komplexer Strukturen gelten ähnliche Anforderungen an die Verbesserung der Berechnungsmethoden. Für komplexe industrie-relevante Strukturen ist eine analytische Beschreibung des Strukturverhaltens in den meisten Fällen nicht möglich. Aus diesem Grunde hat sich die Finite-Elemente-Methode als Näherungsverfahren für die Strukturberechnung in den letzten Jahrzehnten etabliert. Die einzelnen finiten Elemente sind typischerweise durch einfache lineare oder quadratische Ansatzfunktionen beschrieben. Aus dieser Tatsache folgt sofort, dass eine exakte Abbildung bestimmter Geometrien (z.B. Kugeln, Radien ...) mit diesen klassischen finiten Elementen nicht möglich ist. Die Approximation verbessert sich jedoch bei Verwendung einer größeren Anzahl von finiten Elementen (h-Methode), also einer noch kleinteiligeren Zerlegung der Gesamtstruktur, was man als feinere Vernetzung bezeichnet. Hiermit geht auch ein größerer Rechenaufwand, jedoch auch eine meist verbesserte Ergebnisgüte einher. Ebenfalls wesentlich beeinflusst wird die Ergebnisgüte von der Qualität des Finite-Elemente-Netzes, weswegen ein großer Aufwand bei der Strukturberechnung, insbesondere bei großen, komplexen Strukturen, auf die Erstellung dieser Netze entfällt. Dieser Vernetzungsprozess ist, gemessen an Kosten und dafür benötigter Zeit, oftmals um ein Vielfaches größer als die spätere eigentliche Rechnung. In neuerer Zeit wurde die Idee der sogenannten isogeometrischen Analyse entwickelt, siehe [Hughes 2005]. Dabei nutzen die finiten Elemente dieselben Ansatzfunktionen, wie sie von CAD-Systemen (Computer Aided Design) verwendet werden. Diese Vorgehensweise bietet mehrere Vorteile gegenüber der klassischen Finite-Elemente-Methode (FEM). In CAD-Systemen wird die Geometrie einer Struktur sehr exakt durch sogenannte NURBS-Funktionen abgebildet, wodurch auch die bereits erwähnten gekrümmten Strukturen hochgenau bzw. geometrisch exakt nachgebildet und beschrieben werden können. Nutzt man diese Art der Strukturbeschreibung in den Ansatzfunktionen der finiten Elemente, erhält man ein sogenanntes isogeometrisches Finite-Elemente-Rechenmodell und damit eine exakte Beschreibung der Geometrie. Ein weiterer großer Vorteil des erwähnten Ansatzes ist die Tatsache, dass die zeitraubende Vernetzung der Geometrie entfallen kann, da das Netz, also die für eine Strukturberechnung geeignete Beschreibung der Geometrie, bereits durch die Erstellung des CAD-Modells vorliegt.

Erste, jedoch noch einfache Implementierungen der isogeometrischen Analyse sind im kommerziellen Programmsystem LS-Dyna verfügbar. Die Vorteile und das große

Potential dieses neuartigen Ansatzes, insbesondere für die Simulation sehr großer und detaillierter Strukturmodelle, konnten bereits am Beispiel einer isogeometrischen Lagermodellierung demonstriert werden, siehe [Naveed 2019], wurden jedoch noch nicht im industriellen Berechnungsprozess für Triebwerkskomponenten eingesetzt.

Im industriellen Designprozess werden derzeit Simulationen typischerweise auf 100 bis zu 800 Rechenkernen auf HPC Clustern durchgeführt. Hierbei finden Standard CFD Modelle, meist stationäre RANS und einige wenige URANS Rechnungen zum Ende des Designprozesses Verwendung. Modelgrößen für zwei bis drei Stufen eines Kompressors erreichen dabei schnell Rechnernetze von 200-400 Millionen Elementen. In vorhergehenden F&E Programmen (z.B. PERFECT & PRESTIGE) wurde die Fähigkeiten des Rolls-Royce Simulationssystems für 5000 bis 10000 Rechenkerne demonstriert. Die maximale Größe einer bisher durchgeführten Simulationen betrug 4×10^9 Elemente. Hierbei wurde jedoch bisher nur von Recheneinheiten mit gleicher Leistung und Speicher ausgegangen, auf denen die jeweils gleiche Aufgabe in gleicher Zeit zu erledigen ist. Dies erleichtert einerseits die Zerlegung des Rechengebietes in viele, gleiche Teile, wird aber zum Problem, wenn z.B. auf sehr großen HPC Systemen ein Teil der Rechnerhardware unterschiedliche Rechenkapazität aufweist. Ursachen sind verschiedene Prozessorgenerationen und Speicherausstattung auf Rechenknoten oder die Verfügbarkeit von Grafik- bzw. Beschleunigerhardware auf einigen Rechnern. Darüber hinaus werden in Zukunft durch den Multi-Skalen-Ansatz zunehmend Rechengebiete mit unterschiedlichen physikalischen und numerischen Modellen verwendet werden, so dass unterschiedliche Rechenzeiten pro Element entstehen. Weiterhin kann eine unterschiedliche Anzahl von Zeitschrittweiten zu einer ungleichen Rechenlast führen. Schließlich ist auch die in-situ Datenreduktionsarbeitslast sehr abhängig vom gewünschten Resultat und in welchem Gebiet bzw. auf welchen Rechen-Kernen die Datenreduktion erfolgt. Somit ergibt sich die Notwendigkeit, eine teil- oder vollautomatische Laststeuerung zur Laufzeit zu entwickeln, da auf sehr großen und heterogenen HPC Systemen die tatsächliche Rechenzeit pro Element und pro Rechenknoten nur noch schwer vorhersagbar wird.

4.2 Hauptarbeitspaket 2

Im industriellen Entwicklungsprozess sollen zunehmend reale Bauteile simuliert werden, welche nicht den idealen Spezifikationen der CAD Geometrie entsprechen, sondern dem tatsächlich hergestellten Bauteil („digitale geometrische Zwillinge“). Des Weiteren ist es Ziel des Entwurfsprozesses, den gesamten Lebenszyklus einer Komponente von Entstehung (Design) über Herstellung und Nutzung im Betrieb durchgängig mittels Simulationsmethoden zu beschreiben, um zum Beispiel Wartungsintervalle gezielter festlegen zu können oder das Bauteil schon in der Entwurfsphase so auszulegen, dass es robust gegenüber Fertigungstoleranzen und Abnutzung ist. Hierfür hat sich das Konzept des digitalen Fadens etabliert, welcher die Optimierung der Bauteile über verschiedene Wertschöpfungsprozesse hinweg erlaubt sowie die Ausschöpfung von Möglichkeiten für digitale Geschäftsmodelle und angebotene Dienstleistungen. Ein Ziel ist es daher, Methoden und Prozesse zu entwickeln, welche eine robuste Erzeugung

eines vollständigen digitalen Zwillings von Lauf- und Leitschaufeln moderner Turbinen und Kompressoren auf Basis von Realgeometriedaten ermöglichen. Der zu entwickelnde Prozess soll weitestgehend automatisiert sein, um mit bestehenden, automatisierten Prozessen der Konstruktion, Analyse und der Reparametrisierung gekoppelt werden zu können. Entscheidend dabei ist, die Anforderungen der verschiedenen Messmethoden und Verfahren der Reparametrisierung zu erfassen, zu bewerten und Strategien zu entwickeln diese aufeinander abzustimmen.

Eine weitere zentrale Herausforderung bei der Auslegung von Hochdruckturbinen ist die zuverlässige Vorhersage ihrer thermischen Belastung, da die Kriechlebensdauer der Komponenten durch Temperaturerhöhung exponentiell reduziert wird [Larson 1952]. Aufgrund der hohen Temperaturen erfolgt die Analyse der Oberflächentemperaturen in der Auslegung der Turbinenkühlung vor allem mit Hilfe numerischer Strömungssimulationen. Den industriellen Standard stellen hierbei RANS-Simulationen dar, für Prüfstandskonfigurationen sind jedoch auch LES-Ergebnisse publiziert worden [Koupper 2016]. Die zusätzliche, simultane Berücksichtigung von Wärmeleitung im Metall und deren Rückkopplung mit der Strömung durch CHT verringert dabei i. A. den Fehler der Temperaturvorhersagen [Starke 2008]. Aufgrund diverser Modellfehler (z.B. Strömungsrandbedingungen, transiente Effekte, Modellierung turbulenter Temperaturdiffusion) sind experimentelle Ergebnisse jedoch auch durch CHT-Simulationen nicht immer reproduzierbar. Im Projekt LuFo5/2 HittTurb wurde ein Verfahren entwickelt, mit dem die Einflüsse dieser Fehler durch einen künstlichen, thermischen Widerstand an der Schaufeloberfläche kompensiert werden [Hilgert 2019]. Unter realen Bedingungen kommt außerdem der komplexen aero-thermischen Interaktion mit der stromauf liegenden Brennkammer eine große Bedeutung zu. In der Praxis wird diese Interaktion durch eine separate Simulation von Brennkammer und Turbine und Weitergabe der zeitlich gemittelten 2D-Strömungsbedingungen an der Trennfläche modelliert [Griffini 2016, Insinna 2014]. Es konnte jedoch anhand gekoppelter LES gezeigt werden, dass die thermische Belastung der Turbine mit diesem Ansatz nicht hinreichend genau abgebildet werden kann, da Informationen über kohärente, turbulente Strukturen aus der Brennkammer verloren gehen [Duchaine 2017]. Es werden daher verschiedene Ansätze zur Kopplung von Strömungslösern [Vagnoli 2015] und zur Integration in einen einzigen Löser [Klapdor 2011] verfolgt. Um weiterhin die Effizienz entkoppelter Simulationen ausnutzen zu können, wurde im Projekt LuFo5/2 AdCoTurb eine Methode entwickelt, mit der zeitgemittelte 2D-Strömungsfelder am Turbineneintritt parametrisiert erzeugt werden können [Schneider 2017]. Hiermit wurde der Effekt räumlicher Inhomogenitäten auf die Turbinenaerodynamik untersucht. Im Projekt LuFo5/2 PRESTIGE wurde darüber hinaus der Einfluss zeitlicher Inhomogenitäten untersucht, indem die thermische Belastung durch zeitlich hoch aufgelöste Turbineneintrittsbedingungen mit denen einer zeitlich gemittelten Zuströmung verglichen wird.

Auch für das Kompressor-System ist die Beurteilung von Bauteilabweichungen durch Herstellung und Abnutzung wesentlich für ein genaues Verständnis des Verdichter-Verhaltens. Zu den Bauteilabweichungen gehört die fertigungs- und betriebsbedingte Änderung der Oberflächengüte von umspülten Oberflächen wie den Verdichterschaufeln.

Ein Parameter zur Beschreibung der Oberflächengüte ist die Rauheit, dessen Anstieg in direktem Zusammenhang mit der Verschlechterung der Verdichterperformance steht. Je rauer die umspülten Oberflächen sind, desto größer ist der negative Einfluss auf die Leistungskennzahlen Wirkungsgrad, Durchsatz und Stabilität. Bisherige Untersuchungen im Themenfeld der Bauteilabweichungen beziehen sich eher auf Realgeometrieeffekte aus der Fertigung, siehe [VerDeMod]. Der Effekt von Rauheiten insgesamt auf den Schubspannungskoeffizienten ist zudem bekannt und spiegelt sich in vorhandenen Reynoldszahl-Korrelationen wider [Goodhand 2015]. Rauheiten werden bis heute im Wesentlichen nur zur Überwachung des Fertigungsprozesses mittels taktiler Verfahren vermessen. Zusätzliche Informationen aus dem laufenden Betrieb sind lediglich von bereits gereinigten Schaufeln vorhanden, ohne service-relevante Aspekte wie den Grad der Verschmutzung abzubilden. Der Effekt von verschmutzten Oberflächen auf die Leistung des Verdichters wird durch Triebwerkstests bestimmt. Hierbei wird das Triebwerk aus dem Betrieb genommen und die Performance im verschmutzten Ist-Zustand gemessen. Im Anschluss wird das Triebwerk gereinigt und erneut getestet. Die resultierenden Differenzen in den Leistungskennzahlen Wirkungsgrad und Durchsatz werden dem Verschmutzungsgrad der umspülten Oberflächen zugeschrieben. Die damit verbundene Rauheitsänderung im Verdichter ist jedoch nach heutigem Wissenstand unbekannt. Taktile Messverfahren bildeten in der Vergangenheit keine sinnvolle Methode zur Untersuchung der Rauheitsänderung aufgrund von Ablagerungen auf den Schaufeln. Die taktilen Verfahren schaben die Verschmutzungspartikel während der Messung von der Oberfläche und können sie somit nicht beurteilen. Neuartige, optische Messverfahren bilden hier eine Möglichkeit, verschmutzte Oberflächen im Ist-Zustand zu vermessen. Sie ermöglichen also, die bestehenden Wissenslücken zu schließen und verschmutzungsbedingte Leistungsänderungen des Verdichters mit Änderungen der Rauheiten in Verbindung zu bringen.

4.3 Hauptarbeitspaket 3

Die Anwendung von Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI) im Rahmen der Triebwerkentwicklung befindet sich erst im Anfangsstadium. Nur wenige Ansätze wurden bisher veröffentlicht, welche zum Beispiel die Anwendung von Neuronalen Netzen auf die Erstellung von Ersatzmodellen für die Triebwerks-Strömung beschreiben [Küppers 2018, Aulich 2019, Guo 2017]. Eine wichtige Voraussetzung für die effiziente Anwendung von Methoden der KI ist die Verfügbarkeit von großen Datensätzen, die möglichst konsistent und vorklassifiziert sind. Die Speicherung von Informationen über durchgeführte Simulationen erfolgt derzeit zum Beispiel durch das Ablegen von Ergebnisdateien in unstrukturierten „Datalakes“ (z.B. Siemens Teamcenter) ohne Nutzung von Metadaten oder durch Nicht-zentrales Speichern von relevanten Eingangs- und Ausgangsgrößen im Rahmen von Design-Optimierungsprojekten. Damit ist es momentan beispielsweise nicht möglich, im Rahmen einer Optimierungsaufgabe für die Erfassung des Parameterraums bereits durchgeführte Simulationen heranzuziehen. Hierzu wäre eine zentrale Informationsquelle nötig, in der man nachschlagen könnte, welche Simulationen mit welchen Randbedingungen für eine bestimmte Geometrie bereits durchgeführt wurden.

Das Aufsetzen von Simulationen mit der Wahl von Randbedingungen, Zeitschrittweiten und Löserparametern ist aufgrund der steigenden Komplexität zunehmend zeitaufwändig und fehleranfällig. Ungünstig gewählte Einstellungen führen im besten Fall nur zu langsamer Konvergenz, im schlechtesten Fall allerdings zu falschen Ergebnissen, die entweder erst im Rahmen des Postprocessings oder im schlimmsten Fall gar nicht identifiziert werden. Neben dem erheblichen Arbeitsaufwand und längeren Berechnungszeiten birgt das fehlerhafte Aufsetzen somit auch die Gefahr, dass der Simulationszyklus mehrfach durchgeführt werden muss, da Fehler erst spät entdeckt werden, oder dass falsche Entscheidungen getroffen werden, was mit sehr hohen Kosten spät im Triebwerksentwurfsprozess verbunden sein kann. Dementsprechend gibt es ein großes Bestreben, das Aufsetzen von Berechnungen so robust wie möglich zu gestalten und dem Benutzer durch Plausibilitätsprüfungen möglichst frühzeitig im Prozess eine Rückmeldung zu möglicherweise fehlerhaften oder ungünstig gewählten Einstellungen zu geben. Realisiert wird dies momentan durch User- und Best-Practice-Guides, in denen die bewährten Vorgehensweisen für bestimmte Problemstellungen und Software-Tools dokumentiert sind. Zusätzlich gibt es Standardeinstellungen und Vorlagen, die für die häufigsten Anwendungsfälle sinnvolle Parametersätze bereitstellen.

Triebwerke gehören zu den komplexesten technischen Systemen, weshalb eine rechnergestützte Auslegung unerlässlich ist. In der Vergangenheit beruhte diese üblicherweise auf Simulations-basierten Parameterstudien gefolgt von Experten-getriebenen Entwurfsänderungen. Durch langjährige Zusammenarbeit mit Universitäten in Deutschland (BTU Cottbus) und England (University of Southampton) gelang es, Methoden des Modell-basierten Maschinellen Lernens in den industriellen Entwurfsprozess einzubetten. Diese Methoden geraten jedoch durch die steigende Komplexität der multidisziplinären Simulationsprozesse und die mit höherem Detailgrad der Simulation einher gehende Steigerung der Rechenzeit an ihre Grenzen. Hier sind in der Literatur in der letzten Zeit verbesserte Methoden zu finden, welche eine Verbindung der traditionellen Methoden des Modell-basierten Maschinellen Lernens (z.B. Bayesian Kriging) mit modernen KI Methoden, zum Beispiel Neuronalen Netzwerken vorschlagen [Cremanns 2017]. Neben klassischen Methoden wie Kriging oder RBF (Radiale Basis-Funktionen) kommen dabei auch Neuronale Netze, Regression mit SVM (Support Vector Machine) oder andere Methoden der künstlichen Intelligenz (KI) infrage, die mithilfe von Analysedaten trainiert werden. Letztere haben den Vorteil, dass sie beispielsweise automatisch eine nichtlineare PCA (Principal Component Analysis) realisieren können, um den Informationsgehalt und damit Datenaufwand zu reduzieren.

Eine weitere Herausforderung ist die Festlegung geeigneter Optimierungskriterien vor dem Hintergrund, dass ein multikriterieller und multi-disziplinärer Entwurfsprozess realisiert werden soll, wobei auch mehrere gleichartige Kriterien aus Modellen mit unterschiedlichem Detaillierungsgrad resultieren können. In diesem Fall treten oftmals Widersprüche auf, mit denen der Optimierungsalgorithmus umgehen muss. Neben der regelbasierten Formulierung von Kriterien kann auch hier KI eine Rolle spielen, um beispielsweise „gefühlsmäßige“ Entscheidungen von menschlichen Experten anhand von visuell dargestellten Analyseergebnissen dadurch nachzubilden, dass beispielsweise neuronale Netze mit klassifizierten Daten trainiert werden, um dann die entscheidenden Merkmale für die Entwurfsbewertung zu erkennen. Ein wesentlicher Erfolgsfaktor der Optimierung ist die geeignete Parametrisierung der Entwürfe, die sowohl Anforderungen

der Optimierungsalgorithmen, als auch denen der Analyse gerecht wird. Sie muss auf der einen Seite genügend Entwurfsvollfreiheiten erlauben, auf der anderen Seite sollte die Dimension des Entwurfsraums so klein wie möglich sein, um den Suchaufwand zu begrenzen. Daher gilt es auch hier, die wesentlichen, voneinander unabhängigen Entwurfsmoden zu erkennen, was mit Methoden der Empfindlichkeitsanalyse oder eben wieder mit KI-Methoden geschehen kann.

Auch im Rahmen der Wissensextraktion aus Simulationen spielen Methoden des Maschinellen Lernens und der KI derzeit im industriellen Entwurfsprozess keine signifikante Rolle, jedoch wird erwartet, dass durch den sich abzeichnenden Wechsel von stationären zu instationären Simulationen sich dieses ändern wird, um den damit einhergehenden Anstieg der Simulationsergebnisse beherrschen zu können: Der Einsatz von zeitechten Simulationen in der numerischen Strömungsanalyse erlaubt eine Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit in Fällen wo instationäre Phänomene wie z.B. Strömungsablösungen, Interaktion von Wirbelsystemen oder bewegliche Geometrien berücksichtigt werden müssen [Froehlich 2008, Spalart 2015]. Im Unterschied zu der Analyse der Simulationsergebnisse stationärer Strömungen, wo ein einziges Endergebnis betrachtet wird, besteht jedoch bei der Analyse der Simulationsergebnisse instationärer Strömungen eine Herausforderung darin, eine Darstellung für zeitlich veränderliche Ergebnisse zu finden. Hierbei kommt oftmals eine Form der Modalanalyse zum Einsatz, welche die kohärenten Strukturen (Moden) in der Strömung identifizieren soll [Tu 2014]. Eine Vielzahl solcher Modalanalysen existiert, wobei die „Proper Orthogonal Decomposition“ (POD) und die „Dynamic Mode Decomposition“ (DMD) eine große Verbreitung gefunden haben [Taira 2017]. Gemein ist diesen verschiedenen Ansätzen der Modalanalyse, dass sie Schwächen bei der Anwendung auf dynamische, turbulente Strömungen aufweisen. So ist z.B. die DMD nicht in der Lage, die physikalisch bedeutendsten Moden eindeutig zu identifizieren und die POD ist nicht in der Lage, die dynamisch wichtigen Moden in der Strömung zu bestimmen [Rowley 2009]. Eine Vielzahl von Varianten wurden entwickelt, um diese Nachteile auszugleichen, ohne dass sich bis jetzt ein eindeutig überlegener Ansatz abzeichnet. Die so identifizierten kohärenten Strukturen in der Strömung bieten die Möglichkeit Ersatzmodelle für die instationäre Simulation zu bilden [Gomez 2019]. Im Falle von sehr aufwändigen instationären Simulationen könnten somit die Auswirkungen auf leichte Variationen in den Randbedingungen mit Hilfe des Ersatzmodells bestimmt werden und somit den Aufwand einer erneuten CFD Simulation verringern.

Die Anwendung der Modalanalyse in der Strömungsanalyse konzentriert sich bisher auf relativ kleine Fälle wie z.B. die zweidimensionale Strömung um Profile, wo das gesamte Strömungsfeld zur Identifizierung der Moden benutzt wurde [Rowley 2009, Gomez 2019]. Anwendungen wie z. B. in [Wang 2017], wo in skalen-auflösenden Simulationen die Strömung um einen Zug simuliert wird, führen die POD nur in einem vorher definierten Schnitt im Strömungsfeld durch. Dieser Ansatz stellt eine Herausforderung für die Analyse der Strömung um geometrisch komplexe Geometrien auf großen Rechnernetzen aufgrund der zu speichernden Datenmengen dar. Maschinelles Lernen (ML) ist ein Teilbereich der Künstlichen Intelligenz, welcher die Entwicklung statistischer Modelle verfolgt [Mehta 2019]. Algorithmen bestimmen die Parameter dieser statistischen Modelle auf der Basis von Trainingsdaten durch die Minimierung einer Kostenfunktion.

Erfolgreiche Anwendungen des Maschinenlernens umfassen Spracherkennung sowie Erkennen von Handschriften. Im Bereich der Strömungssimulation wurde ML zur Unterstützung der Turbulenzmodellierung [Tracey 2015] oder zur Erzeugung von Ersatzmodellen für die Strömung um ein Profil [Swischuk 2018] eingesetzt. In der numerischen Strömungsanalyse ist die Erzeugung von Trainingsdaten aufwändig, insbesondere wenn diese durch die Simulation instationärer Strömungen erzeugt werden [Swischuk 2018]. Im Vergleich zu anderen Anwendungen des Maschinenlernens ist man im Bereich der Strömungsanalyse auf eine relativ kleine Menge an Trainingsdaten angewiesen, was u.a. Auswirkungen auf den Ansatz des Maschinenlernens haben kann [Swischuk 2018].

4.4 Hauptarbeitspaket 4

Das HAP4 bündelt die industriellen Anwendungsfälle des Verbundführers, welche zur Definition der Anforderungen für die Entwicklung und zum kontinuierlichen Testen der Methoden dienen, die in den anderen drei Hauptarbeitspaketen entwickelt werden. Diese Anwendungsfälle umfassen sowohl den Verdichter als auch die Turbine und sind sehr herausfordernd formuliert, sodass sie über die derzeitige industrielle Praxis weit hinausgehen. So werden zum Beispiel im Entwicklungsprozess des Kompressor-Systems hauptsächlich stationäre RANS-Simulationen und nur vereinzelt instationäre URANS-Simulationen durchgeführt unter Verwendung der Nominal-Geometrie. LES-Rechnungen finden nicht statt. Die Verwendung von Real-Geometrien zum Beispiel unter Verwendung der Daten von Streifenprojektionsmessungen wird vereinzelt und manuell durchgeführt, um zum Beispiel Diskrepanzen zwischen Messergebnissen und Vorhersagen zu untersuchen. Im Rahmen der Entwicklung von Hochdruckturbinen-Komponenten werden ebenfalls hauptsächlich RANS und vereinzelt URANS Rechnungen durchgeführt, wobei stationäre Randbedingungen der Brennkammer verwendet werden. LES-Rechnungen werden ebenfalls im Turbinen-Entwicklungsprozess derzeit nicht durchgeführt. Wie auch beim Verdichter werden mittels Streifenprojektionsverfahren vermessene Real Geometrien vereinzelt und manuell in den Analyseprozess überführt, um beispielsweise verbesserte Vorhersagen des aerodynamischen Verhaltens von Hochdruckturbinen-Statoren zu ermöglichen. Im multidisziplinären Entwurfsprozess von Hochdruckturbinen-Komponenten finden derzeit schon automatische Analyseprozesse Verwendung, mittels derer Parameterstudien durchgeführt werden, um die Robustheit der Komponenten zu überprüfen und zu verbessern.

5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Die Forschungsarbeiten im Projekt DARWIN werden im Verbund mit den Partnern DLR und TU Dresden durchgeführt.

Das DLR integriert mit Hilfe der bereits in mehreren Luftfahrtunternehmen genutzten Simulationsplattform FlowSimulator in HAP1 etablierte Simulationsbausteine zur numerischen Fluid- und Struktursimulation und zur Netzdeformation systematisch in Form von Plugins in den durchgängig parallel gestalteten Simulationsprozess. Die modulare und erweiterbare Prozessintegration erlaubt die Kombination und Austauschbarkeit von einzelnen Simulationsbausteinen, schafft Möglichkeiten für Synergien in der Zusammenarbeit und legt nachhaltig eine Basis für weiterführende Projektarbeiten. In HAP3 sollen verschiedene Machine-Learning-Verfahren untersucht und verglichen werden, um komplexe und große Simulationsmodelle, wie sie in der Triebwerksentwicklung üblich sind, direkt mit Hilfe von Messsignalen bzw. Versuchsergebnissen zu kalibrieren und dabei insbesondere heterogene gemessene Daten einfließen lassen zu können. Weiterhin ist in HAP3 die Erweiterung des Deep Gaussian Covariance Networks vorgesehen, welches die Vorteile von neuronalen Netzen und Gaußprozessen miteinander kombiniert. Dabei werden die freien Parameter des Gaußprozesses (Korrelationslängen, Auswahl der Kovarianzfunktion, Rauschanteil) anhand der Trainingspunkte durch ein neuronales Netz gelernt. Damit können Rauschanteile bzw. Streuungen, die über den Designraum variieren, ebenfalls abgebildet werden. Dies kann so erweitert werden, dass der Wirkzusammenhang der Eingangsgrößen auf eine große Anzahl zueinander korrelierender Ausgangsgrößen erfasst wird, wodurch genau die Herausforderungen bei heterogenen, gekoppelten Simulationsprozessen adressiert werden und damit diese Wirkzusammenhänge effizient im Sinne von Optimierungsproblemen invertiert werden können. Damit lässt sich bei hoher Approximationsgüte die Anzahl der Trainingsdatenpunkte außerordentlich effizient niedrig halten, was für die sehr großen Simulationsmodelle in der Triebwerksentwicklung von entscheidender Bedeutung ist.

Das Zentrum für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen (ZIH) der TU Dresden wird die komplexen Workflows von HAP1 und HAP3, die aus Simulationen, KI-Training und Inferenz sowie umfangreichen Datentransfers zusammengesetzt sind, auf Höchstleistungsrechnern effizient umsetzen. Die Performanceanalyse und -optimierung wird erweitert von einzelnen HPC-Simulationen hin zur Betrachtung gesamter Workflows. Die seit langem entwickelten einschlägigen Software-Werkzeuge werden dafür angepasst und erweitert. Die Ziele der Professur für Turbomaschinen und Flugantriebe (TFA) der TU Dresden in HAP2 sind die Weiterentwicklung der Datenanalysefähigkeiten zur automatischen Erzeugung digitaler Zwillingmodelle und deren Einbettung in den Digitalen Faden sowie die erstmalige automatisierte hochgenaue optische Vermessung und Auswertung von Rauheitseigenschaften von Triebwerkskomponenten. Diese sollen daraufhin mit ihren Streuungen in den Simulationen berücksichtigt werden. Dafür werden basierend auf hochauflösenden Large Eddy Simulationen Modellierungsansätze für den Einfluss der Rauheit über Methoden des maschinellen Lernens abgeleitet und folgend

auf klassische RANS-Simulationen angewendet, wozu Synergien mit HAP3 ausgenutzt werden.

Im Unterauftrag von RRD arbeiteten drei Universitäten, die BTU Cottbus, die TU Darmstadt sowie die University of Surrey. Alle drei Universitäten haben den Status eines „Rolls-Royce University Technology Centres“, d.h. sie sind ausgewählte Universitätspartner für eine langfristig ausgerichtete Zusammenarbeit mit dem Unternehmen Rolls-Royce.

Die University of Surrey (UA) arbeitet an der Weiterentwicklung der gekoppelten Multiskalen-Simulationsmethoden im Rolls-Royce eigenen Simulationswerkzeug Hydra.

Die TU Darmstadt (UA) bearbeitet das digitale Matching von CHT-Simulationsergebnissen mit den Ergebnissen von Thermalfarbenexperimenten.

Die BTU Cottbus (UA) erforscht (i) die Verbesserung der Effizienz der Struktursimulation durch hybride Verfahren mittels Kopplung klassischer FEM und isogeometrischer Analyse sowie (ii) Verfahren des Maschinellen Lernens zum Inversen Design.

6 Darstellung der erzielten Ergebnisse

Im Folgenden erfolgt eine kurze Darstellung der wichtigsten im Vorhaben erzielten Ergebnisse mit Fokus auf die von Rolls-Royce durchgeführten Arbeiten. Weitere Details sind in den unter Kapitel 9 genannten Publikationen zu finden.

AP1.1: Löser-Infrastruktur für skalenübergreifende Simulation der Aerodynamik

Im Arbeitspaket 1.1 wurde ein Kopplungs-Framework entwickelt, das die modulare Flexibilität und die Leistungsfähigkeit dezentraler Modelle bewahrt und auf dem proprietären Rolls-Royce Löser Hydra basiert. Hydra verfügt über eine Reihe validierter Module für CFD und thermische Analyse für den Anwendungsbereich von Triebwerkströmungen. Inspiriert vom Konzept der „Smart Edges“, auch bekannt als „Smart Interface Methodology“, wurde hierfür ein Kopplungsframework entwickelt, welches mehrere Hydra-Sessions (HS) umfasst, die über einzelne Koppler-Einheiten (CU) miteinander interagieren. Die Hydra-Sessions sind verschiedene Modelle, die auf unterschiedlichen Netzen laufen und benachbarte oder überlappende Bereiche des physischen Raums abdecken. Eine Kopplereinheit besteht aus einem oder mehreren Prozessen, die spezifische Kopplungsverfahren zwischen zwei Solver-Sessions durchführen. Das Framework ist sehr allgemein gehalten und ermöglicht die Kopplung verschiedener Solver. Im Rahmen dieses Vorhabens konzentriert sich die Diskussion jedoch auf die Verwendung von Hydra als Solver. Eine Besonderheit des Kopplungsframeworks ist, dass eine einzelne Kopplereinheit nur eine Schnittstelle verwaltet, nämlich die Schnittstelle, die von den beiden zugehörigen Hydra-Session gemeinsam genutzt wird. Bei mehreren Schnittstellen zwischen zwei Hydra-Session sind mehrere Kopplereinheiten erforderlich, eine für jede Schnittstelle. Dadurch verarbeitet jede Kopplereinheit ausschließlich Daten, die sich auf zwei verbundene Hydra-Session beziehen. Datenstruktur, Kommunikationsmuster und Konnektivität sind daher unabhängig von anderen Schnittstellen und werden nicht von der Komplexität des Gesamtsystems beeinflusst. Diese direkte Korrespondenz zwischen Schnittstellen und Kopplereinheiten ermöglicht dank der Spezifikation der separaten Schnittstellen eine erste grobe Parallelisierung der Systemtopologie. In Anwendungen, in denen die relative Bewegung zwischen den Zonen auf a priori bekannte Bereiche beschränkt bleibt, können sowohl die Kommunikation als auch die räumliche globale Suche durch entsprechende Definition der Schnittstellen gut skalierbar gestaltet werden.

Innerhalb dieses neu entwickelten Kopplungsframeworks wurde weiterhin eine Methode zur Kopplung von RANS und LES-Bereichen implementiert und angewendet. Multi-Fidelity-Methoden, die auf der Kopplung von RANS und LES basieren, stoßen seit mehr als zwei Jahrzehnten auf großes Interesse als vielversprechende Strategie, um LES für industrielle Anwendungen erschwinglich zu machen. Trotz anhaltender Forschungsbemühungen gelten diese Methoden noch als unausgereift, und es bedarf weiterer Arbeit, um ihr Potenzial und ihre Grenzen zu verstehen. Es gibt zwei grundlegend unterschiedliche Konzepte der hybriden RANS/LES-Modellierung. Das eine ermöglicht eingebettetes LES, während sich das zweite speziell auf die wandnahe Behandlung von Strömungen mit hohen Reynolds-Zahlen bezieht. Eingebettetes LES besteht darin, den größten Teil des Bereichs durch RANS zu modellieren, während LES nur für einen kleineren Bereich verwendet wird, der in der Regel auf Bereiche beschränkt ist, in denen

RANS-Vorhersagen als unzuverlässig gelten. Bei dieser Problemklasse werden benachbarte oder sich überlappende Teilbereiche einzeln gelöst, wobei unterschiedliche Gleichungssysteme und unterschiedliche Löser verwendet werden. Dieser Ansatz wird oft als getrennt bezeichnet, da er die Kopplung unterschiedlicher Lösungen und die explizite Formulierung von Schnittstellenbedingungen beinhaltet. Diese können entweder in für die jeweilige Teildomäne geeignete Randbedingungen umgewandelt werden oder alternativ auf andere Weise manipuliert werden, um die Kontinuität der Flussvariablen Knoten für Knoten zu gewährleisten.

Im Rahmen der wandnahen Behandlung gibt es mehrere Klassen von Hybridmethoden, die einen durch RANS modellierten wandnahen Bereich mit einem durch LES modellierten äußeren Bereich kombinieren. Die meisten dieser Methoden folgen einer einheitlichen Formulierung und verwenden häufig denselben Satz zusätzlicher Turbulenzvariablen sowohl für RANS- als auch für LES-Bereiche. Die Transportgleichungen für die Turbulenzvariablen enthalten Terme, die je nach Umschaltkriterium entweder als RANS-Modell oder als Sub-Grid-Modell fungieren können. In Detached-Eddy-Simulationen (DES) oder deren Varianten DDES und IDDES basiert das Umschaltkriterium beispielsweise auf der lokalen Zellgröße, während die Zwei-Schicht-Methoden eine Grenzflächenposition in einem bestimmten Abstand von der Wand definieren, ausgedrückt in Wandeinheiten oder in einem anderen geeigneten Maßstab. Ein alternativer Ansatz für eine RANS/LES-Methode basiert auf einem konsistenten Dual-Mesh-Ansatz: Die Idee besteht darin, sowohl RANS- als auch LES-Modelle auf separaten Netzen auszuführen, die denselben Rechenbereich abdecken, wobei den jeweiligen Strömungsgleichungen Driftterme hinzugefügt werden. Komplementäre Bereiche des Definitionsbereichs werden als RANS- oder LES-Zonen bezeichnet. In RANS-Zonen sind die Driftterme nur für die LES-Gleichungen aktiv und führen die Lösung in Richtung der RANS-Gleichungen. Umgekehrt werden in LES-Zonen die LES-Gleichungen in ihrer Standardformulierung gelöst, während der Satz der RANS-Gleichungen modifiziert wird. Die Dual-Mesh-Methode wurde erfolgreich für eine Vielzahl von Strömungen getestet, darunter Kanalströmung, die Strömung über periodische Hügel und die Auftriebsströmung in einem beheizten Hohlraum.

Die Dual-Mesh-Methode erfordert die Kopplung zweier unterschiedlicher Lösungen durch die Hinzufügung von Drifttermen zu den entsprechenden Gleichungssätzen. Zur Berechnung der Driftterme müssen die beiden gekoppelten Lösungen von einem Netz auf das andere interpoliert werden. Das entwickelte Kopplungsframework ermöglicht die gleichzeitige Ausführung einer beliebigen Anzahl separater Hydra-Simulationen, jede mit eigenen physikalischen und numerischen Parametern. Die Kopplung der Hydra-Sessions erfolgt über die oben beschriebenen Kopplereinheiten, also dedizierte Rechenressourcen, die den Datentransfer zwischen den interagierenden Hydra-Sessions steuern. Die Verwendung des Kopplungsframeworks ermöglicht ein Schlüsselmerkmal der Dual-Mesh-Methode, nämlich die Verwendung unterschiedlicher Integrationszeitschritte zwischen RANS- und LES-Gleichungen. Der Datenaustausch zwischen den gekoppelten Hydra-Sessions kann mit einem Vielfachen ihrer jeweiligen Zeitschritte erfolgen, wobei die Driftterme zwischen zwei aufeinanderfolgenden Kommunikationspunkten konstant gehalten werden.

Die Dual-Mesh Methode wurde im vorliegenden Vorhaben erfolgreich auf verschiedene Testfälle angewendet, unter anderem eine Rotor-Stator-Kavität und einen Strahl in Quer-Anströmung, siehe Abb. 3 und Abb. 4. Weitere Informationen sind in den zugehörigen Publikationen zu finden.

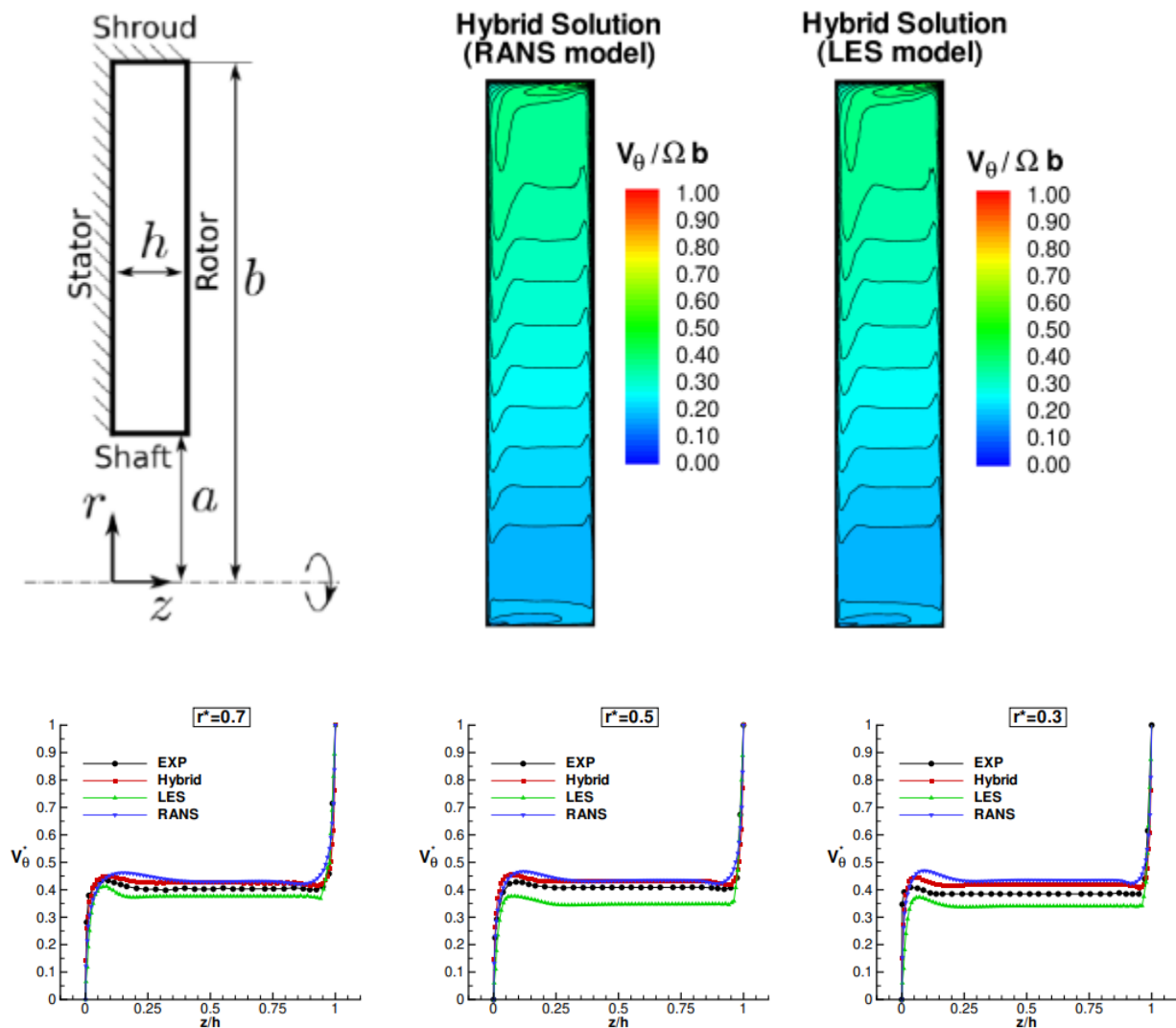


Abb. 3: Eingebettete LES für eine Rotor-Stator Kavität
(Geometrie, Strömungsergebnis und Vergleich mit Messergebnissen)

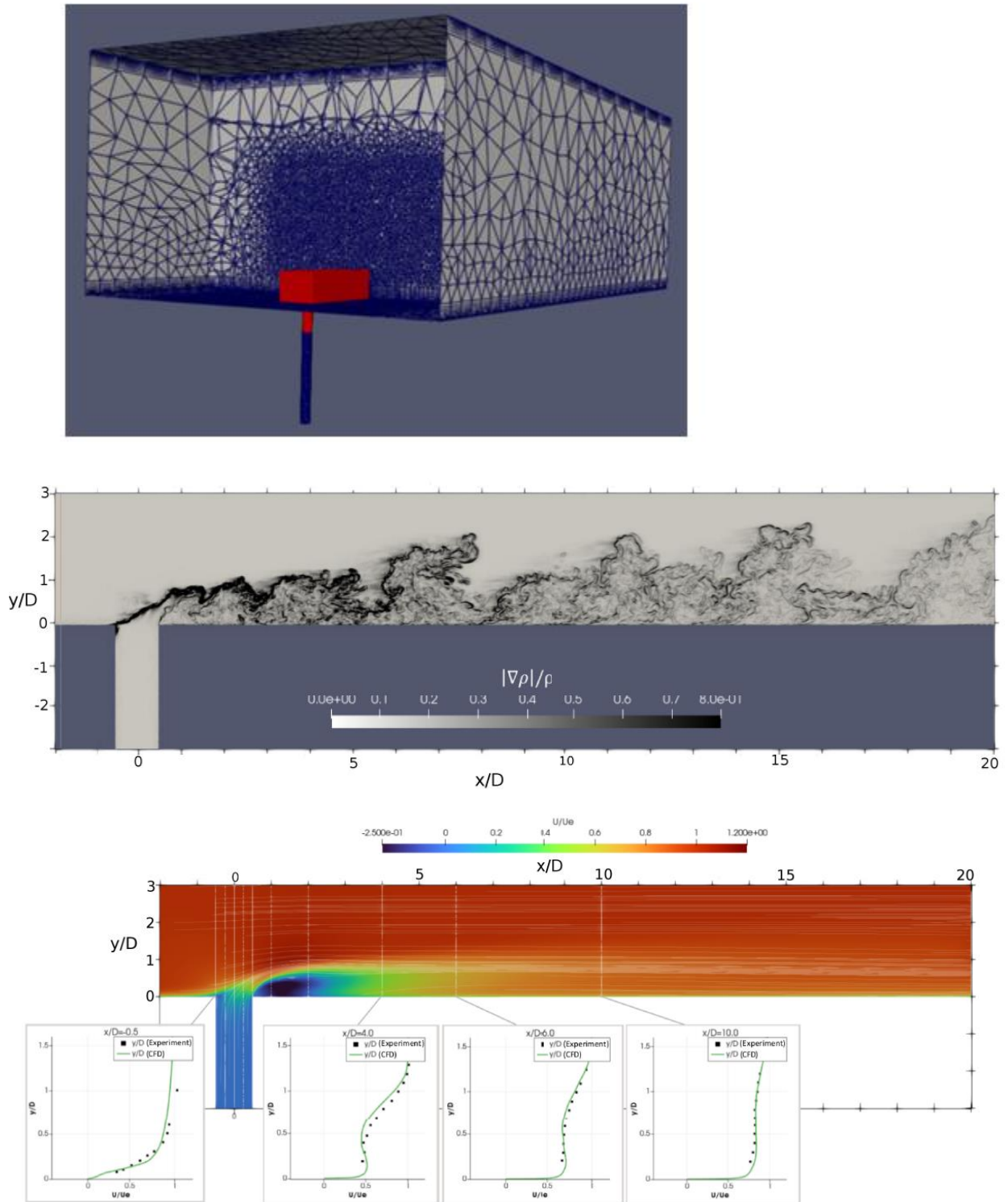


Abb. 4: Eingebettete LES für einen Jet in Queranströmung (Geometrie mit eingebetteter LES Zone in rot, Strömungsergebnis und Vergleich mit Messergebnissen)

AP1.2: Verfahren zur instationären Simulation sehr großer Strukturmodelle

Im Bereich der Triebwerkssimulation gab es in jüngster Vergangenheit zahlreiche Entwicklungen, bei denen computergestützte Verfahren eine wichtige Rolle bei der Verbesserung der Leistung und der Designeffizienz von Triebwerken gespielt haben. Zu diesen computergestützten Verfahren zählt die Finite Element-Methode (FEM), die häufig zur Vorhersage des thermomechanischen Verhaltens von Triebwerken eingesetzt wird. Früher wurden häufig vereinfachte FE-Triebwerksmodelle verwendet. Mit der Verfügbarkeit leistungsstarker Rechensysteme können jedoch detaillierte FE-Modelle erstellt werden, die die komplexen Eigenschaften von Triebwerkskomponenten berücksichtigen.

In jüngster Zeit hat sich in diesem Anwendungsbereich die iso-geometrische Analyse (IGA) als vielversprechende Alternative zur klassischen FEM erwiesen, die mehrere Vorteile für die Triebwerkssimulation bietet, insbesondere bei der Verarbeitung komplexer Geometrien. Sie nutzt dieselben Basisfunktionen, die typischerweise in der CAD-Software verwendet werden, nämlich Non-Uniform Rational B-Splines (NURBS). Da bei konventioneller FEM die Geometrie mittels einer stückweisen Polynom-Funktion approximiert werden muss, führt diese Geometrieapproximation häufig zu Diskretisierungsfehlern. Die Verwendung von NURBS in der IGA zur Darstellung der Geometrie des Berechnungsbereichs macht diese Geometrieapproximation überflüssig.

Darüber hinaus verkürzt die numerische Analyse direkt auf NURBS-Objekten die Zeit vom Entwurf bis zur Analyse erheblich. Die Konstruktion der Finite-Elemente-Geometrie umfasst typischerweise Geometrievereinfachungen und einen umfangreichen Netzgenerierungsprozess, was oft sehr zeitaufwändig ist. Daher ermöglicht die IGA einen schnellen Übergang von Entwurfs- zur Analysephase und steigert so die Effizienz des gesamten Simulationsprozesses.

Trotz der Vorteile von IGA gibt es gewisse Herausforderungen, die eine breite Anwendung in der Triebwerkssimulation behindern. Eines der Haupthindernisse ist das Fehlen eines kommerziellen Tools, das die Konvertierung eines CAD-Modells in ein CAE-Modell unterstützt. Für eine solche Konvertierung sind grundlegende Details wie Kontrollpunkte, Gewichtswerte, Knotenvektoren und die Reihenfolge der NURBS-Basisfunktionen erforderlich. Idealerweise sollte eine CAD-Software diese Informationen direkt bereitstellen, um die Kompatibilität mit der IGA zu gewährleisten. Die meisten CAD-Systeme verwenden jedoch Oberflächenbeschreibungen von Körpern, die für die CAD-Umgebung in der Regel ausreichend sind, aber die notwendigen Details für IGA nicht aufweisen.

Dieses Problem wird durch die Open-Source-Python-basierte Bibliothek Splipy [3] gelöst. Diese Bibliothek ermöglicht die Konstruktion komplexer Geometrien mithilfe eines Bottom-up-Konstruktionsansatzes. Bei diesem Konstruktionsansatz werden die Kurven aus Punkten, die Oberflächen aus Kurven und die Volumina aus Oberflächen konstruiert. Der Hauptnachteil dieser Bibliothek ist das Fehlen einer grafischen Benutzeroberfläche (GUI). Diese Bibliothek enthält jedoch Informationen, die für die Konvertierung von CAD-Geometrie in ein CAE-Modell erforderlich sind. Diese Informationen werden anschließend mithilfe eines Python-Skripts in eine LS-Dyna-kompatible Datei konvertiert. Mithilfe der Splipy-Bibliothek und eines selbst entwickelten Python-Skripts werden so die

geometrischen und rechnerischen Modelle gleichzeitig generiert, was den gesamten Prozess deutlich vereinfacht.

Abb. 5 demonstriert die Möglichkeiten der Splipy-Bibliothek in Kombination mit einem selbst entwickelten Python-Skript, angewendet auf einfache Basisgeometrie.

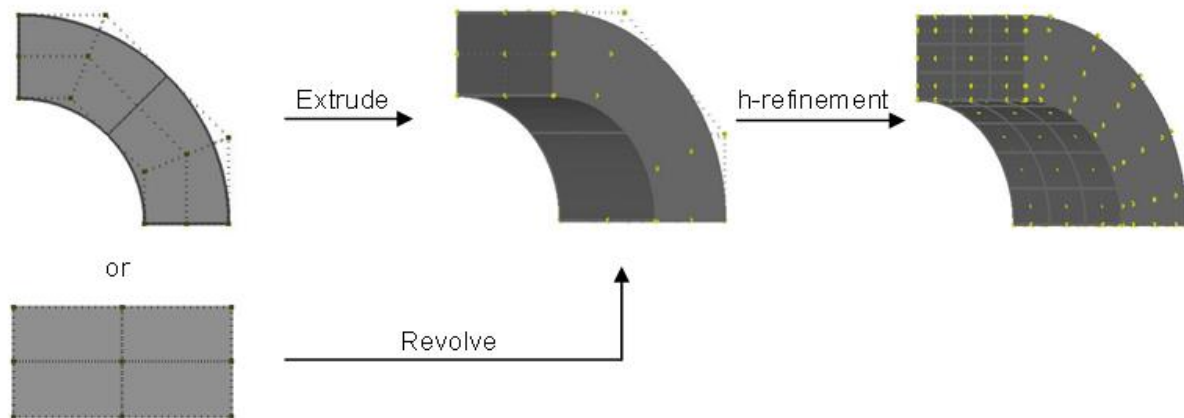


Abb. 5: Erzeugung eines IGA-fähigen Geometriemodells

Die obige Geometrie kann auf zwei verschiedene Arten konstruiert werden. Das Verfahren ähnelt dem eines kommerziellen CAD-Systems. Zunächst wird ein Querschnittskörper mithilfe bivariater NURBS-Kurven oder -Linien erstellt. Anschließend wird durch Extrusion oder Rotation entlang einer NURBS-Kurve oder einer Achse, die aus trivariaten NURBS-Kurven besteht, ein Volumenmodell erzeugt. Die anschließende h-Verfeinerung erfolgt durch Einfügen neuer Knoten in den bestehenden Knotenvektor. Diese Geometrie ist einfach und kann als einzelner NURBS-Patch erzeugt werden. Komplexere Geometrien hingegen lassen sich nicht mit einem einzelnen NURBS-Patch darstellen, sondern benötigen mehrere NURBS-Patches für ihre Konstruktion. Die Verwendung mehrerer NURBS-Patches verbessert die Netzqualität deutlich und erleichtert gleichzeitig die lokale Verfeinerung. Zudem gewährleistet sie eine bessere Kontrolle der Kontinuität. Um die Effizienz des NURBS-basierten Modellgenerierungsprozesses zu optimieren, werden Volumentransformationstechniken wie Rotation und Spiegelung eingeführt. Zylinderstrukturen mit einem einzigen NURBS-Patch (radiale und quadratische Parametrisierung) stellen besondere Herausforderungen dar. Bei der radialen Parametrisierung ist die Elementgröße im Zentrum des Zylinders sehr klein, was das explizite Zeitintegrationsverfahren rechnerisch aufwändiger macht.

Mithilfe der Splipy-Bibliothek und des selbst entwickelten Python-Skripts ist es damit zum ersten Mal möglich, ein komplettes NURBS-basiertes Triebwerksmodell generiert, das alle wichtigen Teile eines Flugzeugtriebwerks enthält. Abb. 6 zeigt einen Schnitt durch dieses IGA-Triebwerksmodell, der dessen Gesamtstruktur und Layout verdeutlicht.

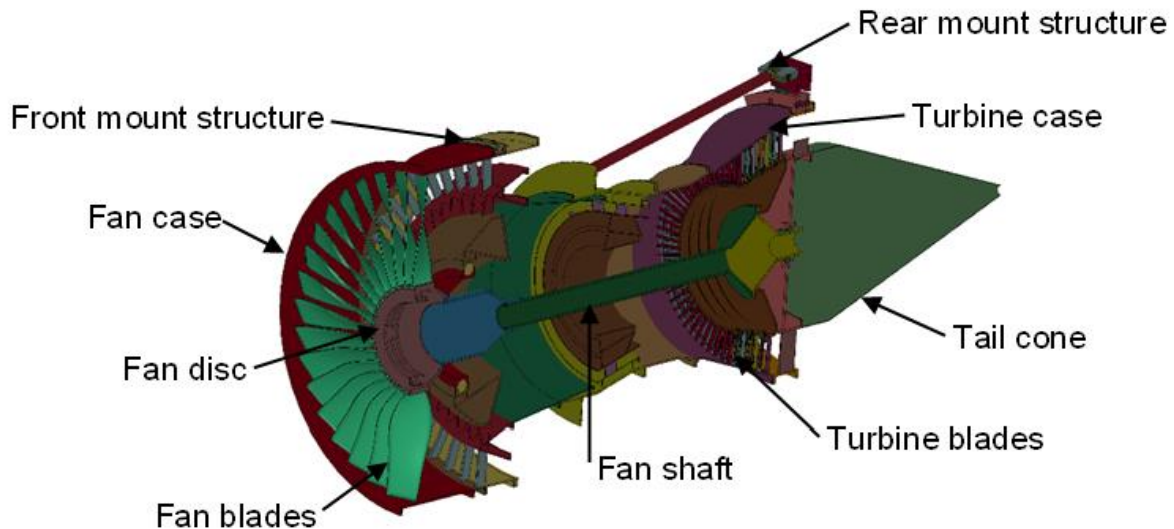


Abb. 6: Das komplette IGA-Triebwerksmodell

Um den Rotor des Triebwerksmodells von 0 auf ca. 1500 U/min zu beschleunigen, wird eine linear ansteigende Folgelast spezifiziert. Für solche transienten, hochdynamischen Simulationen wird ein implizites Zeitintegrationsverfahren verwendet, da das explizite Zeitintegrationsverfahren für diese Art der Simulationen aufgrund der kleineren Zeitschritte rechenintensiver ist. Es werden zwei unterschiedliche Konfigurationen basierend auf Kontaktarten untersucht. In der ersten Konfiguration sind die Fanschaufeln mithilfe des gebundenen Kontakts mit der Fanscheibe verbunden, während in der zweiten Konfiguration ein Gleitkontakt für die Fanschaufeln und die Fanscheibe definiert wird. Da die Last linear über die Zeit angelegt wird, zeigt die Rotationsgeschwindigkeit einen quadratischen Anstieg, der für beide Konfigurationen ähnlich ist, wie in Abb. 7 dargestellt.

Der Unterschied zwischen den beiden Konfigurationen wird deutlicher, wenn man die Verschiebungen der Fanschaufeln in Flugrichtung betrachtet. Da zwischen den Kugeln und den Innen- und Außenringen des vorderen Lagers ein kleiner Spalt besteht, verursacht dieser Spalt kleine Vibrationen, die die Vibrationen der Fanschaufeln weiter anregen. Abb. 8(a) zeigt die Spitzenauslenkungen der Fanschaufeln während der Rotorbeschleunigung. Ein Vergleich der Ergebnisse der Gleitkontaktkonfiguration mit der Konfiguration mit gebundenem Kontakt zeigt, dass die Vibrationsamplituden bei Reibungskontakten deutlich kleiner sind. Diese Verringerung ist auf die Energiedissipation durch Reibung zurückzuführen. Die geringere Spitzenauslenkung in der Gleitkontaktkonfiguration trägt zusätzlich zur Verringerung der maximalen Von-Mises-Spannung in den Fanschaufeln bei, wie in Abb. 8(b) dargestellt.

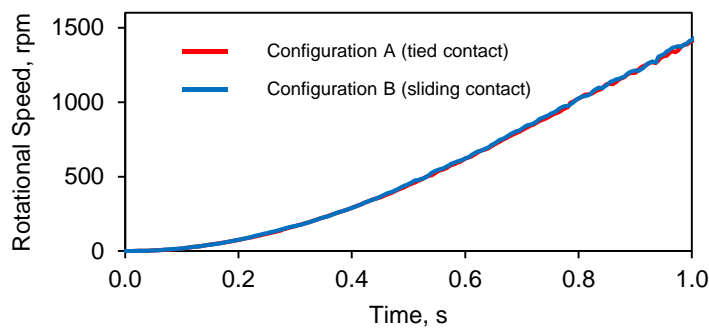


Abb. 7: Quadratischen Anstieg der Rotationsgeschwindigkeit

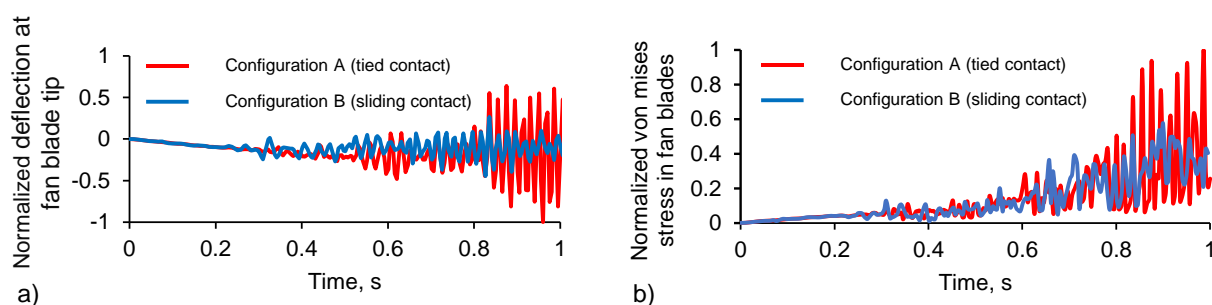


Abb. 8: Spitzenauslenkungen der Fanschaufeln während der Rotorbeschleunigung

AP2.2 Digitaler Abgleich von Simulationsmodellen (CHT) mit Thermalfarbenexperimenten

Eine zentrale Herausforderung in der Auslegung von Hochdruckturbinen ist die zuverlässige Vorhersage der thermischen Belastung der Bauteile, da unter anderem die Kriechlebensdauer der Komponenten durch Temperaturerhöhungen exponentiell reduziert wird. Aufgrund der hohen Temperaturen erfolgt die Analyse der Oberflächentemperaturen in der Auslegung der Turbinenkühlung vor allem mit Hilfe numerischer Strömungssimulationen. Den industriellen Standard stellen hierbei RANS-Simulationen dar. Die zusätzliche Berücksichtigung von Wärmeleitung im Metall und deren Rückkopplung mit der Strömung durch Conjugate Heat Transfer (CHT) Simulationen verringert hierbei den Fehler der Temperaturvorhersagen.

Dennoch lassen sich im Vergleich der numerischen Vorhersage der Oberflächentemperatur durch RANS Simulationen mit experimentellen Daten deutliche Unterschiede feststellen, insbesondere im Fall filmgekühlter Schaufeln.

In diesem Arbeitspaket werden daher zum einen die Einflussfaktoren der Modellierung untersucht, die zu Abweichungen führen und zum anderen wird ein Modell zu Verbesserung der Vorhersage unter Einsatz von maschinellem Lernen vorgestellt.

Im ersten Schritt werden die in den späteren Untersuchungen verwendeten Testfälle definiert und Simulationsmodelle erstellt. Die ausgesuchten Testfälle weisen eine unterschiedliche Komplexität auf. Zum einen wird der Fall einer filmgekühlten ebenen

Platte untersucht wodurch detaillierte Untersuchungen der Interaktion zwischen Film und Hauptströmung möglich werden. Der zweite Testfall ist eine skalierte filmgekühlte Turbinenschaufel, von der experimentelle Daten vorliegen. Dieser Testfall repräsentiert einen Großteil der in einer realen Turbine auftretenden Strömungsphänomene und kann daher stellvertretend für die Anwendbarkeit der Untersuchungen für reale Turbinengeometrien verwendet werden.

Im zweiten Schritt wird anhand des einfacheren Testfalls der ebenen Platte untersucht, welcher Detaillierungsgrad der Simulationen zur möglichst genauen Vorhersage der Temperaturverteilung notwendig ist. Hierbei wird der Fokus auf die Auswirkung des Modellierungsgrades der in der Strömung vorkommenden Turbulenz gelegt.

Basierend auf diesen Erkenntnissen werden daran anschließend Maßnahmen untersucht, um die thermische Vorhersage durch CHT Simulationen im Vergleich mit den experimentellen Daten zu verbessern.

Aus den gewonnenen Erkenntnissen zum Einfluss der Modellierung auf die Thermalvorhersage und das Verfahren zum Matching mit experimentellen Daten wird im schlussendlich ein Modell unter Zuhilfenahme von maschinellem Lernen entwickelt, welches die thermische Vorhersage in komplexen Fällen verbessern kann.

Testfälle

Es werden zwei Testfälle untersucht, die im Folgenden näher beschrieben werden:

- filmgekühlte ebene Platte
- filmgekühlte Turbinenschaufel

Für beide Testfälle liegen Infrarotmessdaten vor, die zum Vergleich mit den numerischen Vorhersagen herangezogen werden.

Zur Untersuchung des Einflusses von Strömungsphänomenen die im Bereich der Filmkühlung auftreten auf die thermale Vorhersage, wird der Fall einer filmgekühlten ebenen Platte herangezogen. Die filmgekühlte ebene Platte ist in Abbildung 9 gezeigt.

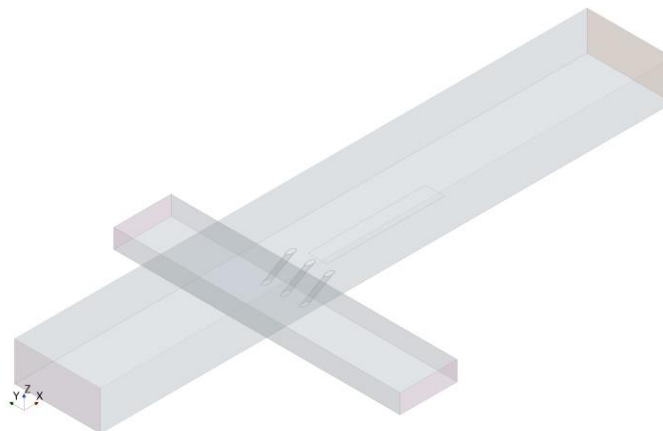


Abbildung 9: Filmgekühlte Ebene Platte

Hierbei strömt die Hauptströmung über eine ebene Platte in einem Kanal. Auf der Unterseite des Kanals sind Filmkühlbohrungen angebracht. Die Filmkühlbohrungen werden durch einen zweiten Strömungskanal gespeist. In dieser Konfiguration lassen sich Parameter der Filmkühlung variieren und deren Einfluss auf die Interaktion zwischen Kühlfilm und Hauptströmung untersuchen.

In der Literatur werden unterschiedliche Experimente zur filmgekühlten ebenen Platte beschrieben. Laut [Bogard] wird die Filmkühleffektivität unter anderem maßgeblich durch die Bohrungsgeometrie, die Machzahl in der Hauptströmung, das Dichteverhältnis zwischen Kühlluft und Heißgas sowie das Blowing Ratio M bestimmt. Das Blowing Ratio wird nach folgender Vorschrift bestimmt, wobei der Index c Werte im Inneren der Bohrung beschreibt, der Index h Werte in der Hauptströmung:

$$M = \frac{\rho_c U_c}{\rho_h U_h}$$

In dieser Arbeit wird auf am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) durchgeführte Experimente einer filmgekühlten ebenen Platte zurückgegriffen [Saumweber99, Saumweber03]. In dieser Arbeit wurden die Bohrungsgeometrie und die Ausströmrates der Filmkühlung variiert.

In der hauptsächlich untersuchten Konfiguration wurden zylindrische Bohrungen verwendet. Im Experiment wurden Ausströmrates zwischen $M = 0.5$ und $M = 1.5$ untersucht, für die vorliegenden Untersuchungen wurden nur die Ausströmrates $M = 0.5$ und $M = 1.0$ simuliert. Das Dichteverhältnis wurde entsprechend den experimentellen Daten auf $DR = 1.7$ gesetzt. Die Heißgasmachzahl in der Hauptströmung wurde auf $Ma_m = 0.3$ gesetzt. Die Parameter sind in folgender Tabelle zusammengefasst:

Größe	Formelzeichen	Wert
Bohrungsdurchmesser	D	5 mm
Temperatur Kühlluft	T_c	310 K
Temperatur Heißgas	T_h	540 K
Blowing Ratio	M	0.5 ; 1.0
Density Ratio	DR	1.7
Heißgasmachzahl	Ma_m	0.3

Die untere Wand des Heißgaskanals wurde im Experiment mit einem thermisch nur schwach leitenden Material ausgeführt um annähernd adiabate Bedingungen zu schaffen. Als Vergleichsgröße zwischen Simulation und Experiment werden die Messdaten der adiabaten Filmkühleffektivität herangezogen. Die adiabate Filmkühleffektivität wird nach folgender Formel bestimmt:

$$\eta_{aw} = \frac{T_{rec,m} - T_{aw}}{T_{rec,m} - T_{tc}}$$

Hierbei gibt $T_{rec,m}$ die Recoverytemperatur der Hauptströmung an, T_{tc} die Totaltemperatur der Kühlluft innerhalb der Bohrung und T_{aw} die adiabate Wandtemperatur der gekühlten Wand.

Für die Simulationen wurde das Programm Simcenter Star-CCM+ verwendet. Das Simulationsmodell umfasst sowohl den Hauptströmungskanal als auch den Kühlluftkanal die durch drei Filmkühlbohrungen verbunden sind. Der laterale Abstand der Filmkühlbohrungen beträgt wie im Experiment $4D$. Stromauf der Bohrungen wurde eine Lauflänge von $52D$ eingestellt, sodass sich die Grenzschicht voll entwickeln kann. Für die Simulationen wurde im Kühlluftkanal ein Plenum angenommen, sodass die Geschwindigkeit im Kühlluftkanal annähernd 0 beträgt. Alle Wände wurden als adiabatisch angenommen.

Für die Berechnungen wurden verschiedene Netze in Simcenter Star-CCM+ erstellt. Zur Untersuchung mithilfe von RANS Simulationen wurde ein gröberes Netz erstellt, welches 6.8 Millionen Zellen beinhaltet. Für skalenauflösende Berechnungen wurde ein feineres Netz verwendet, welches 29 Millionen Zellen beinhaltet. In beiden Netzen wurden im Wandbereich Prismenschichten eingesetzt um die Grenzschicht aufzulösen. Der Zielwert für die Wandauflösung war in beiden Fällen $y^+ \approx 1$ um die Grenzschicht bis in die viskose Unterschicht auflösen zu können und die Verwendung einer Wandfunktion zu vermeiden.

Abbildung 10 zeigt einen Schnitt durch das erstellte RANS Netz auf der Mittelebene. Im Bereich der Bohrung sowie der Einströmung in die Bohrungen und stromab der Bohrungen wurde das Netz gegenüber der freien Strömung verfeinert, da hier der größte Einfluss der Mischung zwischen Film und Hauptströmung vorliegt.

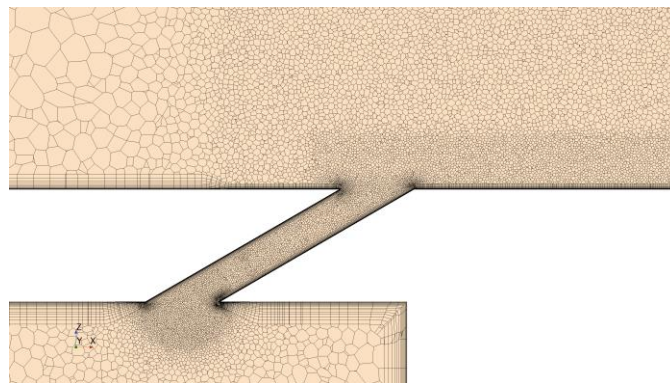


Abbildung 10: RANS Netz auf der Mittelebene

In den RANS Simulationen wurde das $k - \omega$ SST Turbulenzmodell mit Wandauflösung verwendet. Für die skalenauflösenden Simulationen wurde das LES WALE Modell in der in Simcenter Star-CCM+ verfügbaren Implementierung verwendet. In den LES Simulationen wurde am Einströmrand der Hauptströmung synthetische Turbulenz verwendet.

Als zweiter Testfall wird eine skalierte filmgekühlte Turbinenschaufel verwendet. Für die Turbinenschaufel wurden von [Elfner] Infrarotmessungen der Schaufeltemperatur in einer Kaskadenkonfiguration durchgeführt, die im Folgenden zur Validierung der Vorhersage der Simulationen verwendet werden. Die Geometrie ist in Abbildung 11 dargestellt.

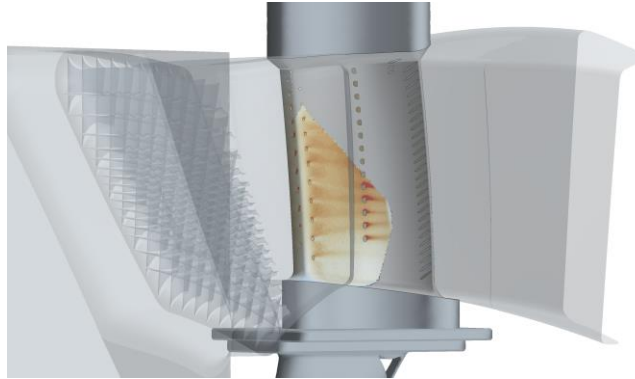


Abbildung 11: filmgekühlte Turbinenschaufel

Das Fluid strömt stromauf der Schaufel in ein Plenum an dessen Eintrittsrand konstanter Druck vorgegeben wird. Im Anschluss wird die Strömung mithilfe einer Gitteranordnung so konditioniert, dass der Strömungswinkel dem Relativsystem der Schaufel entspricht. Die anschließende Konturierung entspricht zwei Passagen der Rotorströmung. Mittig ist die filmgekühlte Turbinenschaufel angeordnet. Die Seitenwände des Strömungskanals entsprechen in ihrer Konturierung dem Profil der benachbarten Schaufeln, sodass sich insgesamt zwei Passagen ergeben. Die internen Kanäle der Schaufel zu Kühlung und Speisung der Filmkühlbohrungen werden nabenseitig durch einen gemeinsamen Einströmrand gespeist, an dem der Massenstrom vorgegeben wird. Gehäuseseitig wird der ausströmende Massenstrom der Kühlluftkanäle vorgegeben, sodass der gesamte Massenstrom durch alle Kühlluftbohrungen anhand der Differenz bekannt ist. Insgesamt beinhaltet die Schaufel 2 Reihen an Kühlluftbohrungen an der Vorderkante, je eine auf der Druckseite und der Saugseite. Weiter stromab auf der Saugseite und mittig im Strömungsverlauf auf der Druckseite befinden sich je eine weitere Reihe Kühlluftbohrungen. Zusätzlich befinden sich Bohrungen an der Hinterkante. Zur Erhöhung des Wärmeübertrags in den Kühlluftkanälen sind diese mit Rippen ausgestattet.

Das Simulationsmodell beinhaltet sowohl den Strömungsbereich als auch den Wärmetransport durch die Schaufel. Zur Kopplung von Fluid Domäne und Schaufel wird eine Conjugate Heat Transfer Simulation verwendet. Beide Domänen werden in einem gemeinsamen Schritt vernetzt, wodurch an den Berührungsflächen der Bereiche ein konformer Übergang erreicht wird. Dies bedeutet das die Zellränder beider Bereiche am Übergang übereinstimmen und daher keine Interpolation am Übergang stattfinden muss. Ein Schnitt durch das kombinierte Netz für Fluidomain und Festkörperdomain ist in Abbildung 12 gezeigt.



Abbildung 12: Schnitt durch das Netz der skalierten Turbinenschaufel

Vergleich der thermalen Vorhersage zwischen RANS und LES

Für den Testfall der filmgekühlten ebenen Platte konnten neben den RANS Rechnungen auch skalenauflösende Rechnungen durchgeführt werden. Aus Versuchen in Karlsruhe [Saumweber03] ist die experimentell bestimmte Filmkühleffektivität bekannt, die hier als Referenz für die Bewertung die Vorhersagegüte der Simulationen verwendet wird.

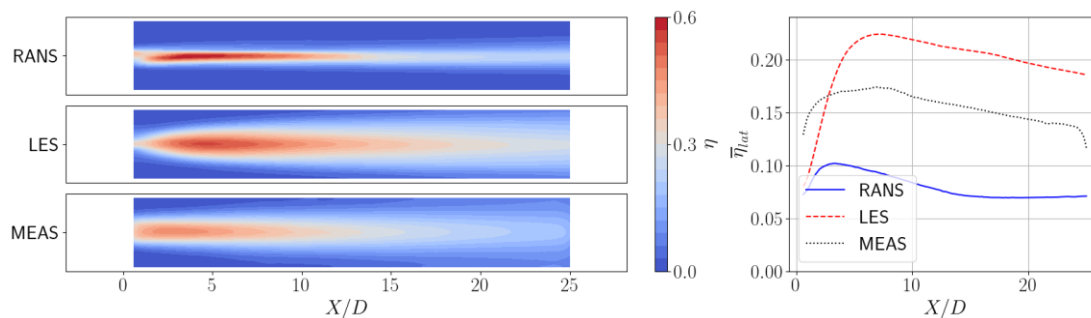


Abbildung 13: Vergleich der Filmkühleffektivität von RANS, LES und Messdaten

Abbildung 13 zeigt die Vorhersage der Filmkühleffektivität stromab der mittleren Bohrung für RANS, LES und experimentelle Daten bei einem Blowing Ratio von 1.0. Links ist die Verteilung auf der Wand gezeigt, rechts die laterale gemittelte Filmkühleffektivität. Im Contourplot lässt sich erkennen, dass die RANS Simulation auf der Mittellinie eine sehr hohe Filmkühleffektivität vorhersagt wohingegen in lateraler Richtung die Filmkühleffektivität nahe 0 ist. Im Gegensatz dazu klingt die Filmkühleffektivität in LES und Experiment auf der Mittellinie stärker ab und es zeigt sich eine Ausmischung quer zur Strömungsrichtung. Dieses unterschiedliche Ausmischungsverhalten hängt direkt mit der Behandlung des turbulenten Wärmestroms zusammen. Der turbulente Wärmestrom beschreibt den Anteil des Wärmetransportes durch turbulente Fluktuationen. Der Term des turbulenten Wärmestroms taucht, analog zu den Reynoldsspannungen in der Impulsgleichung, in der Reynolds-gemittelten Energiegleichung auf und hat folgende Form:

$$q_i = -\rho c_p \overline{u_i' T'}$$

Da für die Berechnung des turbulenten Wärmestroms die Kovarianz zwischen Geschwindigkeitsfluktuationen und Temperaturfluktuationen benötigt wird, muss der Term in RANS Simulationen modelliert werden, da die Fluktuationen nicht bekannt sind. Im Gegensatz dazu kann der turbulente Wärmestrom in einer skalenauflösenden LES Simulation direkt aus den Fluktuationen berechnet werden.

Für RANS Simulationen wird der turbulente Wärmestrom typischerweise mithilfe der sogenannten Gradienten Diffusionshypothese modelliert. Hierbei wird angenommen, dass der turbulente Wärmestrom in Richtung des negativen Temperaturgradienten des mittleren Temperaturfeldes zeigt. Für die Stärke des turbulenten Wärmestroms wird die turbulente thermale Diffusivität verwendet, die anhand der Reynolds Analogie anhand der turbulenten Viskosität und der turbulenten Prandtl Zahl bestimmt wird. Im Allgemeinen wird angenommen, dass die turbulente Prandtlzahl konstant ist und den Wert 0.9 annimmt.

Daraus ergibt sich folgende Modellierung für den turbulenten Wärmestrom in RANS Simulationen:

$$q_i = -\rho c_p \Gamma_t \frac{\partial \bar{T}}{\partial x_i}$$

Mit der turbulenten thermalen Diffusivität $\Gamma_t = \frac{\nu_t}{Pr_t}$.

Im Folgenden soll nun der Einfluss der Gradientendiffusionshypothese mit konstanter turbulenter Prandtlzahl auf die Vorhersage der Filmkühleffektivität in der stationären RANS Simulation untersucht werden.

Obwohl in der LES Rechnung der turbulente Wärmestrom direkt berechnet werden kann, kann aus dem bekannten Wärmestrom und der bekannten Temperaturverteilung eine LES turbulente thermale Diffusivität bestimmt werden. Der Vergleich zwischen RANS turbulenter thermaler Diffusivität und LES turbulenter thermaler Diffusivität ist in Abbildung 14 gezeigt. Es wird deutlich sichtbar, dass die LES turbulente thermale Diffusivität deutlich größer ist als der in der RANS Simulation angenommene Wert.

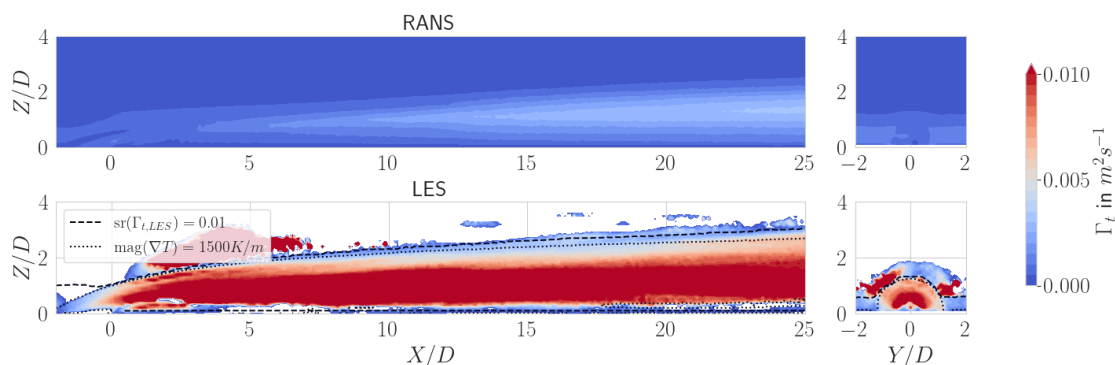


Abbildung 14: Vergleich der turbulenten thermalen Diffusivität zwischen RANS und LES

Um den Einfluss der deutlich unterschätzten turbulenten thermalen Diffusivität auf die Vorhersage der Filmkühleffektivität zu untersuchen, wurde im nächsten Schritt eine RANS Rechnung unter Verwendung der turbulenten thermalen Diffusivität aus der LES durchgeführt.

Hierbei wurde für die RANS Rechnung die turbulente Prandtlzahl als räumlich variable Funktion festgelegt, sodass sich die turbulente thermale Diffusivität aus der LES ergibt:

$$Pr_t = \frac{\nu_{t,RANS}}{\Gamma_{t,LES}}$$

Die sich ergebende Vorhersage der Filmkühleffektivität ist in Abbildung 15 dargestellt. Wie zu sehen ist, wird die laterale Ausmischung deutlich besser vorhergesagt, sodass sich eine Filmkühleffektivitätsverteilung ergibt, die deutlich näher an der Vorhersage der LES und auch an den Messdaten liegt.

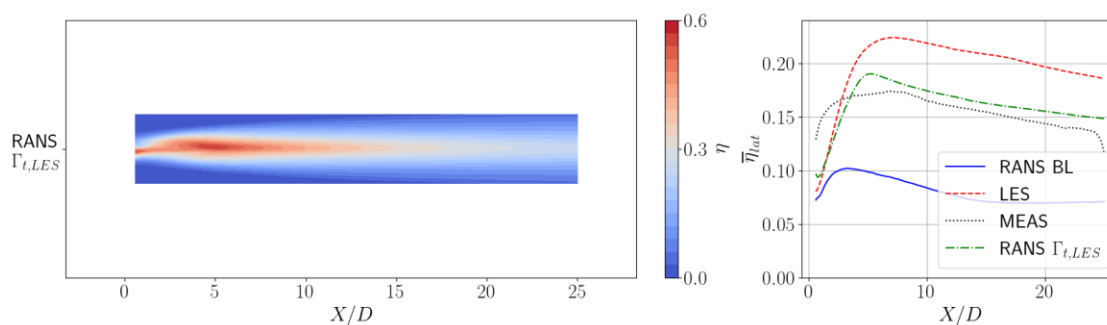


Abbildung 15: RANS Vorhersage der Filmkühleffektivität mit LES turbulenter thermaler Diffusivität

Es zeigt sich also, dass ein großer Teil des Fehlers der Filmkühleffektivitätsvorhersage durch ein verbessertes Modell des turbulenten Wärmestroms korrigiert werden kann. Insbesondere zeigt sich, dass die Annahme der konstanten turbulenten Prandtlzahl für den hier untersuchten Fall der Filmkühlung nicht zutreffend ist.

Methode zum Matching von Simulationsmodellen und Übertragung in Modelle der künstlichen Intelligenz

Im allgemeinen Fall, insbesondere für komplexe Fälle, ist die Verteilung der turbulenten thermalen Diffusivität und der turbulenten Prandtlzahl nicht vorab aus einer skalenauflösenden Simulation bekannt. Um dennoch eine räumlich variierende turbulente Prandtlzahl in komplexen Simulationen vorgeben zu können, soll die turbulente Prandtlzahl als Funktion des Strömungsfeldes unabhängig von der räumlichen Koordinate bestimmt werden. Hierfür wird mithilfe skalenauflösender Rechnungen einfacher Fälle, wie der ebenen Platte, ein Machine Learning Modell trainiert. Dieses Modell stellt den Zusammenhang zwischen Strömungsgrößen, die aus RANS Rechnungen gewonnen werden können und der turbulenten thermalen Diffusivität her.

Das generelle Vorgehen der Modellerstellung ist in Abbildung 16 dargestellt. Zunächst wird, wie vorangehend beschrieben, eine skalenauflösende Simulation durchgeführt, aus der die turbulente thermale Diffusivität extrahiert wird. Für den gleichen Testfall wird anschließend eine RANS Simulation unter Verwendung der extrahierten turbulenten thermalen Diffusivität durchgeführt. Aus dieser RANS Rechnung werden Einflussgrößen zum Training eines neuronalen Netzes exportiert. Der Trainingsdatensatz weist also für jede Zelle des numerischen Gitters einen Eintrag auf, der aus aus der RANS bestimmbaren Einflussgrößen und der zugehörigen turbulenten thermalen Diffusivität besteht.

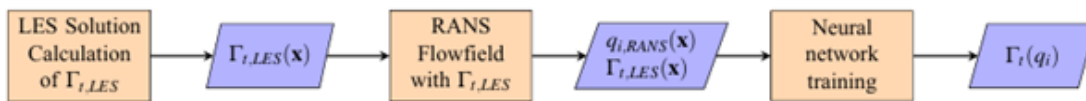


Abbildung 16: Ablauf der Trainingsdatengenerierung und Training des neuronalen Netzes

Im Anschluss wird ein neuronales Netz trainiert, welches in der Lage ist, aus den Strömungsgrößen eine zugehörige turbulente thermale Diffusivität vorherzusagen. Für die Erstellung und das Training des neuronalen Netzes wird auf die Open Source Bibliothek Tensorflow [Abadi] zurückgegriffen. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte näher erläutert.

Bestimmung der Eingangsgrößen und Größe des neuronalen Netzes

Das Modell soll auf eine normale RANS Simulation anzuwenden sein. Daher werden als Eingangsgrößen Variablen verwendet, die in RANS Simulationen durch die Lösung der Transportgleichungen für Impuls, Energie und Turbulenzmodell zur Verfügung stehen. Folgende Größen wurden verwendet:

$$S_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right), \quad \Omega_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} - \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right), \quad \frac{\partial T}{\partial x_i}, \quad u_i, \quad k, \quad \frac{\nu_t}{\nu}, \quad D_w$$

Diese Auswahl an Größen beinhaltet die volle Gradienteninformation des Geschwindigkeits- und Temperaturfeldes, die turbulente kinetische Energie und turbulente Viskosität sowie den Wandabstand. Um eine gute Übertragbarkeit des Modells auf andere Strömungsprobleme zu ermöglichen, werden die Größen in eine entdimensionierte Form überführt. Hierbei wird Entdimensionierung anhand von Referenzgrößen nach [Schlichting] angewandt. Als Referenzgrößen werden der Bohrungsdurchmesser als charakteristische Länge, die lokale Geschwindigkeit als Referenzgeschwindigkeit, die lokale Dichte und die Heißgas- und Kühllufttemperatur verwendet. Für die Geschwindigkeit bedeutet dies insbesondere, dass nur der Richtungsanteil der Geschwindigkeit mit einfließt, nicht aber der Betrag.

Die verwendeten Tensoren und Vektoren sind Koordinatensystemabhängig. Um ein gegenüber Koordinatensystemtransformationen invariantes Modell zu erhalten, müssen die Eingangsgrößen in eine Koordinatensysteminvariante Form überführt werden. Dies

wird durch die Berechnung von Tensorinvarianten erreicht. Für die Berechnung wurden die Vorschriften aus [Johnson] verwendet. Die Vorschriften zur Berechnung der kombinierten Invarianten aus symmetrischen Tensoren (S) und Antisymmetrischen Tensoren (A) sind in Abbildung 10 dargestellt. Der Überstrich gibt in diesem Zusammenhang die Bildung der Spur des resultierenden Tensors an.

S	A		S	A	
1	0	$\overline{S_1, S_1^2, S_1^3}$	0	1	$\overline{A_1^2}$
1	1	$\overline{A_1^2 S_1, A_1^2 S_1^2, A_1^2 S_1 A_1 S_1^2}$	0	2	$\overline{A_1 A_2}$
1	2	$\overline{A_1 A_2 S_1, A_1 A_2 S_1^2, A_1^2 A_2 S_1, A_1^2 A_2 S_1^2, A_2^2 A_1 S_1, A_2^2 A_1 S_1^2, A_1^2 S_1 A_2 S_1^2, A_2^2 S_1 A_1 S_1^2}$	0	3	$\overline{A_1 A_2 A_3}$
1	3	$\overline{A_1 A_2 A_3 S_1, A_1 A_3 A_2 S_1, A_1 A_2 A_3 S_1^2, A_1 A_3 A_2 S_1^2, A_1 A_2 S_1 A_3 S_1^2}$			

Abbildung 17: Vorschrift zur Berechnung von Invarianten

Vektoren lassen sich durch das Levi-Civita Symbol in antisymmetrische Tensoren überführen. Aus den vorher beschriebenen einem symmetrischen Tensor und den drei antisymmetrischen Tensoren ergeben sich dann insgesamt 48 Invarianten.

Es ist anzunehmen, dass in den 48 Invarianten nicht benötigte Größen bzw. redundante Größen für die Bestimmung der turbulenten thermalen Diffusivität enthalten sind. Daher wird für das weitere Vorgehen nur eine Auswahl der 48 Invarianten verwendet. Dafür wird die Kovarianz zwischen den einzelnen Invarianten und der turbulenten thermalen Diffusivität herangezogen. Die Kovarianz wird über den Trainingsdatensatz, die filmgekühlte ebene Platte, ausgewertet. Die Kovarianz zwischen den Invarianten und der turbulenten thermalen Diffusivität ist in Abbildung 18 dargestellt.

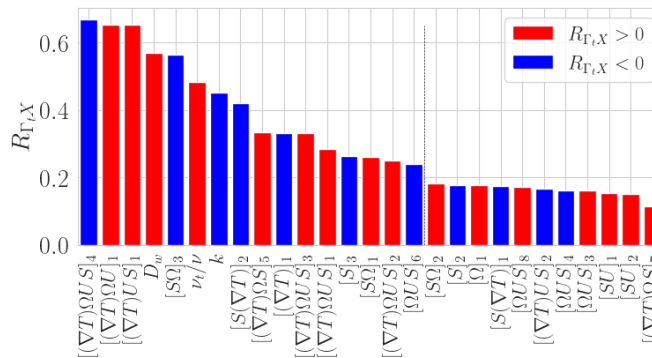


Abbildung 18: Kovarianz zwischen Eingangsgrößen und der turbulenten thermalen Diffusivität

Im Folgenden werden nur die Invarianten mit einem Kovarianzkoeffizienten größer 0.2 verwendet. In einem weiteren Schritt wird versucht, die Redundanzen in den Eingangsgrößen möglichst zu minimieren. Als potenziell redundant werden Invarianten betrachtet, die auf gleichen Eingangstensoren basieren. Daher werden vorläufige neuronale Netze trainiert, in denen zunächst alle Invarianten eines Eingangstensors entfernt werden. Im Anschluss werden alle darauf basierenden Invarianten jeweils einzeln hinzugefügt und die jeweilige Güte des trainierten Modells verglichen. Im Anschluss wird

dann nur die Invariante verwendet, welche die beste Güte des trainierten Modells aufweist. Die Güte des Modells wird mithilfe des R^2 Wertes verglichen, der nach folgender Vorschrift bestimmt wird [James]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

Hierbei bezeichnet \hat{y}_i den vorhergesagten Wert, y_i den wahren Wert und \bar{y} das Mittel der wahren Werte y . Das finale Set an Eingangsgrößen beinhaltet dann insgesamt 11 Eingangsgrößen.

Abschließend wird die Größe des neuronalen Netzes festgelegt. Als Grundarchitektur wird ein Multilayer Perzeptron verwendet, welches eine Eingabeschicht, eine Ausgabeschicht und eine festzulegende Anzahl verdeckter Schichten beinhaltet. Die Anzahl Neuronen in den verdeckten Schichten kann auch frei bestimmt werden. Das Ziel besteht darin, die Komplexität, also die Anzahl trainierbarer Parameter möglichst gering zu halten um eine Überanpassung an die Trainingsdaten zu vermeiden und gleichzeitig eine hohe Genauigkeit zu erzielen. Hierfür werden vorläufige unterschiedlich komplexe Netze trainiert und anhand ihres R^2 Wertes verglichen. Die Anzahl verdeckter Schichten wird zwischen 3 und 21 variiert, die Anzahl von Neuronen wird zwischen 6 und 30 variiert. Der R^2 Wert der verschiedenen Netze ist in Abbildung 19 in Abhängigkeit der Anzahl Parameter aufgetragen.

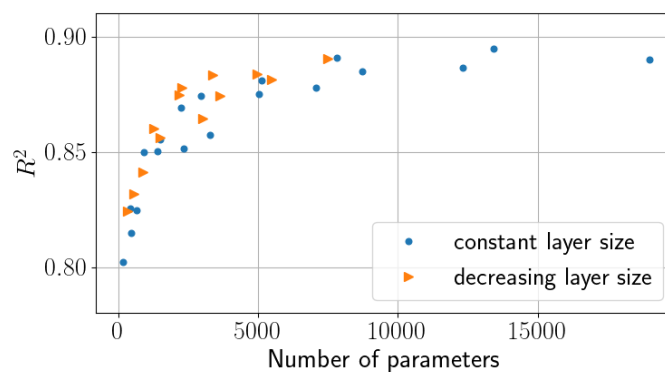


Abbildung 19: Abhängigkeit des R^2 Wertes von der Anzahl Parameter im neuronalen Netz

Als finales Netz wird ein Netz mit 9 verdeckten Schichten und 30 Neuronen verwendet, welches ca. 7500 trainierbare Parameter aufweist.

Anwendung des Modells und Auswirkung auf die Vorhersagegenauigkeit

Das anhand der ebenen Platte trainierte Modell wird auf CHT-RANS Simulationen der skalierten filmgekühlten Turbinenschaufel angewandt. Insbesondere wird überprüft, in welchen Bereichen die Vorhersage verbessert oder verschlechtert wird und inwiefern sich anhand der Strömungsbedingungen prüfen lässt, ob das Modell eine Verbesserung bewirkt.

Abbildung 20 zeigt die von [Elfner] gemessene totale Kühleffektivität auf Druck- und Saugseite der skalierten Turbinenschaufel. Im Vergleich dazu zeigt Abbildung 22 die Vorhersage der CHT-RANS Simulation mit konstanter turbulenter Prandtl Zahl Pr_t . Abbildung 22 zeigt die Differenz zwischen Messung und Simulation.

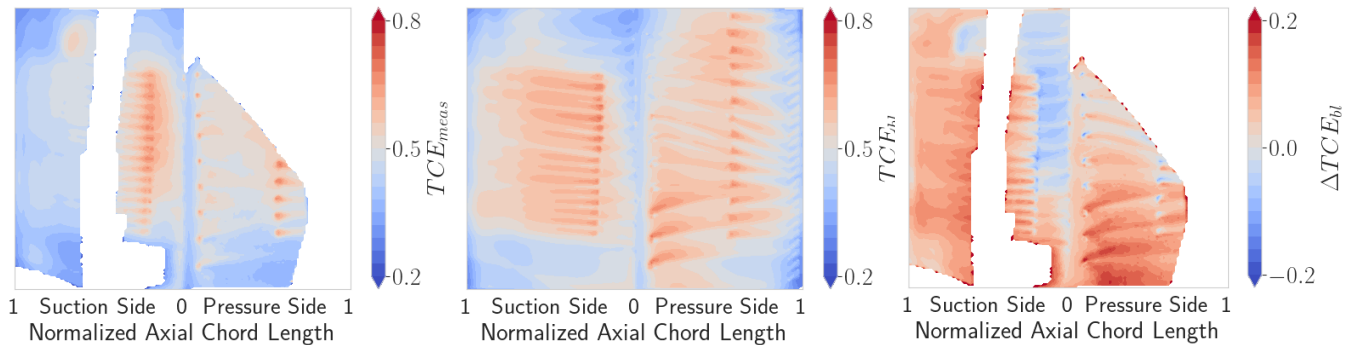


Abbildung 20: Totale Kühleffektivität aus Messungen

Abbildung 21: Vorhersage der totalen Kühleffektivität durch die RANS Simulation

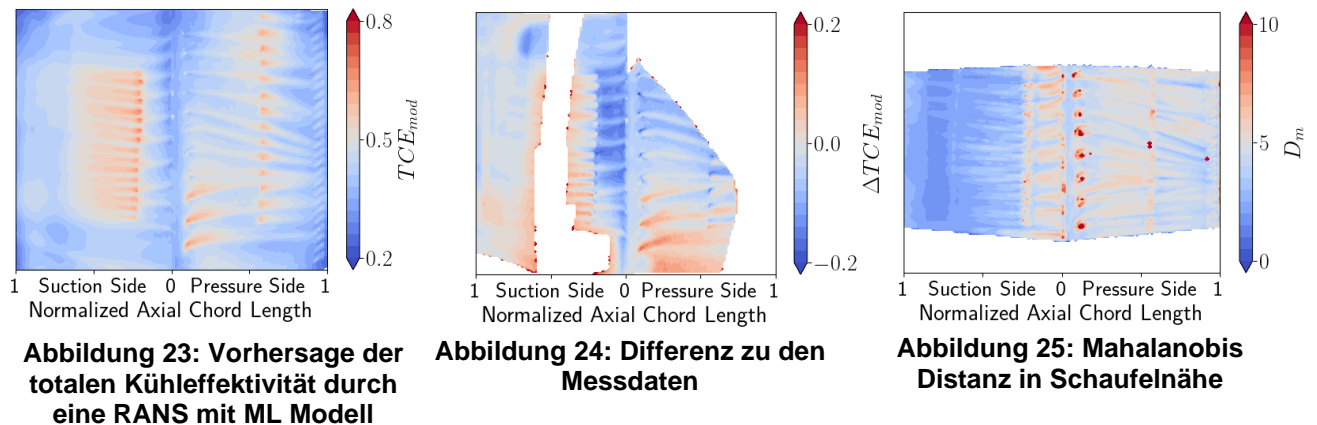
Abbildung 22: Differenz zwischen RANS Vorhersage und Experiment

Analog zu den Ergebnissen der filmgekühlten ebenen Platte zeigt sich auch hier eine deutlich unterschätzte laterale Ausmischung zwischen Film und Hauptströmung in der CHT-RANS Vorhersage, die durch die, insbesondere auf der Saugseite, deutlich sichtbaren Filmkühlstrahlen weit stromab der Bohrungen sichtbar wird.

Das Ergebnis der Anwendung des trainierten neuronalen Netzes ist in Abbildung 23 gezeigt. Wie zu sehen ist, findet eine deutlich stärkere Ausmischung der Filmkühlstrahlen mit der Hauptströmung statt, insbesondere auf der Saugseite. Anhand des Differenzplots zu den experimentellen Daten in Abbildung 24 lässt sich erkennen, dass auf der Saugseite der Unterschied zwischen Messdaten und RANS Vorhersage deutlich reduziert werden konnte. Bei Betrachtung der Vorderkante lässt sich dieser Effekt nicht beobachten. Hier tritt durch das Modell eine verschlechterte Vorhersage auf. Um dies genauer zu verstehen ist in Abbildung 25 die Mahalanobis Distanz zwischen Gitterpunkten und dem Trainingsdatensatz des Machine Learning Modells aufgetragen. Die Mahalanobis Distanz gibt den Abstand eines Punktes zu einer Verteilung in Vielfachen der Varianz der Verteilung an und wird nach folgender Vorschrift bestimmt [Mahalanobis]:

$$D_m = \sqrt{(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)}$$

Die Verteilung bezeichnet in diesem Fall den Trainingsdatensatz, der Punkt wird durch den Strömungszustand in der Turbinenschaufel bestimmt. Die dargestellte Mahalanobis Distanz in Abbildung 25 ist in Schaufelnähe über mehrere Zellen gemittelt.



Es ist festzustellen, dass die Strömung auf der Saugseite sehr nah an den Trainingsdaten liegt was durch niedrige Werte der Mahalanobis Distanz aufgezeigt wird. Im Bereich der Vorderkante, wo das Modell keine Verbesserung erreicht, zeigen sich deutlich höhere Werte der Mahalanobis Distanz. Es ist also anzunehmen, dass der Trainingsdatensatz diesen Bereich nicht abdeckt. Für eine Verbesserung ist in diesem Bereich der Trainingsdatensatz zu erweitern.

Zusammenfassung und Fazit

Im Rahmen dieses Arbeitspaketes wurde anhand von RANS Simulationen und skalenauflösenden Simulationen der Einfluss des turbulenten Wärmestroms auf die Vorhersage der Filmkühleffektivität untersucht. Es hat sich gezeigt, dass die typischerweise in RANS Simulationen verwendete Gradientendiffusionshypothese mit einer konstanten turbulenten Prandtlzahl nicht in der Lage ist, den turbulenten Wärmestrom im Bereich der Ausmischung zwischen Film und Hauptströmung vorherzusagen. Es wurde daraufhin ein neuronales Netz basierend auf Daten von skalenauflösenden Simulationen trainiert, um in RANS Simulationen eine variable turbulente Prandtlzahl vorzugeben. Dieses neuronale Netz wurde auf einer skalierten Turbinenschaufel mit Filmkühlung getestet. Die so modifizierten Rechnungen konnten im Vergleich mit Messdaten eine Verbesserung der Vorhersage in Bereichen erreichen, die nahe an den Trainingsdaten liegen. Insbesondere war dies auf der Saugseite der Fall. In weiter von den Trainingsdaten entfernt liegenden Bereichen konnte das Modell keine Verbesserung bewirken. Für eine weiterhin zu erreichende Verbesserung ist es daher notwendig den Trainingsdatensatz entsprechend zu erweitern.

AP3.3 Methoden für effizientes Modell-basiertes Maschinen-Lernen

Ziel dieses Arbeitspakets ist die Anwendung von Methoden des Maschinellen Lernens auf zeit- und personalaufwändige, multidisziplinäre Entwurfsprozesse für moderne Turbinenschaufeln zur Verbesserung verschiedener Leistungsmerkmale. Zu diesem Zweck müssen Prozessketten sowie deren Parameter, Schnittstellen und Resultate analysiert, optimiert und homogenisiert werden. Erst nach diesen Schritten zur Sicherstellung einer robusten und fehlerfreien Datengenese können Methoden des Maschinellen Lernens, sowie alle darauf aufbauenden Analysen angewendet werden. Im Einzelnen wurden folgende Arbeitsschritte durchgeführt:

- Analyse der existierenden Prozesskette und vorhandenen Entwurfparametrisierung
- Identifikation und Formalisierung geeigneter Kriterien für die beteiligten Disziplinen
- Festlegen einer geeigneten Entwurfparametrisierung
- Festlegen geeigneter Antwortflächen für die modellbasierte Optimierung
- Implementieren eines automatisierten Optimierungsprozesses für den Turbinenentwurf
- Validieren des Prozesses
- Aufzeigen von Verbesserungspotential

Umsetzung der Arbeitsschritte

Das übergeordnete Ziel war die Anwendung von Methoden des Maschinellen Lernens (ML) auf komplexe, multidisziplinäre Simulations- und Entwurfsprozesse für Turbinenschaufeln zur simultanen Optimierung mehrerer Leistungskriterien. Dabei wurde ein Teilgebiet des ML, das sogenannte überwachte Lernen, als ein Instrument sowohl zur Bildung von Ersatzmodellen für Regressions- & Klassifizierungs-Aufgaben, als auch für die Reduktion der Parameter-Dimension verwendet. Ersatzmodelle ermöglichen eine schnelle numerische Analyse, was bei komplexen Problemen und einer Vielzahl an Entwurfparametern die Anwendung von Sensitivitätsanalysen für die Dimensionsreduktion und Genetischen Algorithmen für die mehrkriterielle Entwurfs-Optimierung erst ermöglicht. Der Qualitätsanspruch an die Daten zum Trainieren der Ersatzmodelle ist dabei sehr hoch. Aus diesem Grund mussten vor der Implementierung der ML-Prozesse alle verwendeten Datenquellen (und originale Simulationsprozesse) vorab hinsichtlich Parameter, Schnittstellen und Resultate analysiert, optimiert sowie homogenisiert werden. Im Folgenden werden alle durchgeführten Arbeitsschritte im Detail beschrieben.

Analyse der existierenden Prozesskette und vorhandenen Entwurfparametrisierung

Ausgangspunkt des Projekts war eine Prozessautomatisierungskette zum CAD-gestützten Entwurf von Turbinenschaufeln auf Basis von Strömungs- und strukturmechanischen Analysen, siehe Bild 26.

Der CAD-Entwurf bildet den Kern aller nachfolgenden Schritte, da nur eine sauber generierte Geometrie eine qualitativ hochwertige Volumen- und Oberflächenvernetzung für anschließende numerische Methoden ermöglicht. Zusätzlich hat die Erfahrung gezeigt, dass die Erstellung von Geometrien aufgrund des komplexen Aufbaus einer Schaufel samt ihrer Kühlung sowie bestimmter deterministischer Einstellungen von Entwurfparametern scheitern kann. Welche Parameter und jeweiligen Einstellungen dafür verantwortlich sind, ist oftmals nicht einfach ersichtlich. Um den Aspekt der Erstellung von Geometrien zu unterstützen und kritische Parameter zu identifizieren, wurde hierfür die bereits erwähnte ML-Methode der Klassifizierung eingesetzt.

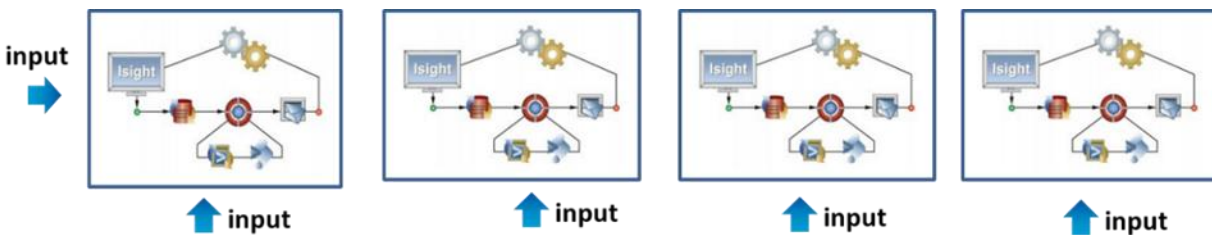


Abb. 26: Kette von Prozessen als Ausgangspunkt vor Beginn des Arbeitspakets

Um eine homogene Datenstruktur zu schaffen, wurden zunächst alle notwendigen Arbeitsschritte des CAD-basierten Entwurfs mit der Software Siemens NX© gesichtet und deren Interaktion analysiert. Im Anschluss daran wurde in Zusammenarbeit mit Spezialisten der Teildisziplinen der Input für alle Komponenten vereinheitlicht. Gleichzeitig wurde ein bestehendes Prozessautomatisierungs-Werkzeug weiterentwickelt, das ein auf der weit verbreiteten Programmiersprache Python© basierter, einheitlicher Prozess entsteht, der die Inputs für alle NX-Apps vereinheitlicht, siehe Bild 27. Im Gegensatz zu dem bisherigen Prozess basiert die Steuerung des neuen Prozesses nun nur noch auf der Handhabung einer einzigen Eingabe-Datei, in der Einträge intuitiv modifiziert werden können. Dabei wurde Wert auf eine möglichst einfache Handhabung der Datei gelegt.

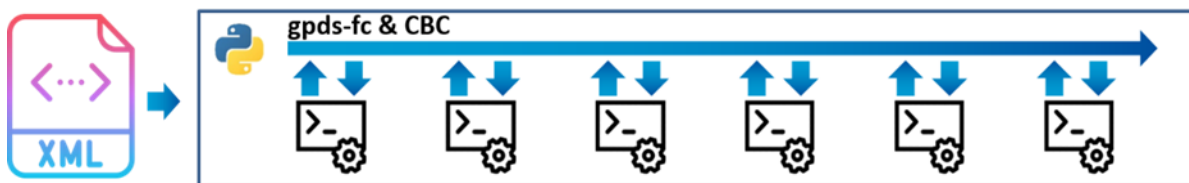


Abb. 27: Schematische Darstellung des neu entwickelten Analyseprozesses

Identifikation und Formalisierung geeigneter Zielgrößen für die beteiligten Disziplinen

Die Turbinenschaufel ist ein stark beanspruchtes Bauteil und muss in seiner Funktionalität einige kritische Anforderungen erfüllen. Die Aufgabe der Turbine ist es, die

in dem heißen, aus der Brennkammer kommenden Fluid enthaltene Energie in mechanische Arbeit umzuwandeln. Aus thermodynamischer Sicht sind dabei möglichst hohe Temperaturen am Austritt der Brennkammer erwünscht, da die Turbine dann sowohl viel Arbeit verrichten als auch einen hohen Wirkungsgrad erzielen kann. Einem Anstieg der Temperatur stehen jedoch Anforderungen an die Lebensdauer entgegen. Selbst moderne Materialien können die hohen Temperaturen bereits jetzt nicht im geforderten Maße ertragen. Als Folge müssen die Turbinenschaufeln durchgehend sowohl intern als auch extern gekühlt werden. Aus diesem Grund sind Schaufeln durchsetzt von Kanälen in ihrem Innern und Bohrungen von den Kanälen zur Oberfläche. Dadurch wird zum einen Wärme aus dem Material durch Konvektion im Inneren abgeführt und zum anderen durch austretende Kühlluft eine Kühlung der Schaufeloberfläche erzielt. Das zum Betrieb der gesamten Kühlung notwendige Medium ist, relativ zum sehr heißen Gas aus der Brennkammer, kühle Luft, die bei hohem Druck dem Verdichter des Triebwerks entnommen wird. Durch die Entnahme nimmt diese Luft jedoch nicht mehr am thermodynamischen Kreisprozess teil, was den Gesamtwirkungsgrad des Triebwerks reduziert.

Das Ziel einer Optimierung der im Rahmen dieses Arbeitspakets aerodynamisch bereits festgelegten Turbinenschaufel sollte aus diesen Gründen in einer **Senkung der Schaufeltemperatur** (Erhöhung der Lebensdauer) bei gleichzeitiger **Senkung des Kühl-Luft-Massenstroms** (Erhöhung des Wirkungsgrads des Gesamttriebwerks) sein. Da es sich bei einer Turbinenschaufel um eine sehr komplexe Geometrie handelt, bei der eine Vielzahl von teilweise interagierender Entwurfsparametern für die Erreichung der genannten Ziele verändert werden können, ist zudem die **Gewährleistung der Machbarkeit eines Entwurfs** wichtig.

Zusätzlich sollte die **Festigkeit der Turbinenschaufel gewährleistet** werden, da die Schaufel aufgrund der hohen Drehzahl der Turbine einer starken mechanischen Belastung ausgesetzt ist.

Aus den beschriebenen Problemstellungen für den Entwurf einer Turbinenschaufel lassen sich folgende Forderungen für die benötigten Disziplinen und Zielgrößen als Funktion der dann im nächsten Abschnitt beschriebenen Entwurfsparameter x ableiten:

1. Die Machbarkeit der Gesamtgeometrie (gegebene Schaufel, Kühl-Kanäle, Turbulatoren, Bohrlöcher) muss gewährleistet werden. Die Information $v(x)$ darüber liefert die CAD-Software.
2. Die Effektivität der Kühlung wird durch die Begrenzung der mittleren Schaufeltemperatur $\bar{T}(x)$ sowie durch die Senkung des dafür benötigten Kühlmassenstroms $\dot{m}_c(x)$ definiert. Für die Bestimmung wird eine Conjugate-Heat-Transfer (CHT) Analyse durchgeführt.
3. Die Festigkeit kann über die maximale strukturmechanische Vergleichsspannung $\sigma_{max}(x)$ repräsentiert werden. Um die Festigkeit zu erhöhen, soll die Vergleichsspannung reduziert bzw. begrenzt werden. Dazu wird eine FEM-Analyse der belasteten Schaufel durchgeführt.

Jede Zielgröße ist das Ergebnis einer numerischen Analyse der parametrisierten Turbinenschaufel in den Disziplinen CAD, CHT und FEM. Weiterhin ist zu erwähnen,

dass ausgehend von der Geometriegenerierung die Analysen aufeinander aufbauen und somit die Ausgabe einer Analyse die Eingabe der nächsten ist.

Eine Optimierung der Turbinenschaufel unter Berücksichtigung aller o.g. Zielgrößen benötigt eine mathematische Formulierung eines vektoriellen Optimierungsproblems. Dabei werden, um hier eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse zu erreichen, alle separaten Zielgrößen zunächst auf das Referenzdesign normiert, jedoch dieselben Bezeichnungen weiterverwendet.

Der Vektor $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^K$ der $K = 2$ globalen Entwurfskriterien und der Vektor $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^C$ der $C = 2$ Nebenbedingungen $\mathbf{h} \leq \mathbf{0}$ für einen D -Dimensionalen Entwurfsraum $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^D$ sind somit

$$\mathbf{y} = [\dot{m}_c(\mathbf{x}) \quad \bar{T}(\mathbf{x})]^T, \quad \mathbf{h} = [v(\mathbf{x}) \quad \sigma_{max}(\mathbf{x})]^T.$$

Formal sucht die Optimierung demnach einen Entwurf \mathbf{x}^* , der unter den gegebenen Nebenbedingungen $\mathbf{h} \leq \mathbf{0}$ und Entwurfsgrenzen $(\mathbf{x}^u, \mathbf{x}^o)$ die Entwurfskriterien \mathbf{y} mit Hilfe von geeigneten Algorithmen minimiert:

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \mathbf{y}(\mathbf{x}) \text{ mit } \mathcal{X} := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^D \mid \mathbf{h}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{x}^u \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^o, \mathbf{h}: \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}^C\}.$$

Die nicht-dominierten Entwürfe bilden im Kriterienraum eine Pareto-Front aus, also eine Menge S an Entwürfen, die jeweils einen optimalen Kompromiss bzgl. aller Kriterien darstellen. Zur Auswahl eines einzelnen Entwurfs aus S kann dann bspw. das Distanzverfahren verwendet werden, um ausgehend von einem gewünschten Zielpunkt \mathbf{y}_{ref} im Kriterienraum den nächstliegenden Entwurf auf der Pareto-Front zu finden:

$$\mathbf{x}^* = \arg \min_{\mathbf{x} \in S} (\|\mathbf{y}(\mathbf{x}) - \mathbf{y}_{ref}\|).$$

Für die mehrkriterielle Optimierung sind i.A. viele Auswertungen notwendig, weshalb eine direkte Anwendung auf die Prozesskette aufgrund der hohen Rechenkosten nicht sinnvoll ist. Aus diesem Grund wird zunächst ein mit Hilfe der statistischen Versuchsplanung (Design of Experiments, DoE) generierter Satz an Stichprobenpunkten mit dem originalen Prozess ausgewertet. Die so erzeugten Daten werden in Trainings- und Test-Daten aufgeteilt und einerseits für das Erstellen (Training), andererseits für das Testen von Ersatzmodellen verwendet. Im Anschluss werden diese Ersatzmodelle dann u.a. den Optimierungsalgorithmen für die Auswertung zur Verfügung gestellt. Um die Kosten dabei möglichst gering zu halten, sollte die Stichprobenanzahl der initialen DoE vergleichsweise klein gehalten und erst in einem iterativen Verfahren an interessierenden Stellen durch zusätzliche Stichproben zur adaptiven Verbesserung der Ersatzmodelle lokal verfeinert werden.

Festlegung einer geeigneten Parametrisierung

Um die Optimierungsaufgabe erfolgreich durchzuführen, ist die Auswahl geeigneter Entwurfparameter wichtig. Dabei erfordert der komplexe Aufbau einer Turbinenschaufel eine hohe Anzahl an möglichen Entwurfparametern. Aus der anfänglichen Analyse der Prozesskette ergaben sich mehr als 500 Parameter mit einer hohen Anzahl an möglichen Abhängigkeiten und Wechselwirkungen. Diese große Anzahl in Verbindung mit der Tatsache, dass der Prozess numerisch zeitaufwändig ist, schließt eine direkte, auf dem originalen Analyseprozess basierte Verwendung von Methoden der Parameterreduktion ebenfalls aus. Stattdessen wurde der Satz an Entwurfparametern zunächst in

Diskussion mit Spezialisten des Auftraggebers in den jeweiligen Disziplinen auf eine als besonders wichtig erachtete Vorauswahl von 38 Parametern reduziert und zu einem Gesamtparametervektor $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{38}$ zusammengefasst:

- 8 Parameter mit Bezug zu Turbulatoren,
- 8 Parameter für die Wandstärken,
- 22 Parameter zur Festlegung der Filmkühlungen.

Festlegung von geeigneten Ersatzmodellen

Wie bereits erwähnt machen die hohen Kosten jeder Entwurfsevaluation den Einsatz von adaptiven Ersatzmodellen notwendig. Ein Ersatzmodell stellt eine Approximation einer, im Allgemeinen nicht-analytischen Ein-Ausgangs-Relation $y(\boldsymbol{x})$ durch ein mathematisches Ersatzmodell $\hat{y}(\boldsymbol{x})$ dar:

$$y(\boldsymbol{x}) = \hat{y}(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) + \varepsilon(\boldsymbol{x}).$$

Dabei sind ε der Approximationsfehler, $\boldsymbol{\theta}$ die anhand verfügbarer Trainings-Daten mit Methoden des überwachten Lernens zu bestimmende Parameter und $\boldsymbol{\beta}$ die durch eine geeignete Methode zu optimierenden Hyperparameter des Ersatzmodells. Die bekannten Trainings- und Testdaten $(\boldsymbol{x}^{(n)}, y^{(n)})$ stammen aus einem Experiment, bei dem die Originalfunktion y an den Stichprobenpunkten $\boldsymbol{x}^{(n)}$, $n = 1(1)N$, ausgewertet wurde. Für die Trainingsdaten gilt demnach

$$y^{(n)} = \hat{y}(\boldsymbol{x}^{(n)}; \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) + \varepsilon(\boldsymbol{x}^{(n)}).$$

Ersatzmodelle, die sich i.R. des Maschinellen Lernens dem sog. überwachten Lernen zuordnen lassen, können in die Typen Regression und Klassifizierung unterteilt werden. Die Unterscheidung erfolgt anhand des Datentyps der Zielvariable. Handelt es sich bei der Zielvariablen um eine kontinuierliche Variable, also $y \in \mathbb{R}$, so ist ein Regressionsmodell zu wählen. Handelt es sich hingegen um eine diskrete Variable, also $y \in M$, wobei M beispielsweise eine endliche Menge an Systemzuständen darstellen kann, ist ein Klassifizierungsmodell gegeben. In dem hier vorliegenden Fall handelt es sich bzgl. der Realisierbarkeit um eine Klassifizierung, d.h. ein Design ist entweder machbar oder nicht. Beschrieben werden kann dies durch die logische Variable $v(\boldsymbol{x}) \in \{0,1\}$, wodurch es sich um den Sonderfall der binären Klassifizierung handelt.

Im Rahmen dieses Projekts wurden folgende Ersatzmodelle verwendet:

- Regression für \bar{T} , \dot{m}_c
- binäre Klassifizierung v der Analysierbarkeit eines Entwurfs.

Üblicherweise wird als Ersatzmodell ein einzelnes Modell, wie beispielsweise für die kontinuierlichen Variablen das interpolierende Ersatzmodell eines Gauß-Prozesses (auch Kriging genannt) verwendet. Die Systemoptimierung innerhalb dieses Arbeitspakets basiert jedoch auf einem adaptiven Ansatz, der verschiedene Modell-Ansätze trainiert und anschließend miteinander vergleicht, da a priori meist nicht klar ist, welches Ersatzmodell das am besten geeignete für sowohl das zugrundeliegende

Problem als auch die aktuell verfügbaren Daten ist. Die Entscheidung, welches Modell am besten geeignet ist, wird anhand von unabhängigen Testdaten entschieden. Im Anschluss wird das jeweils beste Ersatzmodell für eine Sensitivitäts-Analyse sowie zur Reduktion der Entwurfparameter genutzt, um einerseits die Genauigkeit der Approximation zu erhöhen und andererseits dem Entwicklungsingenieur als Anwender zusätzliche Informationen über die Zusammenhänge innerhalb des Systems sowie wichtige Entwurfparameter zur Verfügung zu stellen.

Im Rahmen der durchgeführten Arbeiten wurden folgende Ersatzmodelle eingesetzt:

- Regularisierte Lineare Regression mithilfe von Polynomen,
- Multi-Layer Perceptrons,
- Extremely Randomized Trees,
- Gauß-Prozesse.

Prozess zur Auswahl von Ersatzmodellen und Parametern zur Steigerung der Effizienz

Um die Effizienz der Ersatzmodell-basierten Optimierung zu erhöhen, wurden verschiedene Methoden zur Reduktion der Entwurfparameter untersucht. Zu den neuen Algorithmen gehören Optionen zur Entwurfsraum-Exploration (Augmented Optimal Latin-Hypercube Sampling), Features zur automatischen Bewertung der Modelgüte, ein Modul zum Laden und Speichern von Modellen sowie eine Toolbox zur Sensitivitätsanalyse basierend auf Sobol-Indizes [Sobol], Active-Subspaces [Constantine] und Automatic Relevance Determination (ARD [Neal]). Mit dieser Software kann die Wichtigkeit der einzelnen Entwurfparameter abgeschätzt werden.

Das Ziel des neuen Ansatzes bestand dabei darin,

1. für jede der kontinuierlichen und diskreten Zielvariablen nicht nur eine Abschätzung der Wichtigkeit sämtlicher Parameter, sondern darüber hinaus auch eine automatisierte Reduktion des Parameterraums zu erreichen;
2. eine möglichst hohe Approximations-Güte aller Zielkriterien zu erzielen.

Die Grundannahme für den zweiten Aspekt ist, dass nicht alle der 38 Entwurfs-Parameter in gleicher Weise wichtig für die verschiedenen Zielkriterien sind, wobei die echten Zusammenhänge im originalen Prozess als unbekannt angesehen werden müssen. Entwurfparameter, die für eines der Kriterien wichtig sind, können für ein anderes weniger oder sogar störend sein. Da die Menge an Stichpunkten in den Trainingsdaten stark begrenzt ist, stehen über die initiale Stichprobe (im Verhältnis zur Anzahl an Entwurfparametern) nur relativ wenige Stichpunkte zur Verfügung. Das Weglassen unwichtiger Parameter kann daher die Approximationsgüte der Ersatzmodelle erhöhen, da diese keinen Informationsgehalt für die Zielvariable besitzen, die Dimension aber erhöhen und darüber Störeinflüsse abgebildet werden können. Da die Ersatzmodelle die Grundlage für die Optimierung bilden, sind möglichst gute Modelle erstrebenswert.

Im Folgenden wird der neue, iterative Prozess kurz beschrieben, wobei dieser auf jede Zielvariable y_k individuell angewendet wird:

1. zunächst bilden sämtliche Entwurfparameter den aktuellen Satz an Einflussgrößen;
2. Training und Optimierung von Ersatzmodellen am aktuellen Satz an Parametern;
3. Vergleich der Ersatzmodelle anhand der Ergebnisse einer Kreuzvalidierung;
4. Sobol-basierte Sensitivitätsanalyse mit Hilfe des besten Ersatzmodells;
5. Reduktion des aktuellen Parametersatzes um die unwichtigsten Parameter;
6. Rückkehr zu Punkt 2, bis ein Abbruchkriterium erfüllt wird.

Aus dem iterativen Vorgehen lassen sich Verläufe der kreuzvalidierten Vorhersagegüte für verschiedene Sätze an Entwurfparameter gewinnen. Als Gütekriterien wurden hier für die Regression das Bestimmtheitsmaß R^2 (wobei $R^2 = 1$ ideal ist) und für die Klassifizierung die Fläche unter der sog. *Receiver Operator Characteristic ROC AUC* (wobei $ROC AUC = 1$ ideal ist) genutzt. Diese Verläufe sind für alle Zielkriterien in Bild 28 dargestellt und erlauben es, denjenigen Satz an Entwurfparametern auszuwählen, der die Approximationsgüte maximiert. Es ist zu erkennen, dass die durch die Kreuzvalidierung approximierten Vorhersagegüte im Vergleich zur Verwendung sämtlicher 38 Entwurfparameter für jede der Zielkriterien gesteigert werden kann, wenn das Ersatzmodell nur die jeweils wichtigsten Parameter verwendet (grüne Markierung ●). Auf diese Weise konnte für jede der Zielkriterien ein individueller, als optimal geschätzter Satz an Entwurfparametern identifiziert werden.

Zusätzlich zu der erhöhten Modellgüte konnte mit dem Einsatz der hier implementierten Methoden ein tieferer Einblick in die inneren, eigentlich unbekannteren Zusammenhänge des originalen Systems ermöglicht werden. Das gelang einerseits dadurch, dass jedem Zielkriterium eine Untermenge an wichtigen Parametern zugeordnet werden konnte, und andererseits dadurch, dass die trainierten Ersatzmodelle selbst Aufschluss über die internen Zusammenhänge gaben.

Insbesondere bei der Klassifizierung bzgl. der Realisierbarkeit von Entwürfen konnten so problematische Parameter identifiziert oder gar Fehler in der Implementierung der originalen Prozesse identifiziert werden.

Zusammenfassend ließen sich durch die hier implementierten Methoden mehr Informationen über das System gewinnen, die über die bloße Approximation der Kriterien hinausgehen.

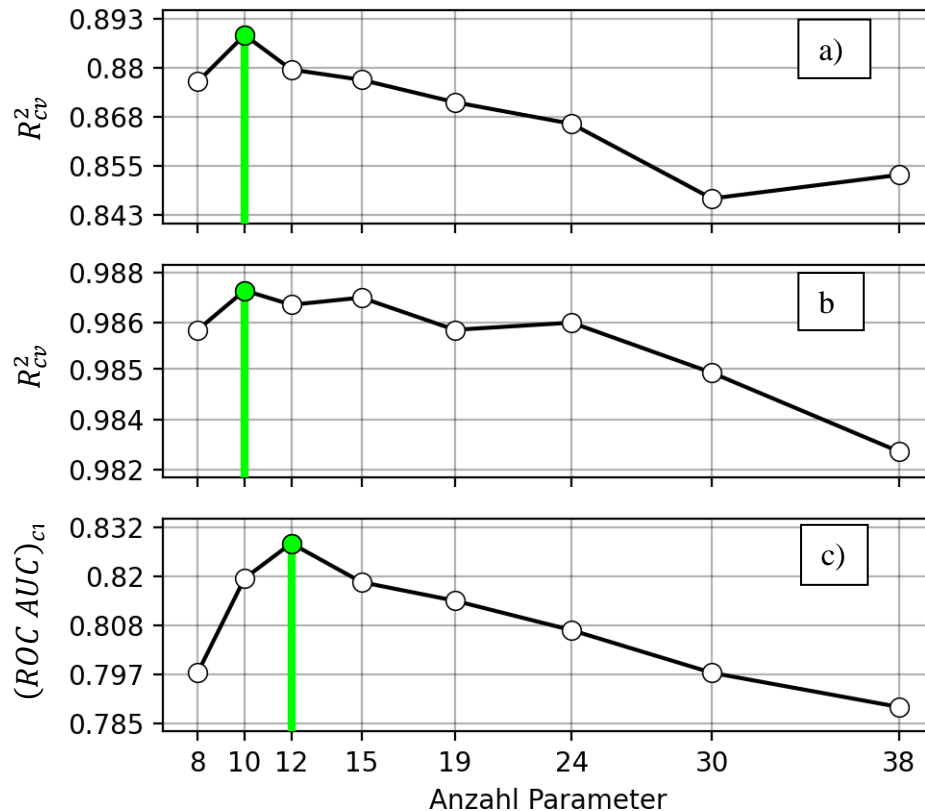


Abb. 28: Verlauf der mittleren Kreuzvalidierungs-Kennzahlen über verschiedene Sätze an Parametern für a) die mittlere Schaufeltemperatur \bar{T} , b) den Kühlluft-Massenstrom \dot{m}_c und c) der Machbarkeit v .

Prozess der Optimierung und Erkundung

Ziel der Optimierung war es, zwei sich widersprechende Kriterien zur Bewertung der Turbinenschaufel gleichzeitig zu optimieren. Realisiert wurde die Optimierung im Rahmen des Projekts durch den Genetischen Algorithmus NSGA-II [Deb]. Dabei wird jedes der Kriterien sowie die Nebenbedingung durch die jeweiligen Ersatzmodelle mit der höchsten Güte auf den Testdaten approximiert, was gleichzeitig auch eine Beschränkung auf den, für das jeweilige Kriterium relevanten Satz an Parametern beinhaltet:

$$\min_{\mathbf{x}_{red} \in \mathcal{X}_{red}} \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_{red}) \text{ mit } \mathcal{X}_{red} := \{\mathbf{x}_{red} \in \mathbb{R}^{D_{red}} \mid \mathbf{h}(\mathbf{x}_{red}) \leq \mathbf{0}\}.$$

Im Ergebnis liefert die Optimierung einen Satz sog. nicht-dominierter Entwürfe, von denen jeder Entwurf als ein optimaler Kompromiss zwischen den Kriterien unter Einhaltung der Nebenbedingung angesehen werden kann. Da diese Entwürfe eine Approximation der Ersatzmodelle sind, hängt die Qualität der Optimierung somit maßgeblich auch von der Qualität der Ersatzmodelle ab. Aus diesem Grund sind die neuen Daten unter Verwendung des originalen Systems zu validieren bzw., falls die Qualität noch nicht zufriedenstellend sein sollte, die Ersatzmodelle mit neuen Originaldaten zu verbessern.

Zu diesem Zweck lassen sich auch angepasste Zielfunktionen $\tilde{y}(\mathbf{x}) = \hat{y}(\mathbf{x}) - c \cdot \hat{y}_{std}(\mathbf{x})$ optimieren, wobei $c \geq 0$ ein Faktor ist und $\hat{y}_{std}(\mathbf{x})$ die Unsicherheit des Ersatzmodells repräsentiert. Damit lassen sich neue Daten genau dort generieren, wo sowohl günstige Werte für das Kriterium zu erwarten sind, als auch das Ersatzmodell noch eine große Unsicherheit besitzt. Durch diesen adaptiven Ansatz ist es möglich, mit einem grob aufgelösten Entwurfsraum zu starten (kostengünstig) und iterativ dort höher aufzulösen, wo sich jeweils interessante, a priori jedoch unbekannte Bereiche befinden.

Definition eines Gesamtsystems für die effiziente Ersatzmodell-basierte Optimierung

Für die Erstellung des Gesamtprozesses zur adaptiven Optimierung einer Turbinenschaufel auf Basis der verschiedenen, zuvor entwickelten Software und Methoden wurde zunächst eine übersichtliche Dateistruktur angelegt. Diese umfasst zum einen die im Zuge dieses Projekts erstellte Steuerdatei (XML-Datei), die den Analyseprozess, also die Auswertung der Entwurfsparameter durch die gekoppelten Geometrie-, CHT- und FEM-Analysen definiert. Ein exemplarischer Auszug der XML-Steuerdatei ist als Pseudo-Code in Bild 29 dargestellt. Zum anderen gehört zu der Dateistruktur eine Template-Datenbasis der zu optimierenden Turbinenschaufel, zu der sowohl Baugruppen- und Parameter-Templates gehören, die den Aufbau der Schaufel exakt beschreiben, als auch Templates für die einzelnen Analyse-Tools, z.B. Vernetzungsvorschriften, Randbedingungen und I/O-Anweisungen.

```
<configfile>
<!--Define Project Name-->
  <project_title>DARWIN</project_title>
  <program>
    <name>cbc</name>
    <ese_version>2.0</ese_version>
  </program>

  <!--Define Variables -->
  <parameter_var>
    <name>H01R_THETASHIFT_16</name>
    <value type="float">0.0</value>
    <lower_bound type="float">0.</lower_bound>
    <upper_bound type="float">0.4</upper_bound>
  </parameter_var>

  <!--Define Workflow and Tasks -->
  <workflow_component>
    <name>cbc</name>
    ...
  </workflow_component>
</configfile>
```

Abb. 29: Pseudo-Code einer XML-Datei für die Definition eines Optimierungsprozesses

Der Gesamtprozess selbst wurde in der Programmiersprache Python implementiert. Er umfasst neben der Ausführung der initialen Versuchsplanung (*initiale DoE*) die zu einer Schleife gekoppelten Prozesse der Auswertung, die Auswahl passender Ersatzmodelle und die Reduktion des Parameter-Raums (*Auswahl- & Reduktionsprozess*). Die Schleife wird dabei solange durchlaufen, bis ein bestimmtes Abbruchkriterium erfüllt wird. Im

Rahmen dieses Arbeitspakets ist das Abbruchkriterium die Einschätzung des ausführenden Entwicklungs-Ingenieurs über die aktuelle Qualität der Ersatzmodelle (*Güte*). Ist die Güte der Ersatzmodelle zufriedenstellend, wird die Schleife beendet und eine finale Optimierung bzgl. der approximierten Entwurfskriterien \hat{y}_k durchgeführt, die im Ergebnis einen finalen Satz an Pareto-optimalen Entwürfen X_i^* ausgibt. Ist die gewünschte Güte noch nicht erreicht, wird, wie bereits oben beschrieben, eine Optimierung der angepassten Zielfunktionen \hat{y}_k durchgeführt. Auf diese Weise werden neue Entwürfe für eine weitere Auswertung ($i++$) dort vorgeschlagen, wo die Informationsdichte in interessierenden Kriterien-Bereichen erhöht werden kann.

Dieser Gesamtprozess bettet so die kostenintensive originale Analyse in einen iterativen Prozess ein, in dem sich sowohl die Ersatzmodelle als auch die Parameterreduktion mittels der Methoden des Maschinellen Lernens adaptiv an die aktuell verfügbaren Daten anpassen können und diese sinnvoll erweitern. Ein Schaubild des für dieses Projekt aufgebauten Gesamtprozesses ist in Bild 30 dargestellt.

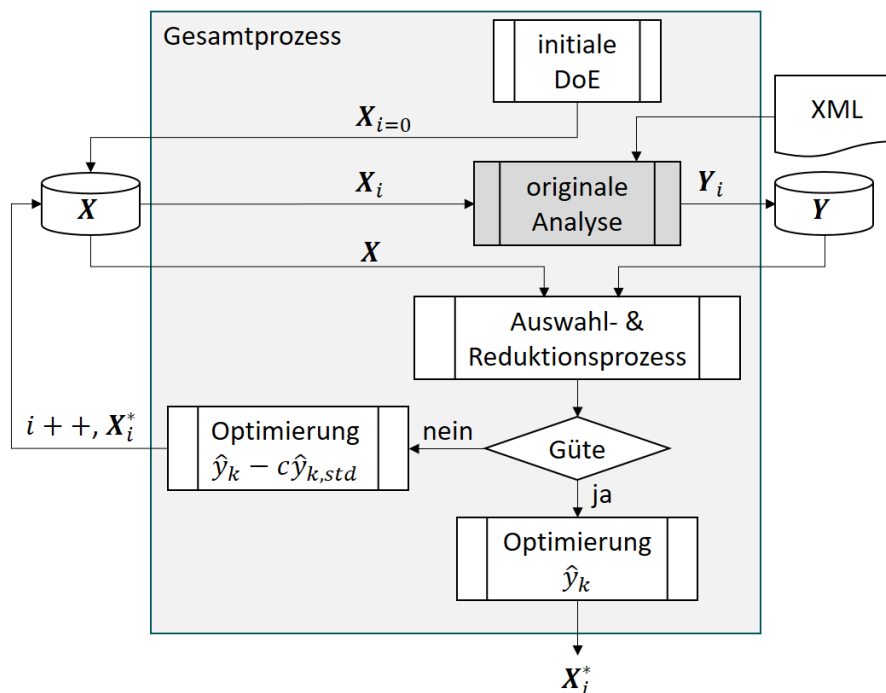


Abb. 30: Ablaufplan eines Gesamtprozesses für eine effiziente und adaptive Optimierung

Validierung und Anwendung des Prozesses

Jede Teilkomponente des hier entwickelten Prozesses wurde individuell validiert. Der Gesamtprozess zur Approximation der kontinuierlichen Entwurfskriterien und Nebenbedingungen, die Klassifizierung der diskreten Geometrie-Machbarkeit sowie die Methoden zur Dimensionsreduktion und Erkundung des Entwurfsraums wurden sowohl an bekannten Optimierungs-Testfunktionen als auch an realen Daten getestet. Bild 31a zeigt beispielhaft die realen Auswertungen des initialen Versuchsplans sowie der ersten

und der dritten Iteration, Bild 31b den Anteil an realisierbaren Entwürfen. Es ist zu erkennen, dass sich durch den verwendeten Prozess einerseits die Entwurfskriterien gegenüber dem Referenz-Entwurf verbessern ließen und andererseits der Anteil an machbaren Entwürfen gesteigert werden konnte.

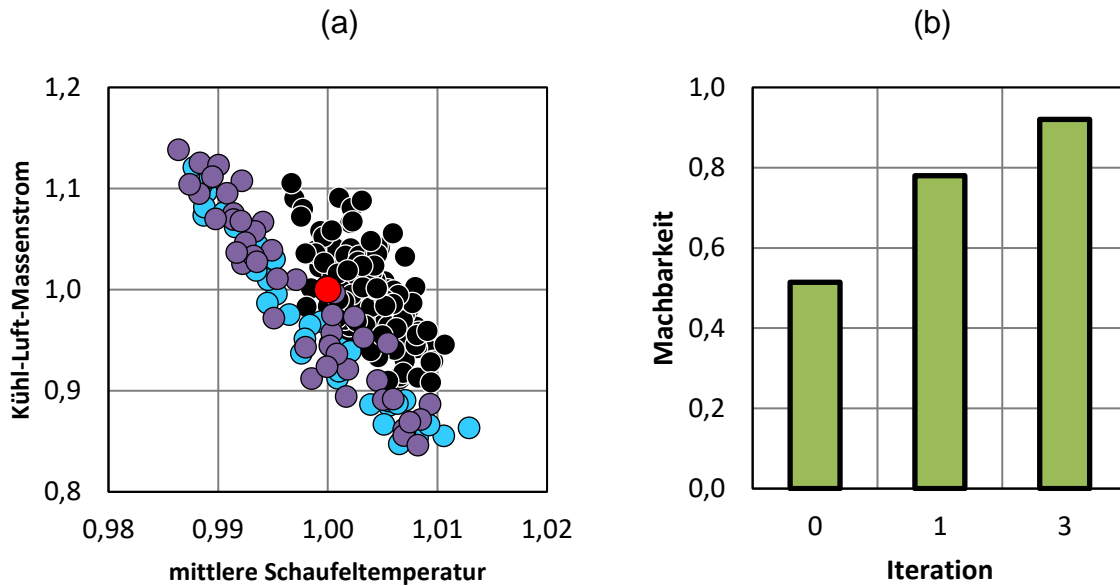


Abb. 31: Auswertungen des originalen Systems mit (a) Entwurfskriterien einer initialen Stichprobe (●) sowie neu vorgeschlagenen Stichproben des adaptiven Prozesses der ersten (●) und dritten (●) Iteration, jeweils bezogen auf ein Referenz-Entwurf (●) sowie (b) der Machbarkeit der jeweiligen Iteration

AP4.1 Skalen-auflösende Simulation von Kompressor-Systemen unter Einbeziehung von Realgeometrie

Im Arbeitspaket 4.1 wurden die in Hauptarbeitspaket 1 erarbeiteten Fähigkeiten, insbesondere das neu entwickelte Kopplungsframework sowie die Eingebettete LES Methodik auf die Analyse der Verdichterströmung angewendet und mit Messdaten des Rig750 validiert. Hier war insbesondere die detaillierte Analyse der Schaufelfuß-Strömung variabler Statoren ein Hauptaugenmerk der Untersuchungen. Im Abb. 32 unten sind hierzu beispielhaft links die Strömung bei Vernachlässigung der Realgeometrie und rechts unter Einbeziehung der sogenannten „Penny-Gap“ Geometrie dargestellt. Der Einfluss dieser verbesserten Modellierung auf den Nachlauf der Schaufel ist dabei klar zu erkennen und trägt zum besseren Verständnis der Verdichterströmung bei.

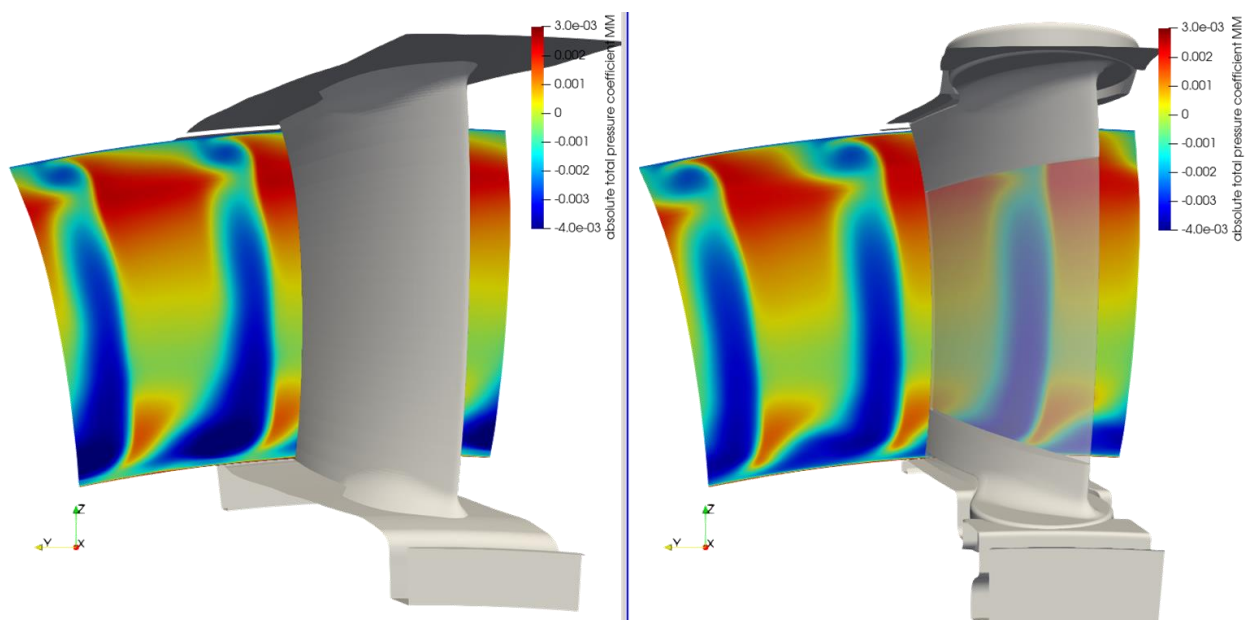


Abbildung 32: Vergleich der Schaufelströmung ohne und mit Berücksichtigung der Realgeometrie des Schaufelfußes

AP4.2 Skalenübergreifende multi-disziplinäre (CHT) Simulation der HPT mittels geometrischer Zwillingmodelle

Im Arbeitspaket 4.2 wurden die in den Hauptarbeitspaketen 1 und 2 erarbeiteten Methoden auf die verbesserte Simulation der Strömung von Hochdruckturbinen-Statoren angewendet, insbesondere die Methoden zur Rückführung von mittels Streifenprojektionsverfahren vermessenen Realgeometrien in Analysemodelle sowie die verbesserten Verfahren für die Large-Eddy-Simulation (LES). Mittels dieser Methoden kann die Vorhersage-Genauigkeit des reduzierten Massenstroms der Leitschaufel der Hochdruckturbinen signifikant gesteigert werden. Dazu sind beispielhaft in Abb. 33 links ein Ausschnitt der Daten des Streifenprojektionsverfahrens und rechts die daraus wiederhergestellte Geometrie des Bauteils für die CFD Analyse dargestellt. Dieses CAD Modell kann dann anschließend in ein Modell des Fluids überführt und für die Strömungssimulation vernetzt werden, wie in Abb. 34 dargestellt. Hierbei ist auf eine ausreichende Netzfeinheit zu achten, um die Anforderungen einer LES-Simulation mit Wandmodellierung zu erfüllen. Hierzu wurden umfangreiche Netzstudien durchgeführt und dokumentiert. Ein beispielhaftes Ergebnis einer solchen LES Simulation der Leitschaufel ist in Abb. 35 dargestellt. Es hat sich dabei herausgestellt, dass der reduzierte Massenstrom durch diese Art der Analyse sehr genau vorhergesagt werden kann.

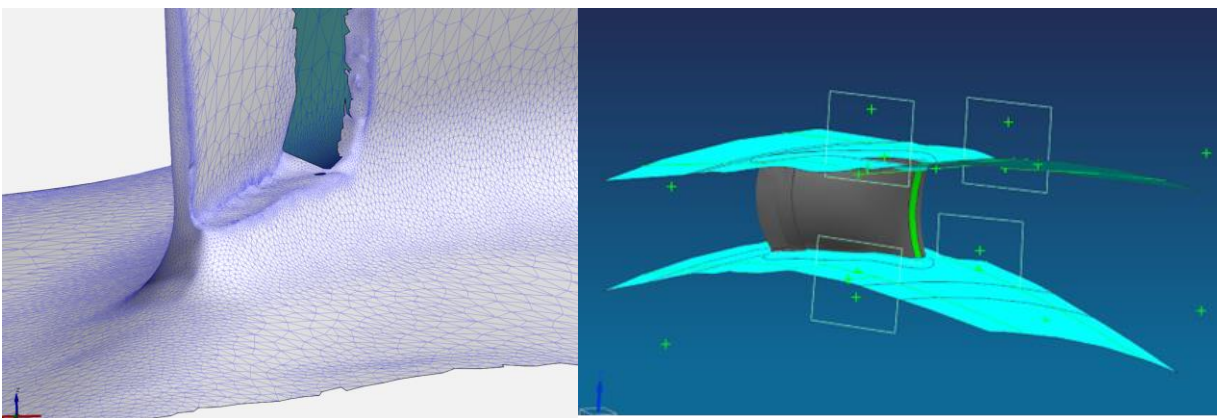


Abbildung 33: Detail eines GOM-Scans einer Leitschaufel (links) sowie daraus abgeleitetes CAD Geometriemodell (rechts)

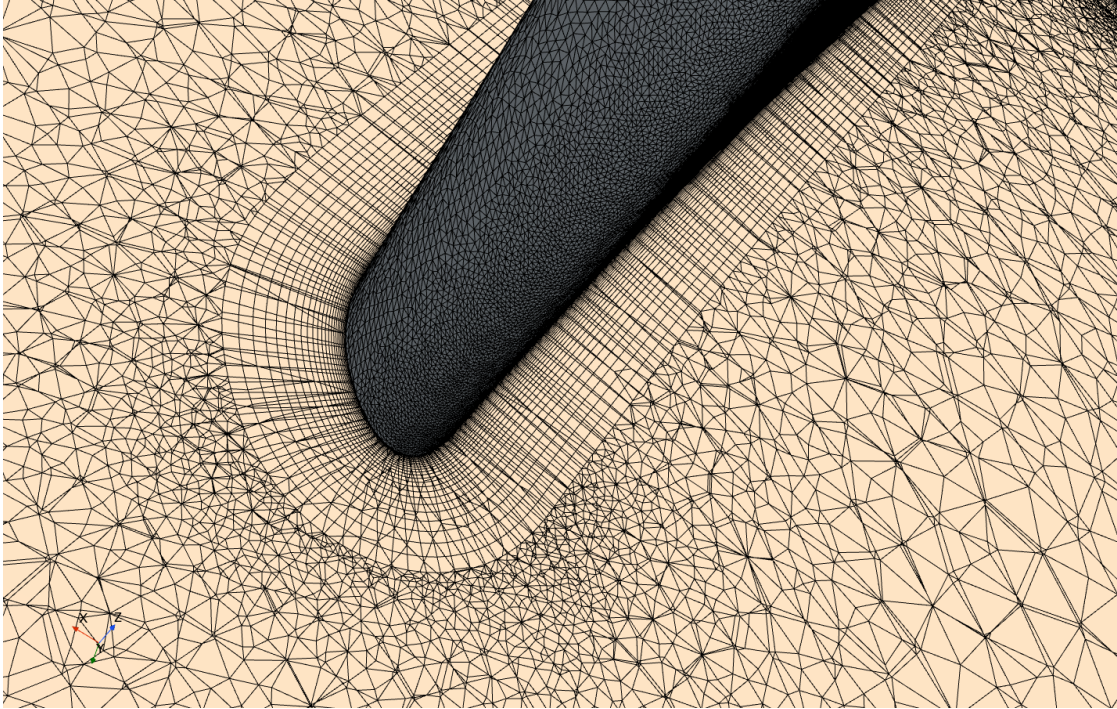


Abbildung 34: Darstellung des Fluid-Netzes im Bereich der Hinterkante der Leitschaufel

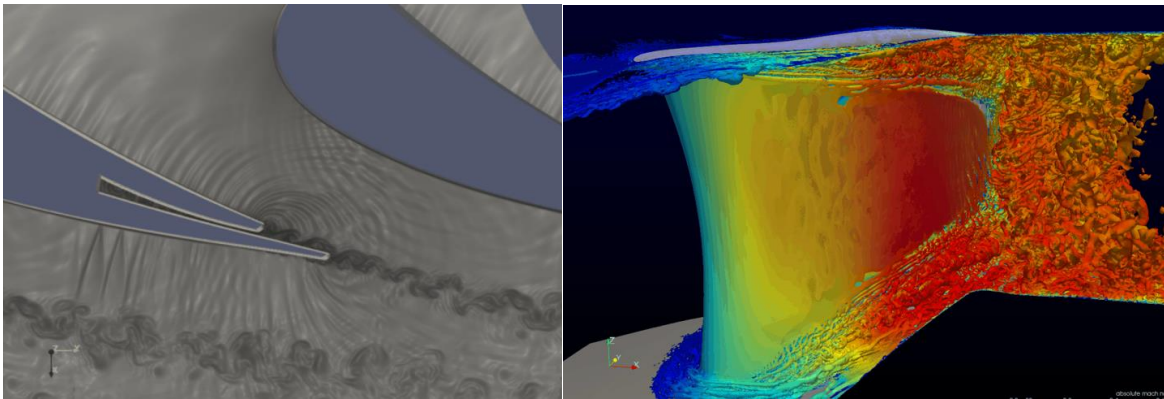


Abbildung 34: Simulation der Strömung um eine Leitschaufel der Hochdruckturbinen mittels LES

AP4.3 Inverses Design von HPT Komponenten zur Erhöhung der Lebensdauer

Im Arbeitspaket 4.3 wurden die in den Hauptarbeitspaketen 2 und 3 entwickelten Methoden des Maschinellen Lernens und der Erstellung von Analysemodellen auf Basis von Streifenprojektionsdaten erhaltenen Realgeometrien auf die Rotorscheufel der Hochdruckturbinen angewendet. Dazu wurde ein multidisziplinärer Workflow im Software-Werkzeug HEEDS erstellt, welcher die Disziplinen Geometrie-Erstellung, Strömungssimulation sowie Spannungssimulation enthält, siehe Abb. 35. Mithilfe dieses Workflows wurden daran anschließend mehrere Optimierungsläufe durchgeführt, bei denen zum Beispiel durch Variation von Anzahl, Position und Orientierung von Kühlrippen in den inneren Kühlkanälen mittels Methoden des maschinellen Lernens eine optimierte Konfiguration ermittelt werden konnte. Weiterhin wurde der Workflow auch dafür verwendet, die optimale Position und Anzahl von Filmkühlbohrungen zu ermitteln. Dieser Workflow steht nun den Ingenieuren bei Rolls-Royce zur Verfügung und kann zur Optimierung von Hochdruckturbinen-Rotoren angewendet werden.

HEEDS workflow

- High-Level view to the workflow in Siemens Simcenter HEEDS:



- More details on the workflow components:

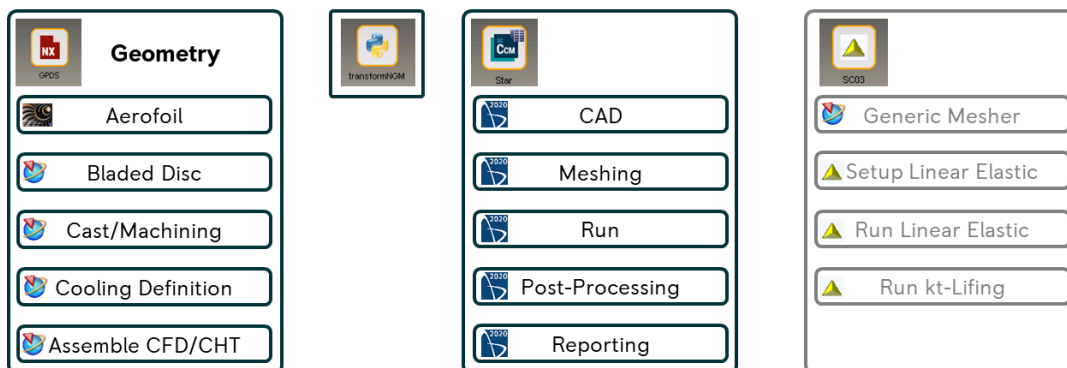


Abb. 35: Multidisziplinärer Workflow zur Optimierung von Turbinenkomponenten

AP4.4 Instationäre hochgenaue Simulation des Gesamt-Triebwerks

Im finalen Arbeitspaket 4.4 des vorliegenden Projekts konnte erstmalig mittels des im Hauptarbeitspaket 1 entwickelten Kopplungsframeworks ein aerodynamisches Modell des Gesamttriebwerks erstellt werden, welches Haupt- und Nebenstrom sowie ausgewählte Teile des Sekundärluftsystems umfasst, siehe Abb. 36. Dieses Modell konnte daran anschließend instationär berechnet werden. Durch diese Art der Modellierung können bisher vernachlässigte oder vereinfachte Interaktionen von Subsystemen vorhergesagt werden. Dies ist insbesondere für Betriebsbedingungen außerhalb der üblichen Grenzen sehr vorteilhaft und wird in Zukunft stark an Bedeutung gewinnen. Die im DARWIN Vorhaben auf diesem Gebiet geleisteten Arbeiten stellen daher ein wichtiges Fundament für zukünftige Forschungsprojekte dar. Zur publikumswirksamen Darstellung wurde aus den instationären Strömungsdaten ein Video erstellt, was auf der ILA 2024 am Stand des Projektträgers zu sehen war und auf großes Interesse bei Fach- und Laienpublikum stieß.

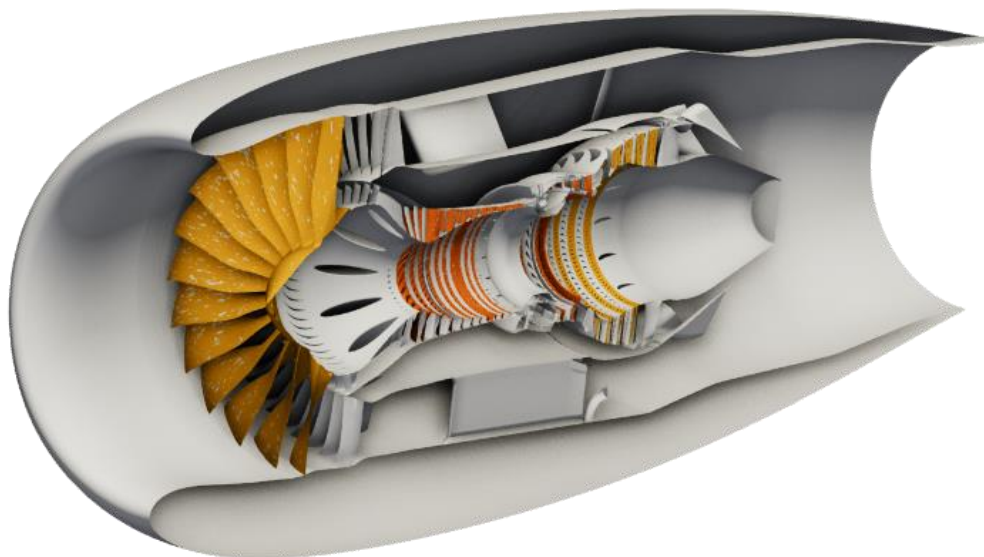


Abb. 36: Aerodynamisches Modell des Gesamt-Triebwerks

7 Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Sämtliche Ergebnisse dieses Vorhabens stellen wichtige Bausteine zum Erhalt der Wettbewerbs- und Integrationsfähigkeit von Triebwerkskomponenten und –systemen am Rolls-Royce Standort Dahlewitz dar. Durch die Verbesserung der RR-eigenen Berechnungsmethoden und –prozesse wird der Turnaround für simulationsbasierte Entwicklungen signifikant erhöht bei gleichzeitiger Steigerung der Vorhersagequalität der numerischen Ergebnisse, welches auch zu einer Reduktion der notwendigen Subsystem- und Triebwerktests und damit zu einer Reduktion von Entwicklungszeit und –kosten zukünftiger Triebwerke führen wird. Weiterhin resultieren die Ergebnisse dieses Vorhabens in einer verbesserten Flottenbetreuung aktueller und zukünftiger Triebwerke. Dadurch wird eine gezielte und genauere Behandlung von Service-Vorkommnissen durch Nutzung neuartiger digitaler Methoden ermöglicht. Das Vorhaben nutzt Synergie-Effekte durch Zusammenarbeit mit dem Partner DLR und den etablierten Universitäten des Rolls-Royce Netzwerks aus und stellt die Fortführung der strategischen Partnerschaft auf diesem Gebiet dar.

Die folgenden Methoden werden seit 2025 zur Auslegung von Triebwerken der gesamten zivilen Produktpalette eingesetzt:

- Hochgenaue Simulation des multidisziplinären Verhaltens von Triebwerksystemen mittels hybrider und skalenübergreifender Methoden
- Erstellung digitaler Zwillinge von Triebwerkskomponenten und Einbindung der Daten von Entwicklungs-, Validierungs- und Betriebsphase des Produktlebenszyklus in das Konzept des „Digitalen Fadens“
- Anwendung und Weiterentwicklung von Methoden der KI und des maschinellen Lernens zur Beschleunigung der Design Prozesse sowie zur Verbesserung der Qualität und Genauigkeit von Simulationsprozessen

Rolls-Royce Deutschland erhält damit die Fähigkeit, in Zukunft hochflexibel auf die Marktanforderungen im niedrigen bis mittleren Schubsegment reagieren zu können. Zusammen mit den wissenschaftlichen Partnern DLR und TU Dresden ist Rolls-Royce Deutschland dann hervorragend für den zukünftigen Wettbewerb positioniert.

8 Referenzen

Balan, S., Choudhary, T., Ravichandran, B. (2014). Geometry Generation Standards using NXOpen. Rolls-Royce Bericht EDNS01000221905-ISS03.

Urbano, J., Bestle, D., Gerstberger, U., Flassig, P. (2019). Low-Order Representation of Manufacturing Variations based on B-Spline Morphing. ASME-IMECE 2019, IMECE2019-10294.

Voigt, P., Högner, L., Fiedler, B., Voigt, M., Mailach, R., Meyer, M., Nasuf, A., (2018): "Comprehensive Geometric Description of Manufacturing Scatter of High Pressure Turbine Nozzle Guide Vanes for Probabilistic CFD Analysis". Proc. of ASME Turbo Expo, Oslo, GT2018-76723.

Beck, J. A., Brown, J. M., Kaszynski, A. A., and Carper, E. B., (2019): "Active Subspace Development of Integrally Bladed Disk Dynamic Properties due to Manufacturing Variations". J. Eng. Gas. Turb. Power, 141, pp. 21001–21010

Kirschner, Ian (2019): Robustheitsanalyse einer Laufschaufel der Hochdruckturbine unter Berücksichtigung realer Geometrieabweichungen der Filmkühlung und Kerngeometrie. Masterarbeit, BTU Cottbus.

Knebel, S., Baum, O., Meyer, M. (2017). „Robust Detection and Characterization of Cooling holes based on Surface Meshes of Turbine Blades“. In: Proceedings of ASME Turbo Expo 2017 (2017).

Hughes, T.J.R., Cottrell, J.A. und Bazilevs, Y. (2005): Isogeometric analysis: CAD, finite elements, NURBS, exact geometry and mesh refinement. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Volume 194, Issues 39–41, S. 4135-4195.

Naveed, Z., Kühhorn, A. und Kober, M. (2019): Comparative evaluation of isogeometric analysis and classical FEM with regard to contact analysis. Proceedings of 12th European LS-Dyna Conference 2019, Koblenz, Germany.

Larson, Frank R. "A time-temperature relationship for rupture and creep stresses." *Trans. ASME* 74 (1952): 765-775.

Koupper, Charlie, et al. "Large eddy simulations of the combustor turbine interface: Study of the potential and clocking effects." *ASME Turbo Expo 2016: Turbomachinery Technical Conference and Exposition*. American Society of Mechanical Engineers, 2016.

Starke, Christoph, et al. "Comparison of a conventional thermal analysis of a turbine cascade to a full conjugate heat transfer computation." *ASME Turbo Expo 2008: Power for Land, Sea, and Air*. American Society of Mechanical Engineers, 2008.

Hilgert, J., et al. "A pragmatic method for matching conjugate heat transfer predictions with experiments." In *ISABE-2019-24255*. International Society for Air Breathing Engines, 2019.

Griffini, Duccio, et al. "Clocking effects of inlet nonuniformities in a fully cooled high-pressure vane: a conjugate heat transfer analysis." *Journal of Turbomachinery* 138.2 (2016): 021006.

Insinna, Massimiliano, et al. "Conjugate heat transfer analysis of a film cooled high-pressure turbine vane under realistic combustor exit flow conditions." *ASME Turbo Expo 2014: Turbine technical conference and exposition*. American Society of Mechanical Engineers, 2014.

Duchaine, F., et al. "On the importance of inlet boundary conditions for aerothermal predictions of turbine stages with large eddy simulation." *Computers & Fluids* 154 (2017): 60-73.

Vagnoli, S., and T. Verstraete. "Numerical Study of the Combustor-Turbine Interaction Using Coupled Unsteady Solvers." *Proceedings of the 22nd International Association of Air Breathing Engines (ISABE), Phoenix, Az, USA (2015): 25-30*.

Klapdor, Eva Verena. *Simulation of combustor-turbine interaction in a jet engine*. Diss. Technische Universität, 2011.

Schneider, Marius, Heinz-Peter Schiffer, and Knut Lehmann. "Parameterised Model of 2D Combustor Exit Flow Conditions for High-Pressure Turbine Simulations." *International Journal of Turbomachinery, Propulsion and Power* 2.4 (2017): 20.

J. Froehlich, D. von Terzi, 2008, „Hybrid LES/RANS methods for the simulation of turbulent flows“, *Progress in Aerospace Sciences*, 44, pages 349 – 377.

P. Spalart, 2015, „Philosophies and fallacies in turbulence modeling“, *Progress in Aerospace Sciences*, 74, pages 1-15.

J. H. Tu, C. W. Rowley, D. M. Luchtenburg, „On Dynamic Mode Decompositions: Theory and Applications“, *Journal of Computational Dynamics*, Vol. 1, No. 2, 2014, pp 391-421.

K. Taira, S. L. Brunton, S.T.M. Dawson, C.W. Rowley, T. colonius, B. J. McKeon, O.T. Schmidt, S. Gordeyev, V. Theofilis, L.S. Ukeiley, „Modal Analysis of Fluid Flows: An Overview“, *AIAA Journal*, Vol 55, No 12, December 2017.

C. W. Rowley, I. Mezic, S. Bagheri, P. Schlatter, D. Henningson, „Spectral analysis of nonlinear flows“, *Journal of Fluid Mechanics*, 2009, pp. 1-13.

D. F. Gomez, P. B. Kirk, A. H. Lind, A. R. Jones, D. A. Paley, „Unsteady DMD-based flowfield estimation from embedded pressure sensors in an actuated airfoil“, AIAA SciTech Forum, 7-11 January 2019, San Diego, California.

S. Wang, J. R. Bell, D. Burton, A. H. Herbst, J. Sheridan, M. C. Thompson, „The performance of different turbulence models (URANS, SAS and DES) for predicting high-speed train slipstream“, Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics 165 (2017), pp. 46 – 57.

P. Mehta, M. Bukov, C-H. Wang, A. G. R. Day, C. Richardson, C. K. Fisher, D. J. Schwab, „A high-bias, low-variance introduction to Machine Learning for physicists“, Physics Reports 810 (2019), pp. 1-124.

B. Tracey, K. Duraisamy, J. J. Alonso, „A Machine Learning Strategy to Assist Turbulence Model Development“, AIAA SciTech Forum, 5.-9. January 2015, Kissimmee, Florida.

R. Swischuk, L. Mainini, B. Peherstorfer, K. Willcox, „Projection-based model reduction: Formulations for physics-based machine learning“, Computers and Fluids 000, 2018, pp 1 – 14

BMW Vorhaben 20T0609, Luftfahrtforschungsprogramm LuFo IV, Verdichterdesign und –modellierung für Vision10 Triebwerkskonzepte (VerDeMod)

Martin N. Goodhand, „Admissible Roughness in Gas Turbines“, ASME Turbo Expo GT2015-43326

Küppers, F.. Analyse und Entwicklung Neuronaler Netze für die Vorhersage von 3D-Strömungslösungen anhand eines Fandesigns. (2018). Hochschule Ruhr West

Aulich, M. et. Al. Surrogate Estimations of Complete Flow Fields of Fan Stage Designs via Deep Neural Networks, ASME Turbo Expo 2019

Kevin Cremanns, Dirk Roos, Deep Gaussian Covariance Network, 2017, arXiv:1710.06202

Guo, X., Li, W., and Iorio, F. Convolutional neural networks for steady flow approximation. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 481–490. ACM, 2016.

Sun Z, Chew JW, Hills NJ, Volkov KN, Barnes CJ. (2010) 'Efficient Finite Element Analysis/Computational Fluid Dynamics Thermal Coupling for Engineering Applications'. JOURNAL OF TURBOMACHINERY-TRANSACTIONS OF THE ASME, 132(3).

Sun Z, Chew JW, Hills NJ, Barnes CJ, Valencia AG. (2012) '3D coupled fluid-solid thermal simulation of a turbine disc through a transient cycle'. Proceedings of the ASME Turbo Expo.

Amirante D, Hills NJ, Barnes CJ. (2012). 'A moving mesh algorithm for aero-thermo-mechanical modelling in turbomachinery'. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 70, pp. 1118-1138.

Amirante D, Hills NJ, Barnes CJ. (2012). 'Thermo-Mechanical Finite Element Analysis/Computational Fluid Dynamics Coupling of an Interstage Seal Cavity Using Torsional Spring Analogy'. *ASME Journal of Turbomachinery*, 134(5).

Ganine V, Javiya U, Hills N, Chew J. (2012). 'Coupled fluid-structure transient thermal analysis of a gas turbine internal air system with multiple cavities'. *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 134(10).

Ganine V, Hills NJ, Lapworth BL. (2013). 'Nonlinear acceleration of coupled fluid-structure transient thermal problems by Anderson mixing'. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 71(8), pp. 939-959.

Hufenbach, W.; Hornig, A.; Böhm, H.; Langkamp, A.; Keskin, A.: On the reduction of the pre-processing effort and the application of a contact meshing approach for complex jet engine component assemblies. Tagungsband: ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition, 16-20.06. 2014, Düsseldorf, Germany

Keskin, A.; Kober, M.; Steldinger, E.; Kühhorn, A.; Boehm, H.; Hornig, A.; Langkamp, A.; Gude, M.: On the quantification of errors of a pre-processing effort reducing contact meshing approach. Tagungsband: 53rd AIAA Aerospace Sciences Meeting, AIAA SciTech Forum, 05.01.2015, Kissimmee, Florida, USA

Xiaorong Li, Lily Rachmawati, Wang Long, Rubing Duan, Sifei Lu, Rick Goh, Co-processing : Empirical scalability evaluation, 2014, Rolls-Royce Technical Report, SGRR10255

A. Lange, K. Vogeler, V. Gümmer, H. Schrapp und C. Clemen, „Introduction of a parameter based compressor blade model for considering measured geometry uncertainties in numerical simulation,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2009

A. Lange, M. Voigt, K. Vogeler, H. Schrapp, E. Johann und V. Gümmer, „Impact of manufacturing variability and non-axisymmetry on high-pressure compressor stage performance,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2011.

A. Lange, M. Voigt, K. Vogeler, H. Schrapp, E. Johann und V. Gümmer, „Probabilistic CFD simulation of a high-pressure compressor stage taking manufacturing variability into account,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2010.

A. Lange, M. Voigt, K. Vogeler, H. Schrapp, E. Johann und V. Gümmer, „Impact of manufacturing variability on multi-stage high-pressure compressor performance,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2012.

K. Heinze, W. H. Friedl und K. Vogeler, „The Impact of geometric scatter on High-Cycle-Fatigue of Compressor Blades,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2010.

T. Backhaus, T. Maywald, S. Schrape, M. Voigt und R. Mailach, „A Parametrization Describing Blisk Airfoil Variations Referring to Modal Analysis,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2017.

T. Maywald, T. Backhaus, S. Schrape und A. Kühhorn, „Geometric Model Update of Blisks and its Experimental Validation for a Wide Frequency Range,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2017.

K. Heinze, M. Meyer, J. Scharfenstein, M. Voigt und K. Vogeler, „A Parametric Model for Probabilistic Analysis of Turbine Blades considering Real Geometric Effects,“ CEAS Aeronautical Journal, 5(1), 2014.

J. Scharfenstein, K. Heinze, M. Voigt, K. Vogeler und M. Meyer, „Probabilistic CFD Analysis of High Pressure Turbine Blades considering Real Geometry Effects,“ Proceedings of ASME Turbo Expo 2013, pp. GT2013-94161, 2013.

F. Wagner, A. Kühhorn und R. Parchem, „Robust design optimization applied to a high pressure turbine blade based on surrogate modelling techniques,“ Proceedings of ASME Turbo Expo, 2015.

L. Högner, A. Nasuf, P. Voigt, M. Voigt, K. Vogeler, M. Meyer, C. Berridge und F. Goenaga, „Analysis of high pressure turbine nozzle guide vanes considering geometric variations,“ in Proceedings of ASME Turbo Expo, 2016.

Bogard, D. G., and Thole, K. A., 2006, “Gas Turbine Film Cooling,” Journal of Propulsion and Power, **22**(2), pp. 249–270.

Saumweber, C., Schulz, A., and Wittig, S., 1999, *Task C. Fundamental Film Cooling Studies*.

Saumweber, C., Schulz, A., and Wittig, S., 2003, “Free-Stream Turbulence Effects on Film Cooling with Shaped Holes,” Volume 3: Turbo Expo 2002, Parts A and B, pp. 41–49.

Elfner, M., Schulz, A., Bauer, H.-J., and Lehmann, K., 2017, “A Novel Test Rig for Assessing Advanced Rotor Blade Cooling Concepts, Measurement Technique and First Results,” *Proceedings of the ASME Turbo Expo: Turbine Technical Conference and Exposition - 2017: Presented at the ASME Turbo Expo 2017: Turbine Technical Conference and Exposition, June 26-30, 2017, Charlotte, North Carolina, USA*, The American Society of Mechanical Engineers, New York, N.Y.

Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Irving, G., Isard, M., Kudlur, M., Levenberg, J., Monga, R., Moore, S., Murray, D. G.,

Steiner, B., Tucker, P., Vasudevan, V., Warden, P., Wicke, M., Yu, Y., and Zheng, X., 2016, "TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning."

Schlichting, H., and Gersten, K., 2017, *Boundary-Layer Theory*, Springer, Berlin, Heidelberg.

Johnson, R. W., ed., 2016, *Handbook of Fluid Dynamics*, CRC Press, Boca Raton.

James, G., Witten, D., Hastie, T., and Tibshirani, R., 2021, *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*, Springer US, New York, NY.

Mahalanobis, P. C., 1936, "On the Generalized Distance in Statistics."

Hudak, J.: Datenbasierte Empfindlichkeitsanalyse mit Gauß'schen Metamodellen, Bachelorarbeit BTU Cottbus-Senftenberg, 2023.

Sobol, I.: Global Sensitivity Indices for Nonlinear Mathematical Models and their Monte Carlo Estimates, 2001.

Constantine, P.G.: Active Subspaces: Emerging Ideas for Dimension Reduction in Parameter Studies, 2015.

Neal, R.M.: Monte Carlo Implementation of Gaussian Process Models for Bayesian Regression and Classification, 1997.

Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan: A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 6(2), pp. 182-197, 2002.

9 Anlagen / Veröffentlichungen

Amirante, D., Ganine, V., Hills, N. and Adami, P.: “A Coupling Framework for Multi-Domain Modelling and Multi-Physics Simulations”, *Entropy* 2021, 23, 758. <https://doi.org/10.3390/e23060758>

Dario Amirante, D., Vasilopoulos, I., Meyer, M. and Hills, N.: „Validation of a Dual-Mesh method for hybrid URANS-LES”, *Proceedings of the 16th European Turbomachinery Conference (ETC16)*, 2025

Kober, M. Beirow, B., Meyer, M. and Singh, K.: “Towards the isogeometric aero-engine”, *Results in Engineering*, Volume 18, June 2023, <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101135>

Vasilopoulos, I., Rostamian, M., Voigt, M., Meyer, M., Mailach, R.: “Roughness investigations on in-service high-pressure compressor blades – Part I: An automated process for high-fidelity roughness measurements”, *Proceedings of ASME Turbo Expo 2023*

Vasilopoulos, I., Adami, P., Voigt, M., Meyer, M., Mailach, R.: “Roughness investigations on in-service high-pressure compressor blades – Part II: Roughness parameterization and CFD-based modelling of its impact on turbulent flows“, *Proceedings of ASME Turbo Expo 2023*