



OTTO VON GUERICKE
UNIVERSITÄT
MAGDEBURG



FAKULTÄT FÜR
ELEKTROTECHNIK UND
INFORMATIONSTECHNIK

Experimentelle Optimierungsmethoden für aktuierte Systeme mit komplexen Fluid-Struktur Wechselwirkungen

Dissertation:

zur Erlangung des akademischen Grades:

Doktor-Ingenieurin (Dr.-Ing.)

von M.Sc. Shokoofeh Abbaszadeh

geb. am 2. Februar 1982 in Ghaemshar

genehmigt durch die Fakultät für Elektrotechnik und
Informationstechnik

der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

Gutachter:

Prof. Dr.-Ing. Roberto Leidhold

Prof. Dr.-Ing. habil. Dominique Thévenin

Assoc. Prof. Dr.-Ing. Jeffrey A. Tuhtan

Promotionskolloquium am 23. Februar 2024

Ehrenerklärung

Ich versichere hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit vollständig ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe.

Alle verwendeten fremden und eigenen Quellen sind als solche kenntlich gemacht und im Falle einer Ko-Autorenschaft ist der Eigenanteil richtig und vollständig ausgewiesen. Insbesondere habe ich nicht die Hilfe einer kommerziellen Promotionsberaterin/eines kommerziellen Promotionsberaters in Anspruch genommen. Dritte haben von mir weder unmittelbar noch mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen.

Ich habe insbesondere nicht wissentlich:

- Ergebnisse erfunden oder widersprüchliche Ergebnisse verschwiegen,
- statistische Verfahren absichtlich missbraucht, um Daten in ungerechtfertigter Weise zu interpretieren,
- fremde Ergebnisse oder Veröffentlichungen plagiiert,
- fremde Forschungsergebnisse verzerrt wiedergegeben.

Mir ist bekannt, dass Verstöße gegen das Urheberrecht Unterlassungs- und Schadensersatzansprüche der Urheberin/des Urhebers sowie eine strafrechtliche Ahndung durch die Strafverfolgungsbehörden begründen können.

Ich erkläre mich damit einverstanden, dass die Dissertation ggf. mit Mitteln der elektronischen Datenverarbeitung auf Plagiate überprüft werden kann.

Die Arbeit wurde bisher weder im Inland noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form als Dissertation eingereicht und ist als Ganzes auch noch nicht veröffentlicht.

Magdeburg den 10.1.2023

Shokoofeh Abbaszadeh

Shokoofeh Abbaszadeh

Abstract

In this thesis, methods for the experimental optimization (Exp-O) of complex multiphysical systems with actively actuated fluid-structure interactions (FSI) are investigated and developed. Due to the nonlinear characteristics of FSI, the evaluation of such a system is usually not directly mathematically-analytically possible. For this class of problems, the evaluation of the design space to determine the optimum therefore represents the greatest challenge.

Approaches that reduce the problem to an analytically solvable formulation are usually very cost-effective. However, they do not offer the required accuracy for many applications as they require significant model simplifications. Numerical simulations allow a more complex modeling of the physical problems and can offer a higher accuracy. However, they quickly become numerically expensive, which in turn limits their applicability. Experimental optimizations are particularly interesting when other methods cannot provide a satisfactory and cost-efficient answer.

The basic hypothesis of the thesis is that Exp-O is a suitable and cost-efficient method for systematic optimization. In this thesis, three case studies are presented and discussed to verify it.

The first study deals with the determination of the motion law of a pitch system to maximize the performance of a tidal turbine. This is done using a simplified surrogate model. The optimization is performed in a fully automated experimental setup using a simple brute force methodology. The optimal pitch trajectory shows a significant improvement of the thrust coefficient by 120% and is determined in just a few hours. In the second use case, an experimental parameter study is carried out to systematically improve an experimental test rig. The entire parameter study only takes a few hours. It enables the design of the experimental setup to be improved and provides new insights into head movement as a crucial part of robotic swimming kinematics. The setup is subsequently used for the third application. The optimization of the swimming motion of a biomimetic fish robot. The optimization goal is high drive performance with low energy consumption. Since both objectives cannot be optimized at the same time, this contradictory objective leads to an infinite number of optima. These form a so-called Pareto front. Using genetic algorithms, a fully automated experiment with multiple actuators and sensors is realized. The optimization campaign takes around 26 hours for 2940 individuals and also contributes to a better understanding of the system.

In summary, this work shows that Exp-O techniques provide a robust methodology for optimizing multiphysical optimization problems in realistic, engineering-relevant scenarios. They allow a massive reduction of the evaluation time. The advantages and challenges are analyzed and the required methods and setups are presented in detail.

Kurzzusammenfassung

In dieser Arbeit werden Methoden zur experimentellen Optimierung (Exp-O) komplexer multiphysikalischer Systeme mit aktiv aktuierten Fluid-Struktur Wechselwirkungen (FSI) untersucht und entwickelt. Bedingt durch die nichtlinearen Charakteristiken der FSI, ist die Evaluierung eines solchen Systems meist nicht direkt mathematisch-analytisch möglich. Für diese Klasse von Problemen stellt die Auswertung des Designraums zur Bestimmung des Optimums daher die größte Herausforderung dar.

Ansätze, die das Problem auf eine analytisch lösbare Formulierung reduzieren, sind in der Regel sehr kostengünstig. Für viele Anwendungen bieten sie aber nicht die erforderliche Genauigkeit, da sie signifikante Modellvereinfachungen erfordern. Numerische Simulationen erlauben eine komplexere Modellierung der physikalischen Probleme und können eine höhere Genauigkeit bieten. Daher werden sie jedoch sehr häufig numerisch kostspielig, was ihre Anwendbarkeit wiederum einschränkt. Experimentelle Optimierungen sind insbesondere dann interessant, wenn andere Verfahren keine zufriedenstellende und kosteneffiziente Antwort liefern können.

Die Grundhypothese der Arbeit lautet, dass die Exp-O eine geeignete und kosteneffiziente Methode zur systematischen Optimierung ist. In dieser Arbeit werden zu ihrer Überprüfung drei Fallstudien vorgestellt und erörtert.

Die erste Studie befasst sich mit der Bestimmung des Bewegungsgesetzes eines Pitchsystems zur Maximierung der Leistung einer Gezeitenturbine. Dies geschieht anhand eines vereinfachten Ersatzmodells. Die Optimierung wird in einem vollautomatischen Versuchsaufbau mittels einer simplen Brute-Force-Methodik durchgeführt. Die optimale Pitch-Trajektorie zeigt eine erhebliche Verbesserung des Schubkoeffizienten um 120% und wird in nur wenigen Stunden ermittelt.

Im zweiten Anwendungsfall wird eine experimentelle Parameterstudie zur systematischen Verbesserung eines experimentellen Versuchsaufbaus durchgeführt. Die gesamte Parameterstudie dauerte nur wenige Stunden. Sie ermöglicht eine Verbesserung der Konstruktion des Versuchsaufbaus und liefert neue Erkenntnisse zur Kopfbewegung als entscheidender Teil der robotischen Schwimmkinematik.

Der Aufbau wird nachfolgend für den dritten Anwendungsfall genutzt. Die Optimierung der Schwimmbewegung eines biomimetischen Roboterfisches. Das Optimierungsziel ist eine hohe Antriebsleistung bei gleichzeitig geringem Energieverbrauch. Da nicht beide Ziele gleichzeitig optimiert werden können, führt diese widersprüchliche Zielstellung zu einer unendlichen Zahl von Optima. Diese bilden eine sogenannte Pareto-Front. Unter der Verwendung genetischer Algorithmen wird ein vollständig automatisiertes Experiment mit multiplen Aktoren und Sensoren realisiert. Die Optimierungskampagne dauert rund 26 Stunden für 2940 Individuen und trägt zusätzlich zum besseren Verständnis des Systems bei.

Zusammengefasst kann in dieser Arbeit gezeigt werden, dass Exp-O-Techniken eine robuste Methodik zur Optimierung multiphysikalischer Optimierungsprobleme in realistischen, ingenieurwissenschaftlich relevanten Szenarien bieten. Sie erlauben dabei eine massive Reduzierung der Auswertzeit. Die Vorteile und Herausforderungen werden analysiert und die erforderlichen Methoden und Aufbauten im Detail vorgestellt.

Symbolverzeichnis

Normen und Konventionen

Die Dissertation umfasst mehrere Disziplinen, in denen die gleichen Symbole verwendet werden, um verschiedene physikalische Größen zu bezeichnen. Folglich mag in dieser Arbeit die Verwendung von Symbolen für einige physikalische Einheiten dem Leser etwas fremd erscheinen; die Autorin entschuldigt sich für diese Unannehmlichkeiten. Vektoren werden mit Pfeilen notiert, z.B. \vec{u} , und ihre Größenordnung ohne Pfeil. Tensoren und Matrizen werden mit doppelter Unterstreichung notiert: $\underline{\underline{R}}_Z(\alpha)$

Abkürzungen

ADC	Analog-to-Digital Converter	FEM	Finite Elemente Methode
AM-O	Analytisch-Mathematisch basierte Optimierung	FGL	Formgedächtnislegierungen
BA	Bachelorarbeit	FSI	Fluid-Struktur-Interaktion
BCF	Body and Caudal Fin	GA	Genetische Algorithmen
BL/s	Body Length per second	GFK	Glasfaserverstärkter Kunststoff
CAD	Computer-Aided Design	GPLv3	General Public License, version three
CFD-O	CFD-basierte Optimierung	G	Gain
CFD	Computational Fluid Dynamics	HPC	High Performance Computing
CFK	Carbonfaserverstärkter Kunststoff	I ² C	Inter-Integrated Circuit
DAC	Data Acquisition Card	IMU	Inertial Measurement Unit
DEA	Dielektrische Elastomere	IPMC	Ionische Polymer-Metall Verbundwerkstoffe
DMS	Dehnungsmessstreifen	k- ω -SST	Turbulenzmodell für URANS Simulationen
EAP	Elektroaktive Polymeren	KM	Künstliche Muskeln
EM	Elektromagnetische Muskeln	LAN	Local Area Network
Exp-O	Experimentelle Optimierung	LATM	Limited Angle Torque Motor
FEA	Fluidik-Elastomer-Aktuatoren	LEGI	Laboratoire des Ecoulements Géophysiques et Industriels Grenoble, Frankreich
		LES	Large eddy simulation
		LSS	Lehrstuhl für Strömungsmechanik & Strömungstechnik
		MA	Masterarbeit
		MCU	Micro Controller Unit
		MEMS	Mikroelektromechanische Systeme
		MFC	Macro Fiber Composites
		MPPT	Maximum Power Point Tracking
		MPS-O	Multiphysikalische Simulationen basierte Optimierung

NACA	National Advisory Committee for Aeronautics (precursor of NASA)	β	Winkel [°]
NSGA-II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm	ϵ	Dehnung [$\mu\text{m}/\text{m}$]
OPAL++	Optimization Algorithms Library++	γ	Pitchwinkel [°]
OVGU	Otto-von-Guericke Universität	ϕ	Phasenverschiebung [rad]
PC	Personal Computer	ρ	Dichte [kg/m^3]
ppm	parts per million	θ	Azimut-Winkel (Rotor) [rad]
PWM	Pulsweitenmodulation	ω	Winkelgeschwindigkeit [rad/s]
RANS	Reynolds-Averaged Navier-Stoke	f	Frequenz [Hz]
RMS	Root Mean Square	k	k-Faktor [%]
TTL	Transistor-Transistor-Logik	M	Masse [kg]
URANS	Unsteady Reynolds-Averaged Navier-Stokes	r	Radius [m]
VAWT	Vertikalachsigen Wasserturbinens	R^2	Bestimmtheitsmaß
		v	Geschwindigkeit [m/s]
		w	Relativgeschwindigkeit [m/s]

**Dimensionlose Kennzahlen
und Koeffizienten**

η	Schub-Normalkraft-Verhältnis $\eta = c_T / c_{N_{\max}}$ [-]
λ	Schnelllaufzahl $\lambda = \frac{u}{v_\infty}$ [-]
σ	Solidität $\sigma = \frac{N \cdot C}{R}$ [-]
c_η	Schub-Normalkraft-koeffizient [-]
c_D	Widerstandskoeffizient [-]
c_L	Auftriebskoeffizient [-]
c_N	Normalkraftkoeffizient [-]
c_P	Leistungskoeffizient [-]
c_Q	Drehmomentkoeffizient [-]
c_T	Vortriebskoeffizient [-]
k_f	Reduzierte Frequenz [-]
Re	Reynoldszahl [-]
St	Strouhal-Zahl [-]

Griechische Symbole

α	Anströmwinkel [°]
α'	gepitchter Anströmwinkel [°]

Symbole

b	Breite [m]
h	Höhe [m]
l	Länge [m]
m	Anzahl (Ganzzahlig) [-]
n	Anzahl (Ganzzahlig) [-]
u	Elektrische Spannung [V]
A_H	Amplitude der Kopfbewegung
A_T	Amplitude der Kaudalflossenbewegung
C	Sehnenlänge des Blattes [m]
E	Elastizitätsmodul [Pa]
F	Kraft [N]
F_{hyd}	Hydraulische Kraft [N]
F_L	Laterale Kraftkomponente [N]
F_{prop}	Vortriebskraft [N]
F_R	Reaktionskraft [N]
F_T	Schubkraftkomponente bzw. Tangentialkraft [N]
i_{feed}	Einspeisestrom [A]

J	Motorträgheit [kg cm ²]	swim	Schwimm
K_t	Motordrehmomentkonstante [Nm/A _{rms}]	T	Turbine
N_{rtd}	Nenngeschwindigkeit [rpm]	w	Wasser
P	Leistung [W]	x	in X-Richtung
R	Widerstand [Ω]	y	in Y-Richtung
s_i	innerer Schritt [-]	z	in Z-Richtung
V	Spannung [V]	o	Oszillation
X_i	Steuerungssignal [-]	org	Ursprünglich
x_n	Knotenposition n [-]		
I	Strom [A]		
M	Drehmoment [Nm]		
A	normalisierte Spannungsamplitude [V/V _{max}]		
S	projizierte Blattfläche (Sehnenlänge · Blattlänge) [m ²]		
T	Periodendauer [s]		
O	Optimierungsziel		

Indexliste

∞	Ungestört
act	Aktuiert
ch	Kanal
cons	Verbrauch (consumption)
D	Turbine
k	Kopf
max	Maximum
mean	Mittelwert
meas	Gemessener Wert
min	Minimum
net	Netto
off	Offset
opt	Optimal
prop	Propulsion
r	Roboter
stall	Strömungsabriss

Inhaltsverzeichnis

Symbolverzeichnis	v
Inhaltsverzeichnis	x
1 Einleitung	1
1.1 Definitionen und Optimierungsverfahren	5
1.2 Analytische und numerische Ansätze	7
1.3 Experimentelle Ansätze	9
2 Fallstudie I: Optimierung der Gezeitenturbine	12
2.1 Einleitung und Stand der Technik	12
2.1.1 Gesellschaftliche Relevanz und physikalische Grundlagen der Studie	12
2.1.2 Strömungsmechanik eines VAWT Rotors	15
2.1.3 Existierende Optimierungsstrategien für VAWT	18
2.2 Methodik	21
2.2.1 Strömungsmechanisches Ersatzmodell	21
2.2.2 Experimenteller Versuchsaufbau	24
2.2.2.1 LEGI Wasserkanal Grenoble	24
2.2.2.2 Antriebssystem	25
2.2.2.3 Messungen und Datenaufnahme	27
2.2.2.4 Datenerfassungskarte und für das Projekt entwickelte Messsoftware	29
2.2.2.5 Messunsicherheit des Aufbaus	31
2.2.3 Methodik der Optimierung	31
2.3 Ergebnisse und Diskussion	35
2.4 Ausblick	40
3 Fallstudie II: Parameterstudie eines Roboterfisches	44
3.1 Einleitung und Stand der Technik	44
3.1.1 Projektspezifische Anforderungen an den Roboterfisch	45
3.1.2 Antriebstechnologien von Roboterfischen	47
3.1.3 Schwimmkinematik der Roboterfische	51
3.1.4 Mechanische Konstruktion des Roboterfisches	58
3.1.4.1 Prototyp des Roboterbasierten Fischersatzsystems	58
3.1.4.2 Anpassung des Roboters zur Optimierung des Antriebs	61
3.1.5 Sensorik zur Navigation und Erfassung der Turbinenpassagen	63

3.1.6	Konzeption der Regelung und des Antriebs	64
3.2	Experimenteller Versuchsaufbau	66
3.2.1	Versuchstank am Lehrstuhl für Strömungsmechanik und Strömungstechnik (LSS)	66
3.2.2	Definition der erforderlichen Messtechnik	66
3.2.3	Messung der Körperbewegung	68
3.2.3.1	Kinematisches Modell	69
3.2.3.2	Kalibrierung des kinematischen Modells	71
3.2.3.3	Kalibrierung und Validierung des Modells	72
3.2.4	Messung der Vortriebskraft	77
3.2.4.1	Kraftmessung und Kalibrierung	77
3.2.4.2	Winkelmessung und Kalibrierung	79
3.2.4.3	Wiederholungsgenauigkeit der kombinierten Kraft- und Winkelmessung	80
3.2.5	Messung des Verbrauchs	81
3.3	Durchführung der Studie	83
3.3.1	Referenzstudie mit fixiertem Kopf	85
3.3.2	Studie mit Kopfbewegung	86
3.4	Ergebnisse und Diskussion	87
3.4.1	Versuchsreihe I	87
3.4.2	Versuchsreihe II	90
4	Fallstudie III: Systematische Optimierung mit GA	95
4.1	Einleitung und Stand der Technik	95
4.2	Methodik	97
4.2.1	Methodik der Optimierung	97
4.2.1.1	Parameter und Ziele der Optimierung	97
4.2.1.2	Ablauf des Optimierungsprozesses	100
4.3	Ergebnisse und Diskussion	101
4.3.1	Pareto-Fronten	102
4.3.2	Stichprobenanalyse	105
4.3.3	Die Kosten der Optimierung	110
5	Zusammenfassung und Ausblick	113
5.1	Zusammenfassung	113
5.2	Ausblick	117
	Literaturverzeichnis	118
	Abbildungsverzeichnis	134
	Tabellenverzeichnis	135

Kapitel 1

Einleitung

Unsere Welt ist das Produkt eines dauerhaften Anpassungs- und Optimierungsprozesses. Laut Darwin basiert die Evolution auf einer natürlichen Selektion (*Survival of the fittest*), welche die am besten an ihre Umwelt angepassten Organismen bevorzugt und nur ihnen erlaubt ihr Erbgut an eine nachfolgende Generation weiterzugeben. Im Laufe vieler Generationen bilden sich so immer besser angepasste Organismen für ihre jeweilige ökologische Nische aus. Dies lässt sich an den unterschiedlichen Merkmalen eng verwandter Arten veranschaulichen, die unter verschiedenen geografischen Bedingungen leben.

Ein berühmtes Beispiel hierfür ist das Verhältnis von Oberfläche zu Volumen in Abhängigkeit von den geografischen Temperaturbedingungen, wie es durch die Bergmann'sche Regel [59] beschrieben wird. Diese besagt, dass bei nahe verwandten Arten die Körpergröße zu den Polen hin zunimmt. Der Grund dafür lässt sich sehr gut über eine Dimensionsanalyse belegen: während das Volumen in dritter Potenz von den Länge abhängt, geht die Oberfläche nur in zweiter Potenz ein. Eine Verdoppelung der Körperlänge hätte bei Beibehaltung der Körperform eine Vervierfachung der Oberfläche und eine Verachtfachung des Volumens zur Folge. Je kleiner die Körperoberfläche im Vergleich zum Körpervolumen ist, desto weniger Wärme wird an die Umwelt abgegeben, da die Konvektionsfläche im Vergleich zum Volumen des Körpers verringert wird. Gleichzeitig nimmt die Größe der äußeren Extremitäten zu den Polen hin ab (Allen'sche Regel) so ist ein Polarfuchs (rund 5 kg Körpermasse) im Vergleich zu einem Fennek ($< 1,5$ kg Körpermasse) viel kugelförmiger mit kleineren Ohren und Schnauze (Abb. 1.1). Mathematisch betrachtet ist das sinnvoll. Eine Kugel hat das kleinste Verhältnis von Oberfläche zu Volumen im Vergleich zu allen anderen geometrischen Grundformen.

Der Begriff *Optimierung* impliziert im alltäglichen Sprachgebrauch und in der Industrie lediglich das Erreichen einer verbesserten Version einer bestehenden Lösung. Es sollte jedoch beachtet werden, dass Optimierung ein klar definierter Fachbegriff ist, der das Erreichen des bestmöglichen Ergebnisses bzw. der bestmöglichen Ergebnisse unter bestimmten Bedingungen und Einschränkungen (*constraints*) bedeutet. Wie Dittes [43] in seiner Einführung schreibt, „*ein Optimierungsproblem liegt vor, sobald für eine Aufgabe mehr als eine Lösungsmöglichkeit gibt. (...) Die Lösung eines Problems heißt (...) erst dann optimal, wenn es keine bessere gibt.*“



Abbildung 1.1: Beispiel zum Oberfläche-zu-Volumen-Verhältnis nach der Ökogeographischen Regel. Abbildungen sind aus der *Animalia*

Moderne Mathematische Methoden erlauben eine direkte systematische Optimierung für eine große Zahl von Problemen. Insbesondere Systeme, die analytisch zufriedenstellend beschrieben werden können, sind mit relativ wenig Rechenaufwand zu optimieren und das exakte Optimum ist ermittelbar. Schwierigkeiten treten immer dann auf, wenn die Probleme zu komplex sind und eine direkte analytische Lösung und damit Optimierung nicht möglich ist. Reale Probleme sind bedauerlicherweise häufig von einer solch komplexen Natur.

Ingenieurinnen und Ingenieure entwickeln Technologien und Maschinen für den gesellschaftlichen Bedarf. Da diese Systeme meist schwer zu verstehen und nur unter großem Aufwand mit ausreichender Genauigkeit modellierbar sind, geschehen Verbesserungen in kleinen Schritten und auf der Basis weniger aus Erfahrung zuvor ausgewählter Parameter. Ein anschauliches Beispiel dafür ist die Energiegewinnung aus dem Wind. Zwischen 500 und 900 v. Chr. wurden in Persien die ersten Windmühlen entwickelt. Diese Windturbinen hatten einen sehr schlechten Wirkungsgrad. Im Laufe der Jahrtausende wurden sie jedoch ständig verbessert, so dass Windturbinen heutzutage acht Megawatt Energie aus dem Wind entziehen können (s. Abb. 1.2). Sie erreichen dabei nahezu den physikalisch möglichen Wirkungsgrad, der Anfang des letzten Jahrhunderts von drei Wissenschaftlern, Albert Betz, Nikolai Joukowski und Frederick W. Lanchester unabhängig voneinander ermittelt wurde [153].

2500-3000 Jahre an kontinuierlicher Verbesserung hat die Turbinentechnik sehr nahe an ihr Optimum geführt. Diese „verbesserungsgetriebene“ Optimierung ist jedoch sehr



Abbildung 1.2: Energiegewinnung aus Wind optimiert über Jahrtausende Optimierung der Aufbau von Windäder. Abbildungen sind aus der *Enercity–Die Geschichte der Windkraft*

zeitaufwendig und die Kosten sind sehr hoch.

Die hier vorgelegte Arbeit widmet sich Optimierungstechniken für realistische und deshalb hoch komplexe Ingenieurfragestellungen. Im Gegensatz zu dem vorherigen Beispiel der unsystematischen Optimierung der Windmühlen ist das Ziel, eine kosteneffiziente und schnelle Methodik zu entwickeln, die auch unter suboptimalen Bedingungen mit der nötigen Robustheit zumindest nahe an ein Optimum führt.

Es geht dabei nicht um die Entwicklung neuer Optimierungsmethoden als solche. Vielmehr werden bestehende Verfahren wie der evolutionäre NSGA-II Algorithmus oder simple *brute force* Methoden genutzt. Ein Optimierer oder lediglich ein Satz von Parametervariationen wird mit automatisierten Experimenten gekoppelt. So ist es möglich, eine für hochkomplexe Fragen schwierige und häufig leider auch unpräzise mathematisch-analytische Modellierung zu umgehen, indem die Physik direkt im Versuch abgebildet wird.

Dieser experimentelle Optimierungsansatz (Exp-O) wird im Laufe der Arbeit an sehr unterschiedlichen Anwendungsfällen der wissenschaftlichen Praxis der Autorin untersucht um zu zeigen, dass die Bandbreite des Ansatzes sehr weit gefächert ist und wie eine praktische Umsetzung im konkreten Fall gelingt.

Die Windturbinen wurden zuvor nicht ohne Grund als Beispiel gewählt. Gerade in der Strömungsmechanik sind nahezu alle relevanten Probleme komplex. Die physikalisch korrekte Beschreibung einer Strömung erfolgt über die Impulserhaltung mit den sogenannten Navier-Stokes-Gleichungen, ein Satz partieller, nichtlinearer Differentialgleichungen die in alle drei Raumrichtungen und in der Zeit gekoppelt sind. Bis heute wurde kein allgemeines Verfahren für ihre analytische Lösung gefunden. Zu ihrer Berechnung werden deshalb numerische Verfahren genutzt, die zeitlich sehr kostenintensiv und je nach Methode mitunter dennoch mit hoher Unsicherheit behaftet sind. Analytische Modelle erfordern in der Regel eine Vernachlässigung der Reibung im Fluid. Da für die meisten Anwendungen jedoch gerade die Grenzschichten und damit Reibungseffekte von großem Interesse sind, sind analytische Modelle nahezu immer mit großen Fehlern behaftet und häufig nicht ausreichend präzise.

Die Komplexität erhöht sich weiter, sobald eine zusätzliche Kopplung zwischen dem

Verhalten des Fluids und der umgebenden Struktur stattfindet. Die Strömung ist in solchen Fällen nur ermittelbar, wenn die Verformung bekannt ist, die wiederum durch die Strömung erfolgt.

Im Zuge der Arbeit werden Anwendungsszenarien vorgestellt, die kontrollierte Wechselwirkungen zwischen einem Fluid und einer elektrisch aktuierten Struktur beinhalten. Aufgrund ihrer Komplexität eignen sie sich sehr gut zur Veranschaulichung der Vorteile der hier entwickelten Methodik. So wird zunächst die intracyclische Bewegungstrajektorie eines aktuierten Schaufelblatts im Rotor einer hydrokinetischen Turbine optimiert. Es geht dabei um die Umsetzung einer Strategie zur Strömungskontrolle auf Schaufelebene. Im weiteren Verlauf wird das unkonventionelle piezoelektrische Antriebssystem eines biomimetischen Roboterfisches optimiert, dessen flexible Kaudalflosse einen klassischen Fall einer gekoppelten Fluid-Struktur Interaktion darstellt.

Bei den Fallstudien handelt es sich um interdisziplinäre, multiphysikalische Probleme, die nicht ohne signifikante Vereinfachungen analytisch oder numerisch modellierbar sind. Zusätzlich führen viele in ihrer Wirkung auf die Strömung von einander abhängige Parameter dazu, dass eine Optimierung der Systeme mit herkömmlichen Methoden sehr zeitaufwändig ist, da nach den Regeln der Kombinatorik die Anzahl möglicher Variationen pro Parameter um jeweils eine Größenordnung wächst.

Kernhypothese dieser Arbeit ist, dass eine experimentelle Optimierung (Exp-O) die zuvor beschriebene Klasse von physikalischen Systemen sehr effizient, nahe an der Realität, mit hoher Robustheit und in relativ kurzen Zeiträumen lösen kann. Um die Hypothese zu erörtern und zu evaluieren müssen folgende Fragen beantwortet werden:

1. Können experimentelle Optimierungsansätze eine sinnvolle Lösung für die beschriebene Klasse von Aufgaben sein?
2. Gibt es eine Reduktion des zeit- und kostenaufwands bei der Nutzung einer experimentellen Optimierung in Vergleich zu anderen Verfahren?
3. Wie sieht ein Versuchsaufbau für eine experimentelle Optimierung aus?

Die Arbeit gliedert sich wie folgt: in den nächsten Abschnitten dieses Kapitels werden unterschiedliche Methoden zur Optimierung und ihr Nutzen für die zuvor beschriebene Klasse von Systemen untersucht. Es folgt im zweiten Kapitel der erste Anwendungsfall: eine Gezeitenturbine, die mit Hilfe eines Ersatzmodells optimiert wird, das es erlaubt, eine ganze Familie von Turbinendesigns und Betriebspunkten durch Variation zweier Parameter zu untersuchen. Im dritten Kapitel wird eine experimentelle Parameterstudie zur Verbesserung eines Versuchsaufbaus durchgeführt. Dieser Versuchsaufbau wird im vierten Kapitel dazu genutzt, den Antrieb eines Roboterfisches zu optimieren. Im letzten Kapitel werden die zuvor gewonnenen Erkenntnisse zusammengefasst und es wird ein Ausblick auf zukünftige Arbeiten gegeben.

1.1 Definitionen und Optimierungsverfahren

Bei einer Optimierung muss grundsätzlich zwischen zwei Räumen unterschiedet werden:

1. dem Designraum (*design space*), indem alle Entscheidungsvariablen (*design variables*) in ihren Variationen enthalten sind
2. dem Zielraum (*objective space*), in dem sich alle Ergebnisse (auch Ziele oder Güte genannt) aus der Evaluierung der Parametervariationen befinden.

Jede mögliche Kombination der zu untersuchenden Entscheidungsvariablen ergibt einen möglichen Parametersatz (s. Abb. 1.3), der ein potentiell Optimum darstellt. Wenn mehrere, von einander abhängige Parameter eine Rolle bei der Optimierung spielen, wird von einem komplexen System gesprochen. Bei komplexen Fragestellungen mit mehreren voneinander abhängigen und gar miteinander konkurrierenden Parametern ist der Designraum meist sehr groß und es gibt kein analytisches Modell, das das zu optimierende System adäquat beschreibt. Die Evaluierung der möglichen Lösungen für solche komplexe Systeme ist daher Zeit- und Kostenaufwendig. Darüber hinaus ist es meistens mit Unsicherheiten behaftet [45]

Wird bei einer Optimierungsaufgabe mehr als ein Ziel verfolgt (*multiple objectives*), wird von einer multikriteriellen Optimierung gesprochen. Die Kriterien einer multikriteriellen Optimierung können unabhängig von einander agieren. Häufig widersprechen sie sich. In diesem Fall gibt es kein einziges Optimum sondern ein sogenanntes *Pareto-Optimum* bzw. eine unendliche Anzahl von Optima. In so einem Konfliktfall kann ein Ziel nur verbessert werden, indem ein anderes Ziel sich verschlechtert. Der Entscheidungsprozess wird daher einen Kompromiss zwischen den zur Verfügung stehende Lösungen auf der sogenannten Pareto-Front sein, die eine Kurve darstellt, auf der sich alle Pareto Optima befinden. Bei einer multikriteriellen Optimierung existiert immer ein virtueller Punkt, der Utopiapunkt. Dieser in Abb. 1.3 rot markierte Punkt definiert den Ort oder Zustand in dem alle Ziele gleichzeitig ihr Optimum finden würden, der aber bei sich widersprechenden Optimierungszielen unerreichbar ist. Sowohl bei dem Designraum als auch bei dem Zielraum handelt es sich häufig um multidimensionale Räume, die nur schwer grafisch darzustellen und nicht plastisch vorstellbar sind.

Ein häufig genutztes Verfahren um multikriterielle Optimierungsprobleme zu lösen ist die Umwandlung in ein Optimierungsproblem mit nur einem Ziel. Dazu wird eine gewichtete Summe der Ziele gebildet. Hierfür wird jeder Zielfunktion je nach ihrer Priorität einen Gewichtungsfaktor zugeordnet. So wird aus der Pareto-Front nur ein Optimum extrahiert [72]. Die Gewichtung ist jedoch subjektiv und benötigt sehr genaue Systemkenntnisse, was bei komplexen und voneinander abhängigen Problemstellungen nicht immer zu gewährleisten ist. Zusätzlich führt ein solches Vorgehen zu einem Informationsverlust gegenüber einer vollen Evaluierung der Pareto-Front.

Die einfachste Möglichkeit ein Optimum zu finden (sozusagen die triviale Lösung), ist alle möglichen Parametervariationen des Designraum zu erkunden und auszuwerten

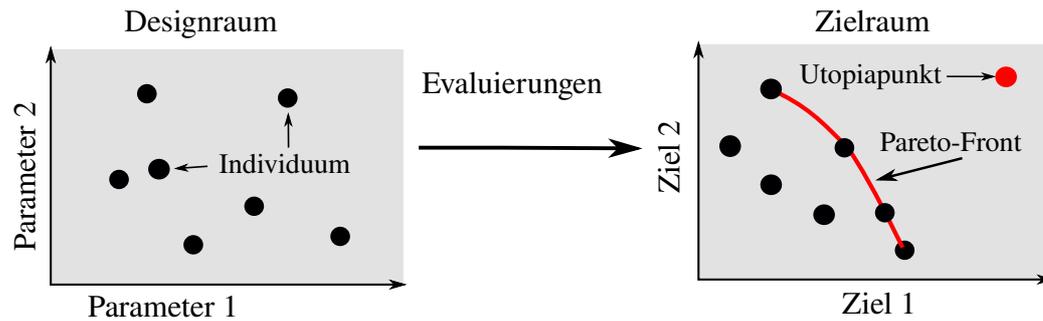


Abbildung 1.3: Zielraum- und Designraum, sowie Pareto-Front einer multikriteriellen Optimierung. [68]

(*full factorial approach*). So kann sehr zuverlässig die beste Kombination der Parameter bestimmt werden. Diese *brute force* Methode ist daher das mathematisch einfachste systematische Optimierungsverfahren und erlaubt die Untersuchung des Einflusses unterschiedlicher Faktoren und Parameter, einzeln und in Kombination miteinander, auf einen Prozess und seine Ergebnisse.

Leider ist diese Art von Verfahren extrem kostspielig. Je größer der Designraum desto aufwändiger wird der Optimierungsprozess. Die Gesamtzahl der Versuche zur Untersuchung einer Optimierungsaufgabe mit m Parametern, die jeweils mit n diskreten Schritten variiert werden, beträgt m^n Variationen des Designraums. Diese müssen alle evaluiert werden. Ein solcher vollständiger Versuchsplan kann daher insbesondere in der Anfangsphase einer experimentellen Arbeit mit einer geringeren Zahl an Entscheidungsvariablen verwendet werden [15], um eine spätere Optimierung mit vereinfachten Modellen vorzubereiten.

Für experimentelle Optimierungsverfahren können *brute force* Techniken dennoch interessant sein, da die Evaluierung eines Parametersatzes extrem schnell erfolgen kann und der Prozess in einem vollständig automatisierten Versuchsaufbau ohne weiteres Zutun ablaufen kann. Für den ersten Anwendungsfall in Kapitel 2 wurde deshalb eine *brute force* Methode genutzt um dies zu verdeutlichen.

Eine Möglichkeit komplexe Systeme zu optimieren ist die Zerlegung des Problems in mehrere Teiloptimierungen. Dabei wird jeweils ein Parameter einzeln optimiert. Später werden die Ergebnisse zusammengeführt. Hier sind Gradientenbasierte Methoden nutzbar, zum Beispiel das *downhill simplex*, bzw. Nelder-Mead Verfahren ([116]). Diese Methode verändert so lange den gesuchten Parameterwert in eine Richtung, bis sich das Ergebnis verschlechtert. Dann ändert es die Richtung. Sobald in keine Richtung eine Verbesserung erfolgt, ist das Optimum erreicht. Diese Klasse von Verfahren sind sehr effizient wenn keine lokalen Extrema zu erwarten sind, zum Beispiel bei der Bestimmung des Bestpunkts von Solaranlagen, also der Optimierung der Spannungsführung des Reglers. Sie werden daher im sogenannten MPP Tracking eingesetzt [142]. MPPT kann auch zur optimierten Drehzahlregelung für Generatoren in Windkraftanlagen genutzt werden.

Bei größeren Designräumen, komplexen Problemcharakteristiken mit lokalen Extrema und von einander abhängigen Parametern kann ein Problem nicht in mehrere Teilprobleme zerlegt werden. Gradientenbasierte Ansätze sind nicht nutzbar. Hier helfen

andere Heuristische oder Metaheuristische Verfahren. (Meta-)Heuristisch bedeutet, dass die Verfahren das Problem selbst als Blackbox behandeln und keinerlei Systemkenntnis (zum Beispiel Kenntnis über lokale Extrema) verlangen. Um eine Lösung möglichst nahe am Optimum zu finden, erfolgt eine möglichst effiziente Abschätzung und Beobachtung des Designraums und Zielraums. Diese Methoden finden wenn dann nur zufällig das exakte Optimum. Sie nähern sich aber zuverlässig an das Optimum an und finden meist in relativ kurzer Zeit eine zufriedenstellende nahezu optimale Lösung, weshalb immer noch von einer Optimierung gesprochen werden kann. Bei allen Methoden die nicht den vollen Designraum erkunden, besteht aber immer die Gefahr in einem lokalen Optimum gefangen zu sein.

Zusammenfassend zeigt sich, dass schon die Auswahl der Optimierungsmethode selbst ein vielschichtiges Problem darstellt.

Unabhängig von den mathematischen Optimierungsverfahren, die wie bereits erwähnt nicht den Fokus der Arbeit darstellen, ist die Evaluierungsmethode für einen jeweiligen Entscheidungsparametersatz ein entscheidender Faktor. Sie ist für komplexe Probleme der eigentliche Schlüssel für die Effizienz und Güte des Optimierungsprozesses: Evaluierungsverfahren sind nahezu in allen relevanten Szenarien der kostenintensivste Teil der Optimierung. Die Qualität der Optimierung ist vollkommen abhängig von der Qualität der Evaluierung. Der Fokus dieser Arbeit liegt nahezu vollständig auf der Evaluierung der Problematik und nur sehr gering auf dem Optimierungsverfahren selbst.

Evaluierungsmethoden für die zuvor beschriebene Klasse von Problemen können zunächst in drei Kategorien aufgeteilt werden:

1. analytische Ansätze
2. numerische Ansätze
3. experimentelle Ansätze

Auf diese drei grundlegenden Ansätze soll in den folgenden Abschnitten kurz eingegangen werden.

1.2 Analytische und numerische Ansätze

Die grundsätzlich beste Möglichkeit ein Optimierungsproblem zu lösen ist das Problem bzw. Optimierungsziel als mathematische Funktion darzustellen und analytisch die Extrema zu berechnen. Dieser im nachfolgend analytische Optimierungsmethoden (AM-O) genannte Ansatz ist in der Regel immer sehr günstig in Bezug auf die Rechenkosten und gleichzeitig extrem akkurat, wenn das analytische Modell die gesamte Physik abbildet. Er ist deshalb das Mittel der Wahl wo immer die Aufgabenstellung seine Nutzung erlaubt.

Bei den meisten ingenieurwissenschaftlich relevanten Problemen, insbesondere bei solchen, die Strömungen und ihre Wechselwirkungen mit den umgebenden Strukturen beinhalten, ist dies nicht ohne große Vereinfachungen in der Modellierung möglich. Das führt zu hoher Unsicherheit aufgrund von Modellierungsfehlern.

Ein Beispiel: Zhong *et al.* [173] entwickelten ein recht kompliziertes analytisches Modell eines fischnachahmenden Roboters unter Verwendung einer Kombination der Kirchhoff- und der Morison-Gleichungen. Vor der Durchführung der Berechnungen bestimmten sie für die Kirchhoff-Gleichungen experimentell einige Anpassungskoeffizienten, um die virtuellen Masseneffekte der Bewegung im Wasser zu modellieren. Sie berichteten, dass ihr Modell, verglichen mit dem anschließenden Experiment, die Vortriebskraft eines Roboterfisches um über 80% überschätzte, was auf die allgemeinen Vereinfachungen des Ansatzes, aber auch auf die Vernachlässigung jeglicher Reibung im Fluid zurückzuführen ist. In dem spezifischen Fall war dies unproblematisch. Trotz der erheblichen Überschätzung der Vortriebskraft im Vergleich zu späteren Experimenten gelang es ihnen, den Roboterentwurf erfolgreich zu entwickeln und aus einer Reihe möglicher Ansätze die beste Ansteuerung (sinus-, dreieck oder rechteckförmige Signale) für die Aktuierung zu bestimmen. In vielen Fällen sind 80% Modellierungsunsicherheit jedoch nicht hinnehmbar.

Um präzise Ergebnisse zu erzielen, müsste nicht nur der Strömungsmechanische Teil besser modelliert werden, zum Beispiel durch numerische Verfahren wie Computational Fluid Dynamics (CFD), sondern auch die Flexibilität und damit dynamische Verformung der Kaudalflosse. Im Falle des hier nachfolgend vorgestellten Roboterfisches bedeutet dies gekoppelte Simulationen mit CFD für das Fluid und Finite-Elemente-Methode (FEM) für den Festkörper. Dies erhöht den Rechenaufwand um ein Vielfaches. Zudem erfordern die im Roboter genutzten Kompositstrukturen spezielle Modellierungsansätze [109]. In solchen Fällen, wie auch von der Autorin in einer Co-Publikation [65] gezeigt, bieten Experimente eine geeignete Alternative zu den meist kostspieligen aber dennoch nicht zufriedenstellend genauen gekoppelten Simulationen, durch eine Verkettung der Unsicherheiten der Teilmodelle.

CFD-basierte Optimierung (CFD-O) erlaubt eine höhere Genauigkeit bei der Evaluierung der beschriebenen Probleme als stark vereinfachte analytische Ansätze. Industriell relevante Fälle wie der in [79] gezeigte Wärmetauscher, der Massen- und Wärmeübertragung kombiniert, sind ein klassisches Beispiel für CFD-O. Zahlreiche weitere Anwendungsbeispiele zur CFD-O für turbulente Strömungen in Medizintechnik, zur Gestaltoptimierung einer Turbine usw. wurden in [35, 77] dargestellt und ausführlich diskutiert. In der Regel geht es darum, den für eine numerische Simulation notwendigen Workflow, von Geometrieerstellung über räumlicher Diskretisierung (Vernetzung) und Erstellung des Modells, bis zur Lösung der Gleichungssysteme zu parametrisieren und zu automatisieren. Das beginnt bei der Erstellung der Geometrie und betrifft oft weitere Parameter wie zum Beispiel die Anpassung der Drehzahl einer Turbine [128]. CFD-O erfordert deshalb eine sehr gute Planung der Optimierung, die eine Reduktion der Parameter, eine sinnvolle Auswahl der Optimierungseinstellungen und Bedingungen (*constraints*) und weitere Schritte erfordert. Ein nicht zu unterschätzender Punkt ist ein sorgfältiges Vorbereiten der Simulationen. So muss ein guter Kompromiss zwischen Rechenzeit und Güte der Ergebnisse gefunden werden. Eine Befolgung der Best Practice Regeln ist ebenfalls erforderlich, wie z.B. eine geprüfte Unabhängigkeit von der räumlichen und zeitlichen Diskretisierung oder eine Validierung der Simulationseinstellungen an einem vergleichbaren Fall anhand experimenteller Daten. Es handelt sich bei CFD-O also um ein aufwändiges und komplexes

Verfahren, das hohe Kompetenz erfordert.

Die Methode ist sehr effektiv und anerkannt. Allerdings führt eine hohe Dimensionalität der Entscheidungsvariablen und der Zielfunktionen dazu, dass die Visualisierung und Interpretation selbst mittels numerischer Methoden schwierig ist und im *postprocessing* der Daten komplexe Auswertetechniken benötigt [77].

Der Evaluierungsprozess bei CFD-O ist extrem aufwändig [31, 83]. Um eine Vorstellung von den Kosten zu vermitteln: Cleyne *et al.* bewerteten fast 2000 einzelne CFD-Fälle, um die optimale Form eines Wasserrads in einem Designraum von nur vier voneinander unabhängigen Parametern mit 432.000 CPU-Stunden Rechenzeit in drei Monaten Laufzeit auf dem *High Performance Computing* (HPC) Cluster der OVGU zu bestimmen. Sie verwendeten vereinfachte 2D-Simulationseinstellungen mit vollkommen modellbasierter Turbulenz um die Rechenkosten zu senken. Dies ist problematisch, da Flüssigkeitsströmungen natürlich immer dreidimensional sind und Turbulenzen für die Strömung in einer Turbine im Originalmaßstab entscheidend sind. Dem daraus resultierende Mangel an Genauigkeit und der steigenden Unsicherheit bei den Simulationen wurde durch anschließende 3D-Simulationen zur Untersuchung der Leistung für die besten Konfigurationen entgegen gewirkt. Es zeigten sich signifikante Unterschiede in der vorhergesagten Leistung, die höher waren als der Gewinn aus der Optimierung innerhalb benachbarter Regionen in der Pareto-Front. Die Autoren betrachten diesen Punkt jedoch eher als unattraktiv anstatt dramatisch. Bei der Optimierung geht es nur darum, relative Unterschiede zu untersuchen, was mit der verwendeten Methode möglich ist. Ein hoher systematischer und daher absoluter Fehler verändert nicht zwingend das Optimierungsergebnis. Für CFD-O müssen instationäre 3D-Simulationen in den meisten Fällen als nicht durchführbar zur Evaluierung einer systematischen Optimierung bewertet werden. Zusätzliche Modellierungskosten wie sie bei Mehrphasenströmungen oder Wärmeübertragung auftreten sind oft nicht in der vollen Komplexität abbildbar.

Eine Multiphysikalische Simulationen basierte Optimierung (MPS-O) liegt dann vor, wenn zusätzliche physikalische Effekte mit dem System gekoppelt sind, zum Beispiel FSI oder eine lastabhängige Aktuierung. Diese müssen in der Evaluierung berücksichtigt werden. Für Simulationen bedeutet dies in der Regel zwei Wege gekoppelte Simulationen. Diese Verfahren sind nahezu immer deutlich teurer und aufwendiger als die ohnehin schon komplexen CFD basierten Optimierungen [159].

Zusammenfassend ist CFD-O ein hervorragendes Werkzeug zur Optimierung komplexer Systeme, leidet aber an der Evaluierungsdauer der Berechnungen und kann für hoch komplexe Fälle deshalb nicht immer die gewünschte Präzision der Ergebnisse bieten. AM-O ist für Fälle geringer Komplexität meist am besten geeignet, wird bei komplexeren Aufgabenstellungen aufgrund der vereinfachten Modellierung jedoch schnell zu unpräzise.

1.3 Experimentelle Ansätze

Es scheint legitim auf Grundlage des vorherigen Abschnitt folgende allgemeine Aussagen zu treffen:

1. je komplexer der Fall, desto höher die Evaluierungskosten für CFD-O und die Unsicherheiten für AM-O
2. je größer der Designraum eines komplexen, iterativen Optimierungsprozesses, desto höher die Anzahl der zu untersuchenden Variationen, um sicher zu stellen, dass ein globales Optimum gefunden wurde und die Lösung nahe genug am Optimum liegt.

Für das *worst case scenario* kann daher davon ausgegangen werden, dass weder CFD-O noch AM-O in der Lage sind zufriedenstellende Ergebnisse zu liefern. In der Regel werden dann als Konsequenz lediglich Parameterstudien durchgeführt, die zu einer Verbesserung aber nicht zu einer systematischen Optimierung eines Systems geeignet sind.

Kernhypothese der Arbeit ist, dass Experimentell basierte Optimierungsstrategien (Exp-O) solch schwierige Optimierungsprobleme lösen können, wenn die Aufgabenstellung durch ein parametrisierbares, weitestgehend automatisiertes Experiment abbildbar ist.

Exp-O erfordern wie CFD-O eine sorgfältige Vorbereitung der Optimierung und eine hohe Kompetenz im Bereich der Versuchsführung sowie ausreichend Kenntnis über das Problem. In der Regel ist der Versuch aufwändig, was eine hohe Primärinvestition bedeutet, also hohe Instrumentierungs- und Automatisierungskosten für das Experiment. Diese Kosten sind Planungszeit und Einrichtung des Experiments, aber auch Hardwarekosten und Modellbau. Die Kosten können in vergleichbaren Größenordnungen wie die Vorbereitungen einer CFD-O liegen. Im Normalfall muss jedoch davon ausgegangen werden, dass sie deutlich höher liegen.

Exp-O macht sich in den Evaluierungskosten bezahlt. Diese liegen nahezu immer um Größenordnungen niedriger als CFD-O. Eine experimentelle Parametervariation wird in Sekunden bzw. wenigen Minuten evaluiert. Der gesamte Optimierungsprozess kann innerhalb eines Tages im Labor durchgeführt werden [8], anstatt monatelanger Evaluierungen auf einem HPC [31].

Abb. 1.4 gibt einen Überblick über verschiedene Ansätze zur Optimierung komplexer und multiphysikalischer Fälle, insbesondere mit Kopplung von Fluid-Struktur-Interaktionen (FSI) und Mechatronik. Alle Ansätze weisen Vor- und Nachteile auf. Die Wahl der besten Methode hängt also vom jeweiligen Fall ab.

Exp-O hat gegenüber den vorgenannten Ansätzen jedoch mehrere grundsätzliche Vorteile:

1. das Optimierungsverfahren basiert auf den realen physikalischen Bedingungen, selbst unvorhergesehene Randbedingungen oder Einschränkungen werden automatisch berücksichtigt;
2. theoretisch sind keinerlei Vereinfachungen im Experiment erforderlich.

Exp-O Verfahren sind in strömungsmechanischen und FSI Anwendungen bisher recht selten, es gibt jedoch neben den eigenen Veröffentlichung der Autorin [8, 7, 9] einige Beispiele aus der jüngeren Zeit, die genannt werden sollten, bevor nachfolgend die erste Fallstudie vorgestellt wird.

Strom *et al.* [143] optimierten 2016 als erste der Autorin bekannte Gruppe mit Exp-O

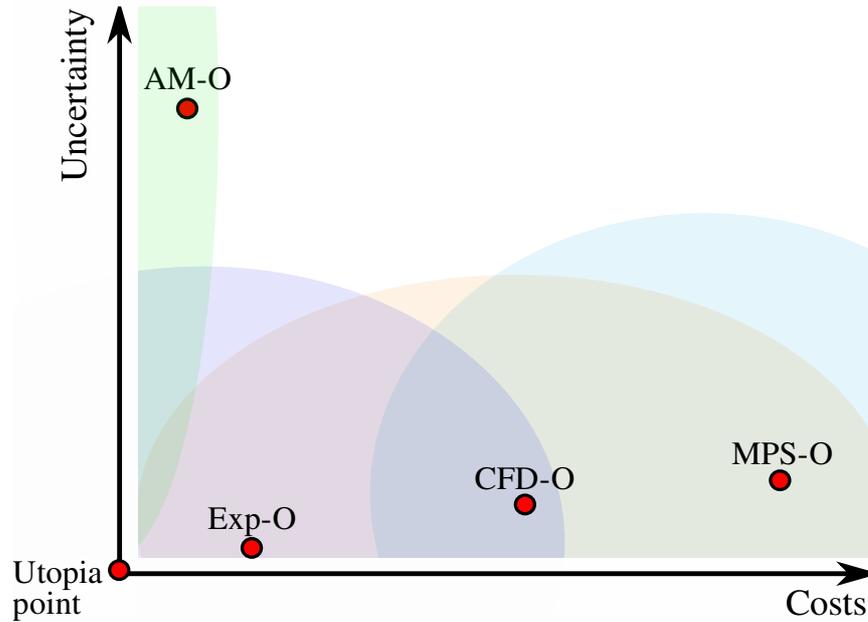


Abbildung 1.4: Überblick über verschiedene Optimierungsstrategien für komplexe und multiphysikalische Fälle [7].

in einer Strömungsmechanisch-mechatronischen Anwendung erfolgreich die Drehzahl einer Gezeitenturbine mit Hilfe des Nelder-Mead-Verfahrens [116]. Sie stellten eine Effizienzsteigerung von fast 80% fest. Dabei handelt es sich nicht um das zuvor beschriebene klassische MPP Tracking, sondern um eine Anpassung der Drehzahl innerhalb einer Rotation der Turbine, um die Strömung im Rotor auf Blattebene zu kontrollieren.

Bei einer zu den 2019 veröffentlichten Arbeiten der Autorin [8] sehr ähnlichen Studie zur optimalen Blattverstellung einer vertikalachsigen Windturbine, nutzten Busch et al. 2022 [27] Genetische Algorithmen um den Optimierungsprozess zu beschleunigen. Eine weitere sehr aktuelle Optimierungsstudie wurde von Fasse *et al.* 2023 [49] an einem Schneider-Voith Propeller veröffentlicht. Die Optimierung ist laut den Autoren von den durch die Autorin veröffentlichten Methoden [8] inspiriert. Diese werden im Kap. 4 detailliert erklärt.

Diese noch recht überschaubare Übersicht, die nicht den Anspruch auf Vollständigkeit erhebt, zeigt bereits das große Potential von Exp-O. Es ist davon ausgehen, dass in Zukunft weitere Gruppen die Methodik nutzen werden und sie sich ähnlich verbreitet, wie dies bereits mit CFD-O geschehen ist.

Kapitel 2

Fallstudie I: Optimierung der Pitchregelung einer Gezeitenturbine

2.1 Einleitung und Stand der Technik

Anmerkung: Teile dieses Abschnittes wurden bereits in Fachzeitschriften durch die Autorin [8, 65, 69, 63] publiziert. Es handelt sich bei der Studie um ein kollaboratives Projekt in der die Autorin zu gleichen Teilen mit Dr. Hoerner an den Versuchsaufbauten beteiligt war, die nachfolgend in zwei parallelen Projekten genutzt wurden. Es wurden Passagen aus den genannten Veröffentlichungen teilweise auch wörtlich ohne weitere, explizite Referenzierung entnommen. Dies gilt auch für Abbildungen und Tabellen, die jedoch zusätzlich explizit referenziert werden. Die Arbeiten der Autorin fokussieren in der Hauptsache auf die Entwicklung von Mess- und Regelungskonzepten für den Versuch, die Entwicklung von Messverstärkern und die gemeinsame Konzeption der Experimentellen Optimierungsmethode.

2.1.1 Gesellschaftliche Relevanz und physikalische Grundlagen der Studie

Wasserkraft ist weltweit die größte Quelle erneuerbarer Energie [80] und wird oft als ökologische und nachhaltige Technologie angesehen. Die Nachhaltigkeit der Wasserkraft hängt jedoch stark von Typ, Auslegung und der Grösse der spezifischen Anlage ab. Deutsche Wasserkraftanlagen töten durchschnittlich 20% der Fische in Turbinenpassagen [125]. Konventionelle Turbinen erreichen höchste Effizienzen in der Energieumwandlung von über 90%. Sie benötigen für ihren Betrieb aber eine kanalisierte Zuströmung und einen Damm. Das hat negative Auswirkungen auf die Umwelt, die Flora und Fauna, aber auch soziale Folgen wie Landverlust und Umsiedlung der lokalen Bevölkerung. Alternative Technologien sollen deshalb helfen, die erneuerbare Ressource Wasserkraft nachhaltiger zu nutzen und den ökologischen Schaden der Wasserkraft

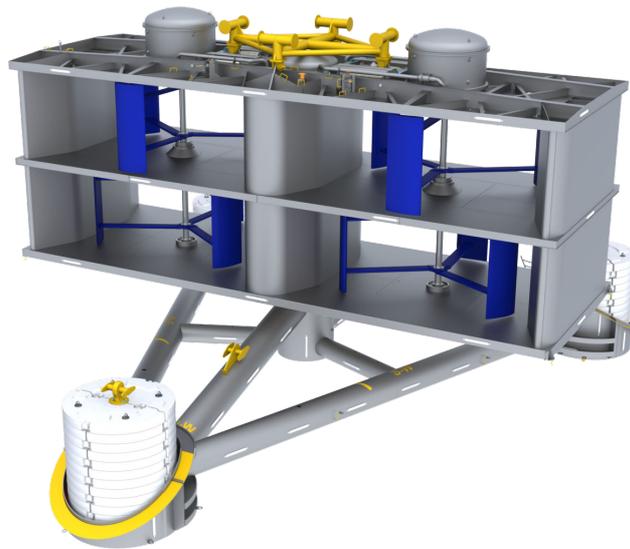


Abbildung 2.1: Oceanquest Turbine der Firma Hydroquest. Ein 1 MW Prototyp der zwei Jahre (2019-2021) unter Realbedingungen im Testbetrieb lief [2]

zu begrenzen.

Hydrokinetische Turbinen, die in diesem Kapitel behandelt werden, sind weit nachhaltigere Energiewandler. Sie nutzen nur die kinetische Energie der Strömung, ohne dass Querbauwerke, wie Dämme oder Wehre, erforderlich sind. Außerdem sind sie kosteneffizient, einfach zu bauen und haben geringe Auswirkungen auf die Umwelt. Der offensichtliche Nachteil dieser Turbinen ist jedoch ihre geringe Flächen-bezogene Leistungsdichte und ihr niedriger Wirkungsgrad im Vergleich zu konventioneller Technik, da sie dem sogenannten *Lanchester–Betz–Joukowsky Limit*, nachfolgend Betz Limit, unterworfen sind.

Das dem Betz Limit zugrundeliegende, für Windturbinen entwickelte und 1920 veröffentlichte Konzept definiert den maximal erreichbaren Energieanteil, der aus einer Strömung entnommen werden kann. Eine Herleitung der Theorie, auf die an dieser Stelle verzichtet wird, kann über die Geschwindigkeitsverhältnisse mittels einer Stromröhre erfolgen, die die Turbine vollständig einhüllt. Dem Fluid kann nur so viel Energie entzogen werden, dass die Strömung hinter der Turbine nicht zum Stillstand kommt. Diese Geschwindigkeitsverhältnisse vor und hinter dem Rotor werden dann optimiert mit dem Ziel, dem System so viel Energie wie möglich zu entziehen. Es ist jedoch wichtig, die Randbedingungen und Annahmen zu verstehen, die der Theorie zugrunde liegen. So handelt es sich um ein inkompressibles Medium, d.h. die Dichteänderungen müssen vernachlässigbar sein. Es gibt keinerlei Beschränkungen, wie Einhausungen für den Rotor, die einen Austausch mit der Umgebung behindern. Systeme mit Einhausung fallen nicht unter diese Theorie. Reibungsverluste werden ebenfalls vernachlässigt. Klassische axiale, einstufige Windturbinen ohne Leitapparat erfüllen diese Annahmen weitestgehend.

Unter diesen Annahmen ist der maximal erreichbare Anteil der kinetischen Energie,

der der Strömung entzogen kann $\frac{16}{27}$ oder 0,593 %. Diese Abhängigkeit der Leistung auf die verfügbare kinetische Energie für die projizierte Turbinenfläche wird gewöhnlich über den Leistungskoeffizient c_P quantifiziert:

$$c_P = \frac{P}{\frac{1}{2} \cdot \rho \cdot s \cdot v_\infty^3} \quad (2.1)$$

Dabei ist v_∞ die ungestörte Strömungsgeschwindigkeit in der weiten Umgebung der Turbine, ρ die Dichte und s die projizierte Fläche.

Liegt eine Strömung mit freier Oberfläche vor, ist laut Pelz die Betz Theorie jedoch auch nicht mehr anwendbar, da zusätzlich ein geodätisches Potenzial aufgebaut wird [121].

Bei der theoretischen Modellierung von vertikalachsigen Turbinen (mit einer Rotordrehachse senkrecht zur Strömung) wird der Rotor gewöhnlich in einen der Strömung zugewandten und einen der Strömung abgewandten Teil (Doppelaktuatorscheibenmodell) aufgeteilt [119]. Tragen mehrere Aktuatoren (equivalent zu einem mehrstufigem Aufbau) zur Energiewandlung bei, kann nach Loth & McCoy bei zwei Aktuatorscheiben ein maximaler c_P von 0,61 erreicht werden [60]. In der Praxis liegt der c_P für eine Darriesturbine im Modellmaßstab bei rund 0,35 [111]. Unter Einbeziehung von Skalierungseffekten und der deutlich höheren Reynoldszahlen (Re) kann bei industriellen Anlagen von einem c_P von rund 0.45 ausgegangen werden. Konkrete Zahlen von Herstellern wie Hydroquest SAS in Frankreich liegen der Autorin jedoch nicht vor. Dennoch können hydrokinetische Turbinen eine interessante Alternative zu konventioneller Technik darstellen, insbesondere für Gezeiten- und Meeresanwendungen, die in Turbinenparks installiert werden. Projekte wie die Installationen einer 1 MW Turbine auf dem Test Gelände Paimpol-Bréhat (Bretagne, Frankreich) der Firma Hydroquest 2019 (siehe Abb. 2.1) und derzeit laufende Parkinstallationen mit Prototypen mit insgesamt 17.5 MW am Raz Blanchard (Normandie, Frankreich) [1] zeigen die Bedeutung aber auch den noch bestehenden Forschungsbedarf der Technologien.

Unter den hydrokinetischen Turbinen weisen die bereits angesprochenen vertikalachsigen Wasserturbinen (VAWT), die eigentlich klassische Querstromturbinen sind (siehe Abb. 2.1), einige bemerkenswerte Vorteile im Vergleich zu horizontalachsigen Systemen auf. Sie arbeiten unabhängig von der Strömungsrichtung, was sie zu hervorragenden Kandidaten für die Nutzung von Gezeitenströmungen oder instationären Strömungen macht. Sie sind weniger empfindlich gegenüber Nachlaufeffekten und darüber hinaus ist die flächenbezogene Leistungsdichte für Wind- und auch für Gezeitenenergieparks im Vergleich zu anderen kinetischen Turbinen deutlich höher [158, 26]. Ein Vorteil um den Faktor zehn im Vergleich zu Turbinen mit horizontaler Achse wurde von Dabiri *et al.* berichtet und an einem Modellwindpark experimentell nachgewiesen [34].

Allerdings leiden diese Turbinen aufgrund der quer zur Strömung liegenden Rotordrehachse unter starken Vibrationen der Struktur, die Materialermüdung verursachen können. Darüber hinaus ist Effizienz der Einzelturbinen im Vergleich zu ebenfalls von der Auftriebskraft (*Lift*) profitierenden, horizontalachsigen Turbinen geringer. Dies ist ein prinzipieller Nachteil von vertikalachsigen Turbinen und führte in der Vergangenheit zu Schäden durch Materialermüdung, wie Defekte an den Hauptlagern

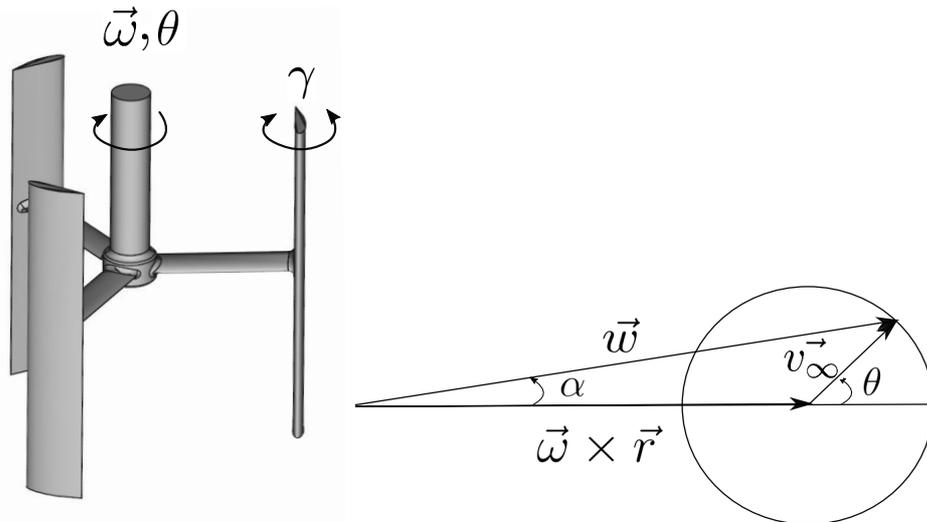


Abbildung 2.2: Links: 3D Modell einer hydrokinetischen, dreischaufeligen, Vertikalachsen-Darrieus Wasserturbine (gerade Schaufeln, Solidität $\sigma = 1$ und Turbinenseitenverhältnis $A = 1$) mit den Parametern Winkelgeschwindigkeit ($\vec{\omega}$), Azimuth- bzw. Rotorwinkel (θ) und Blattstell- bzw. Pitch-Winkel (γ) [65]. Rechts: Geschwindigkeitsdreieck an einer Turbinenschaufel, aus [94]. Die Relativgeschwindigkeit \vec{w} ist die Vektorsumme aus der ungestörten Geschwindigkeit \vec{v}_∞ und der Tangentialgeschwindigkeit $\vec{\omega} \times \vec{r}$, die sich aus der Rotation ergibt. Die Winkel im Dreieck ändern sich mit dem Azimut-Rotorwinkel θ [94].

[39, 119].

Die nachfolgende Analyse der Strömung im Rotor mit Geschwindigkeitsdreiecken (siehe Abb. 2.2) offenbart die Problematik: die relative Strömungsgeschwindigkeit \vec{w} und der Anströmwinkel am Blatt α schwanken signifikant während jeder Rotation mit weitreichenden Folgen für die Turbine (siehe Abb. 2.3).

2.1.2 Strömungsmechanik eines VAWT Rotors

Die fluidmechanischen und geometrischen Eigenschaften von VAWT werden mit dimensionslosen Parametern wie Solidität σ , Schnelllaufzahl λ und reduzierter Frequenz k_f charakterisiert, die nachfolgend eingeführt und erläutert werden.

Die Relativgeschwindigkeit \vec{w} ist die für die hydrodynamischen Kräfte am Blatt maßgebliche Strömungsgröße. Laut Laneville & Vittecoq [94] wird sie durch die vektorielle Summe aus der Absolutgeschwindigkeit \vec{v}_∞ , der Geschwindigkeit der freien Strömung ohne Beeinflussung durch den Rotor, und der Tangentialgeschwindigkeit $\vec{\omega} \times \vec{r}$ des Blattes, die sich aus der Rotation ergibt, bestimmt.

$$\vec{w} = \vec{\omega} \times \vec{r} + \vec{v}_\infty \quad (2.2)$$

Sie entspricht der Geschwindigkeit, die das Schaufelblatt anströmt und entspricht der Wahrnehmung eines sich auf dem Blatt befindenden Beobachters im rotierenden Bezugssystem der Turbine.

Die Winkel im Geschwindigkeitsdreieck ändern sich mit dem Azimut-Rotorwinkel θ

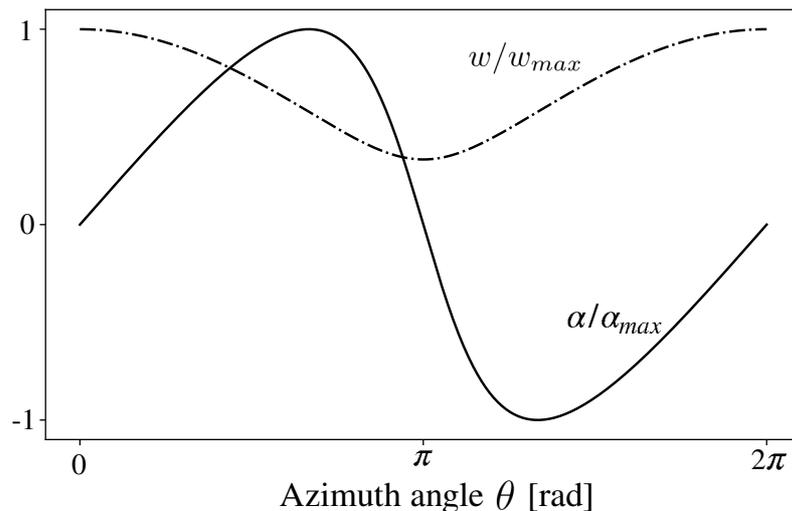


Abbildung 2.3: Normalisierter Anströmwinkel α/α_{max} und Relativgeschwindigkeit w/w_{max} für ein Turbinenblatt bei einer Rotordrehung; Hier exemplarisch für $\lambda=2$ dargestellt [8].

(siehe Abb. 2.2):

$$\alpha = \arctan\left(\frac{\sin\theta}{\lambda + \cos\theta}\right) \quad (2.3)$$

In (2.3) wird die zusätzliche Abhängigkeit von dem Verhältnis der Tangentialgeschwindigkeit zur Absolutgeschwindigkeit deutlich, welche über die Schnelllaufzahl λ quantifiziert wird:

$$\lambda = \frac{\omega \cdot r}{v_\infty} \quad (2.4)$$

Dabei ist ω der Betrag der Winkelgeschwindigkeit des Rotors und r der Rotorradius. λ bestimmt sowohl die Größe des maximalen Anstellwinkels α_{max} als auch die Variation für α während der Umdrehung der Turbine und somit die Form der Trajektorie α über θ . Der Bestpunkt der meisten Wasserturbinen liegt in einem Intervall von $\lambda = 2$ bis 3. Dies ist deutlich niedriger als bei Windturbinen, da deren Solidität σ geringer ist. Shiono berichtet von einer starken Abhängigkeit von λ_{opt} und c_{Pmax} von σ [139]. Dabei ist σ als das Verhältnis von der Fläche, die von den Schaufeln bedeckt wird, zur Mantelfläche der Turbine definiert:

$$\sigma = \frac{n \cdot C}{r} \quad (2.5)$$

C entspricht der Sehnenlänge des Blattes, n der Anzahl der Blätter. Die niedrigen Schnelllaufzahlen führen bei Wasserturbinen zu maximalen Anstellwinkeln α_{max} in einem Bereich von 20° bis 30° . Der statische Strömungsabrisswinkel α_{stall} (15° auf ein NACA0018¹-Strömungsprofil) wird weit überschritten. Die dynamischen Prozesse auf dem Blatt erzeugen eine sehr komplexe Strömung, die trotz intensiver Forschung noch immer nicht vollständig verstanden und nur sehr schwer berechenbar ist.

¹Die Klassifizierung der Profilgeometrie entspricht dem NACA Technical Report 460 (1933) [76].

In einer VAWT kann der Betrag der Relativgeschwindigkeit w direkt in Abhängigkeit von λ , θ und v_∞ beschrieben werden [94]:

$$w = v_\infty \sqrt{1 + 2\lambda \cos \theta + \lambda^2} \quad (2.6)$$

In der Aerodynamik ist die reduzierte Frequenz k_f , hier in einer Anpassung der Strouhal-Zahl (St) an rotierende, hydrodynamische Systeme dargestellt, ein wichtiger dimensionsloser Parameter zur Quantifizierung instationärer Prozesse. Sie setzt die Zeitskala (Frequenz) der Variation des Anstellwinkels ($\alpha_{max}/\dot{\alpha}$) mit der Zeitskala der Wirbelkonvektion an der Turbinenschaufel ($C/2v_\infty$) in Beziehung. k_f ist in Kombination mit α_{max} ein Maß für die Strömungscharakteristik und bestimmt den Grad der Dynamik und die Eigenschaften eines möglichen Strömungsabrisses am Profil, welche neben \vec{w} die bestimmenden Faktoren für die auf das Blatt wirkenden Kräfte sind. In (2.7) wird k_f für eine VAWT unter Berücksichtigung der nicht-sinusförmigen Trajektorie ausgedrückt [94]. Das Verhältnis der Schaufelsehne C zum Turbinenradius r wird dargestellt, was der Solidität σ einer einblättrigen Turbine entspricht. λ , ist ebenfalls Teil der Gleichung. Somit kann eine VAWT nur mit zwei Parametern, λ und k_f , charakterisiert werden, was später in Abschnitt 2.2.1 im Detail diskutiert und in Abb. 2.6 dargestellt wird:

$$k = \frac{C}{2 \cdot r \cdot (\lambda - 1) \cdot \arctan \left[(\lambda^2 - 1)^{-\frac{1}{2}} \right]} \quad (2.7)$$

VAWT arbeiten unter hochdynamischen Bedingungen in denen periodisch während jeder Rotation dynamischer Strömungsabriss und je nach Arbeitspunkt sogar tiefer dynamischer Strömungsabriss (*deep stall*) und eine Wiederanlegen der Strömung auftreten kann. Die zuvor beschriebenen Vibrationen und die geringere Effizienz der Turbinen sind auf diesen Umstand zurück zu führen und wurden von LaFouest & Mullener als das *dynamic stall dilemma* bezeichnet [97].

Wenn ein bestimmter Anstellwinkel an einem Profil überschritten wird, führt dies zu einer Ablösung der Strömung und schließlich, wenn die Strömungsablösung weiter fortschreitet, zu einem Verlust jeglichen Auftriebs und einem abruptem Ansteigen des Profilverwiderstands. Dieses Phänomen erzeugt Vibrationen aufgrund der negativen Systemdämpfung beim beginnendem Strömungsabriss (*light stall*) und des extremen und heftigen Umschlagens der Kräfte beim *deep stall* [112]. Dieser Effekt wird mit einer dynamischen Änderung des Anstellwinkels (bei $k_f > 0,05$) hochkomplex und ist ein zentraler Gegenstand der aerodynamischen Forschung, z.B [113, 147], da diese Effekte nicht nur bei VAWT, sondern insbesondere bei Helikoptern, Drohnen und anderen Flugzeugen auftreten.

Wenn die Hydrodynamischen Kräfte für ein einzelnes Rotorblatt betrachtet werden (siehe Abb. 2.4), kann folgendes festgestellt werden: Von der Hydrodynamischen Kraft am Schaufelblatt erzeugt nur die Sinuskomponente des Auftriebs Schub (*tangential force*). Die Kosinuskomponente (*normal force*) ist um eine Größenordnung höher und muss von der Struktur kompensiert werden. Das Schub-Normalkraft-Verhältnis $\eta = c_T/c_{N_{max}}$, ähnlich der Gleitzahl (*Lift-to-drag-ratio*) in der Aerodynamik, ist ein Maß für die Qualität der Konfiguration, wobei höhere Werte wünschenswert sind.

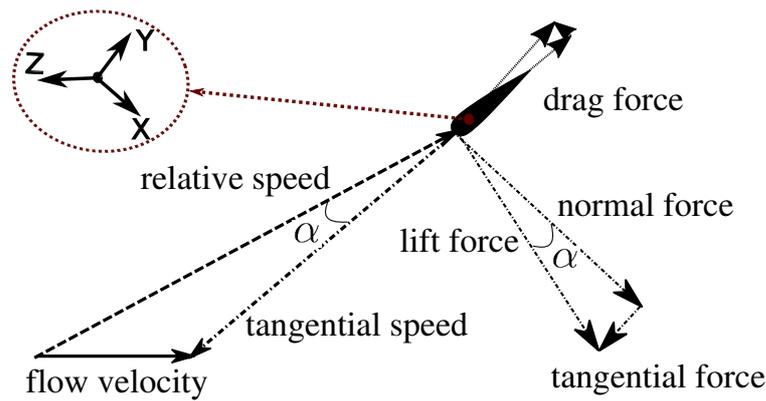


Abbildung 2.4: Kraft- und Geschwindigkeitsdreieck an einer Turbinenschaufel. Nur die Tangentialkraft (sinusförmiger Anteil) führt zu Schub am Blatt und damit in einer realen Turbine zu Drehmoment, der höhere Cosinusanteil erzeugt Strukturlasten, die von der Struktur aufgenommen werden müssen [8].

Extreme Betriebsbedingungen, wie z.B. kleine λ führen zu kleineren η .

Eine zusätzliche Erhöhung (Optimierung) von η ist wünschenswert aber erfordert eine genaue Kontrolle der Strömungsablösung, worauf im nachfolgend Abschnitt eingegangen wird.

2.1.3 Existierende Optimierungsstrategien für VAWT

Studien zur Optimierung vertikalachsiger Turbinen konzentrieren sich meist auf die Suche nach einer optimalen Schaufelgeometrie [165, 19, 58, 20, 28, 37, 75, 126, 166]. Es wurden verschiedene Optimierungsstudien durchgeführt. Ein Ansatz war eine Optimierung der Pitch-Trajektorie mit vereinfachten analytischen Ersatzmodellen (Aktuatormodelle) [146]. Die meisten Optimierungsstudien setzten jedoch auf komplexe numerische Simulationen mit Computational Fluid Dynamics (CFD-O) mit vollautomatisierten Simulationen [28], teilweise gekoppelt mit genetischen Algorithmen (GA) [37], aber auch GA gekoppelt mit analytischen Aktuatormodellen [75]. Diese Studien zeigen eine mögliche Verbesserung von mehr als 20 % im Vergleich zu einem üblicherweise verwendeten symmetrischen NACA-Profil [37].

In den vorhergehenden Abschnitten wurde deutlich, dass VAWT komplexe, hochdynamische Strömungen erzeugen (siehe Abb. 2.5) und eine anspruchsvolle Aufgabe für numerische Simulationen darstellen. Reynolds-Averaged Navier-Stokes(RANS)-Simulationen mit vollständig modellierter Turbulenz und Wandfunktionen für die Grenzschicht können recht genaue Leistungsvorhersagen im Best-Point der Turbine liefern [111] und zeigen eine gute Übereinstimmung für die über die gesamte Schaufel integrierten Kräfte [50], haben aber eine starke Abhängigkeit von dem gewählten Turbulenzmodell und der Gitterverfeinerung [36]. Es ist daher notwendig numerische Ergebnisse kritisch zu prüfen und im Versuch zu validieren, wobei letzteres in der Praxis leider nicht immer passiert.

Daróczy et al. koppelten in ihren Studien genetische Algorithmen mit zweidimensiona-

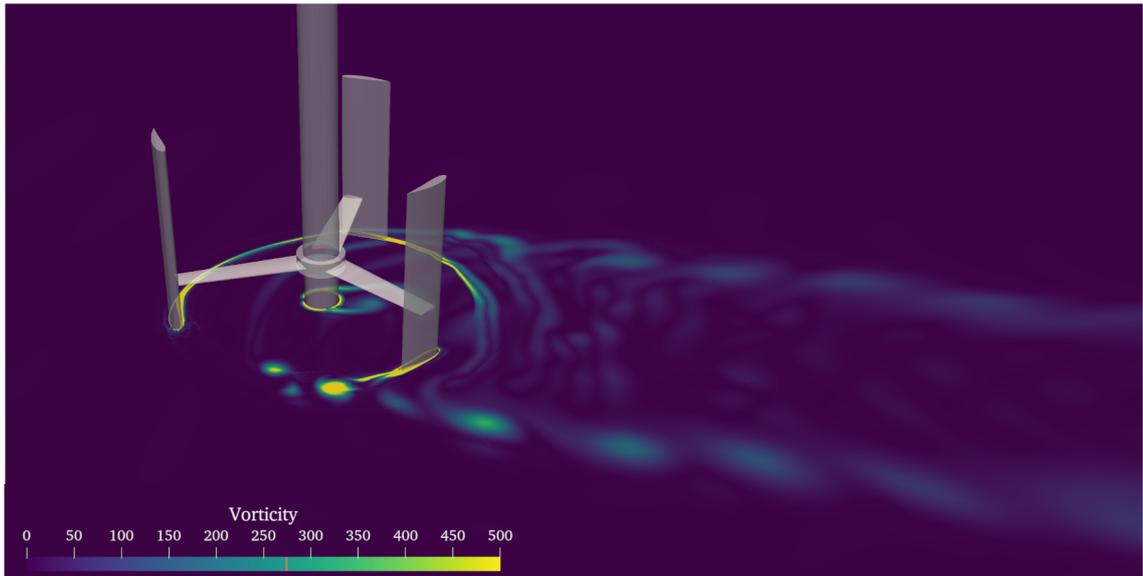


Abbildung 2.5: Dreidimensionales CAD-Modell einer dreiflügeligen H-Darrieus-Gezeitenturbine (VAWT) und 2D Vortizitätsfeld aus numerischen Simulationen bei einer Schnelllaufzahl $\lambda = 2$. VAWT erzeugen ein komplexes Strömungsfeld aufgrund der senkrecht zur Rotationsachse verlaufenden Durchströmung der Turbine (Querstromturbine) und des Fehlens einer Leitstruktur (Softwarepaket OpenFOAM/Paraview) [69].

len instationären, Reynolds-averaged Navier-Stokes-basierten CFD-Simulationen. Sie berichteten über signifikante Leistungsverbesserungen durch eine optimierte Schaufelgeometrie [37]. Auch Leitapparate und Kollektor-Vorrichtungen sind Gegenstand dieser Forschungen [57].

Andere Studien basierten auf Simulationen gekoppelt mit Experimenten [126, 166]. Ein weiterer Ansatz sind adaptive Strukturen (*morphing*) die getrieben durch die Strömungskräfte die Strömung positiv beeinflussen [65, 69, 63, 167, 107, 66, 67, 42]. Passive oder aktive Pitch-Regelungen wurde ebenfalls in Betracht gezogen, um α an θ anzupassen und den Wirkungsgrad und die Selbststarteigenschaften der VAWT zu erhöhen [141, 114, 110, 102, 162, 124, 55, 96, 85, 40]. Studien zum letztgenannten Ansatz kamen zu dem Schluss, dass eine aktive Pitch-Regelung ein hohes Potenzial zur Verbesserung der Turbinencharakteristiken birgt [96, 85, 40].

Eingangsparameter für gängige Pitch-Regelungen an axialen Turbinen ist die Absolutgeschwindigkeit v_∞ und die Winkelgeschwindigkeit $\vec{\omega}$. Der Anstellwinkel α wird dann für eine volle Umdrehung eingestellt, was eine Kompensation der Variation des Winkels durch λ erlaubt.

Die Pitch-Regelung in einer VAWT ist eine weit größere Herausforderung, da der Pitch-Winkel γ nicht nur von v_∞ und $\vec{\omega}$ abhängt, sondern auch vom aktuellen Azimutwinkel θ , da α mit θ variiert (siehe Abb. 2.3). Daher ist es erforderlich, einer hochdynamischen Pitch-Trajektorie zu folgen. Eine solche intra-zyklische Blattverstellung erlaubt eine Erhöhung des Wirkungsgrads und eine Verbesserung der Selbststarteigenschaften von VAWT [110, 96, 85]. Delafin [40] verwendete 2D-RANS-Simulationen um die maximal erreichbare Leistungsverbesserung mit einem aktiv gestelltem, stati-

schen und variablen Pitch für den optimalen Arbeitspunkt zu untersuchen. Die Strategie war den Anstellwinkel der Schaufeln in der strömungszugewandten Hälfte der Turbine, konstant zu halten. Die Verringerung des Anstellwinkels in der strömungszugewandten Hälfte des Rotors, führte zu einem besseren Gleichgewicht zwischen dem in der strömungszugewandten und der strömungsabgewandten Hälfte erzeugten Drehmoment. Da die Simulation sehr zeitaufwändig waren, wurden nur drei vordefinierte Pitch-Trajektorien überprüft. Die geringe Zahl an Simulationen aufgrund der hohen Rechenkosten, verdeutlicht die Notwendigkeit systematischer, experimenteller Untersuchungen.

Ein Pitch-Mechanismus kann entweder auf passiv oder aktiv gesteuert werden. Die meisten bisherigen aktiven Ansätze bestanden aus einem zentralen Aktuator in Verbindung mit einem mechanischen Übertragungssystem (z. B. einer Taumelscheibe nach dem Vorbild von Hubschrauberrotoren). Der Nachteil eines aktiven Ansatzes ist die mechanische bzw. mechatronische Komplexität des benötigten Systems. Diese Mechanismen erfordern ein hohes Maß an Wartung und sind fehleranfälliger als die Turbine selbst [51]. Neuere experimentelle Studien konzentrierten sich hauptsächlich auf dezentrale aktorbasierte Pitch-Methoden [96, 169, 118, 99, 47, 82]. Erfort *et al.* untersuchten die optimale Pitch-Trajektorie mit einem semi-empirischen, impulsbasierten Modell gekoppelt mit einem genetischen Algorithmus [47]. Ziel war es, die Drehmomentwelligkeit ohne Leistungsverlust zu minimieren. Es wurde eine Reduzierung der Ripple um 4 % erreicht. Bestehende semi-empirische Methoden, wie die oft genutzte Blattelement-Methode (*blade-element-method*), erfordern allerdings experimentell ermittelte Kraftkoeffizienten und zeigen unzureichende Ergebnisse bei den hochdynamischen Eigenschaften und dem periodisch auftretendem dynamischen Strömungsabriss.

Die nachfolgend vorgestellte Studie zielt auf die Optimierung einer aktiven Pitchtrajektorie ab. Wie bereits dargestellt, gibt es kein zuverlässiges und ausreichend präzises analytisches Modell, das es erlauben würde, eine optimale Pitch-Trajektorie für einen bestimmten Turbinenrotor zuverlässig zu ermitteln. Da die numerische Modellierung von VAWT zusammenfassend (1) sehr rechenaufwändig und alle zur Verfügung bestehenden rechnerischen Methoden (2) mit großen Unsicherheiten verbunden sind, wurde deshalb entschieden eine experimentelle Optimierung der aktiven Pitch-Trajektorie vorzunehmen.

Die für das Projekt bestehenden Randbedingungen erlaubten keine direkte Untersuchung an einem VAWT Modell mit aktuierter Blattverstellung. In Zusammenarbeit mit Strömungsmechanikern der OVGU und des LEGI Labors in Grenoble wurde deshalb ein strömungsmechanisches Ersatzmodell entwickelt, das im nächsten Abschnitt präsentiert wird.

2.2 Methodik

2.2.1 Strömungsmechanisches Ersatzmodell

Für das Ersatzmodell wurde zunächst die bisher dreiblättrige VAWT auf eine einblättrige VAWT reduziert. Nach Wechsel des Beobachtungspunktes in das rotierende System des Turbinenrotors (als würde der Beobachter auf dem Turbinenblatt sitzen) entsteht eine oszillierende Strömung, die periodisch, als Funktion von θ den Anströmwinkel α und die Anströmgeschwindigkeit wechselt.

Eine einblättrige Turbine kann daher als ein drehoszillierendes Schaufelblatt betrachtet werden, dass sich in einer Strömung mit periodisch wechselnder Geschwindigkeit befindet. Es führt eine Rotationsbewegung aus, das sich aus der Trajektorie in (2.3) mit einer durchschnittlichen Schwingungsfrequenz f_o ergibt. Dieses Modell wurde bereits 1981 von Ly & Chasteau vorgestellt [106].

Mit dem experimentellen Aufbau im hydraulischen Tunnel des LEGI-Labors in Grenoble (siehe Abschnitt 2.2.2.1), ist eine variierende Strömungsgeschwindigkeit (siehe Abb. 2.3) nicht realisierbar und die damit verbundenen instationären Effekte werden nicht reproduziert. Dennoch ist davon auszugehen, dass die Strömungsinstabilitäten aufgrund der Winkeländerungen die Effekte durch die Änderungen der Anströmgeschwindigkeit dominieren. Dieser Unterschied in der Strömung muss jedoch bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden.

Zur Entwicklung des Modells wurde daher die Definition der reduzierten Frequenz an den neuen Versuchsaufbau angepasst. Der gemittelte Betrag der Relativgeschwindigkeit am Turbinenblatt \bar{w} entspricht dem Produkt der Winkelgeschwindigkeit der Turbine mit ihrem Radius $\omega_T \cdot r$. Auf das oszillierende Profil übertragen, entspricht dies der Geschwindigkeit des Wasserkanals v_{ch} . In Konsequenz werden die folgenden Beziehungen (2.9) entsprechend [65] verwendet:

$$v_{ch} = \omega_T \cdot r \text{ und } f_o = \omega_T / 2\pi = 1/T_o \quad (2.8)$$

wobei f_o sowohl die Frequenz der Rotationsbewegung der Turbine (aus der Winkelgeschwindigkeit ω_T) als auch die Frequenz der Schaufeloszillation im Tunnel ist, die durch die Oszillationsperiode T_o gegeben ist. v_{ch} ist das modellierte $\bar{w}_T \cdot R_T$ (die mittlere relative Geschwindigkeit an der Turbinenschaufel, da der Geschwindigkeitsvektor im Kanal nicht bei jeder Umdrehung der Schaufel so variieren kann, wie es erforderlich ist (Siehe (2.6))) Zum Vergleich der Ergebnisse wird die reduzierte Frequenz k_f für eine VAWT-Trajektorie in einem nicht rotierenden Bezugsrahmen k_o durch [65] neu definiert:

$$k_o = \frac{\pi \cdot f_o \cdot C}{v_{ch} \cdot (\lambda - 1) \cdot \arctan \left[(\lambda^2 - 1)^{-\frac{1}{2}} \right]} \quad (2.9)$$

(2.9) birgt einen großen Vorteil gegenüber einem realen Turbinenmodell:

1. λ regelt die Trajektorie des Anströmwinkels (siehe (2.3))
2. σ ist über die Sehnenlänge C entscheidend für die reduzierte Frequenz (siehe (2.5))

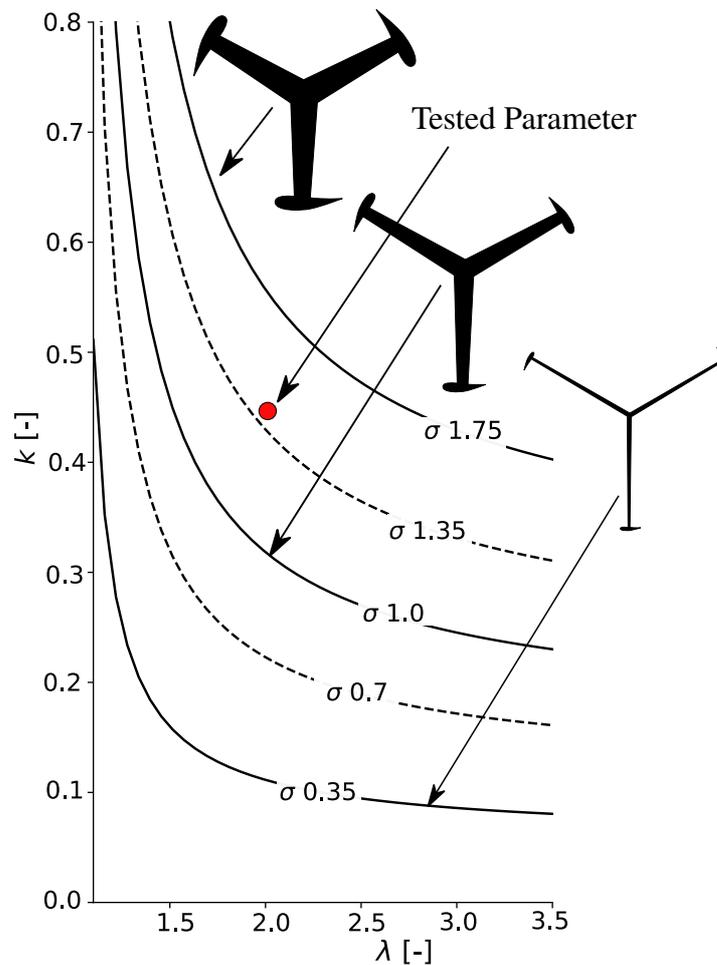


Abbildung 2.6: Der Einfluss von λ und k_f auf das Turbinendesign: Die für die vorliegende Studie gewählte reduzierte Frequenz bildet die Ergebnisse auf ein Turbinendesign entsprechend der in [111] vorgestellten LEGI Turbine ab [64]. Abbildung entnommen aus [8].

Das reduzierte Modell ermöglicht daher die experimentelle Untersuchung mehrerer Turbinendesigns (äquivalent zur Geometrieänderungen) und Betriebspunkte (Schnelllaufzahl) durch die Variation zweier Strömungsparameter: (1) der Oszillationsfrequenz und (2) der Form der Oszillationstrajektorie [65]. Das Konzept wird in Abb. 2.6 zusätzlich auch grafisch verdeutlicht.

Die hydrodynamischen Kräfte werden mit der entsprechenden momentanen Einströmgeschwindigkeit v_{ch} auf den Auftriebskoeffizienten c_L und den Widerstandsbeiwert c_D durch (2.10) und (2.11) normalisiert.

$$c_L = \frac{F_Y}{\frac{1}{2} \cdot S \cdot \rho \cdot v_{ch}^2} \quad (2.10)$$

$$c_D = \frac{F_X}{\frac{1}{2} \cdot S \cdot \rho \cdot v_{ch}^2} \quad (2.11)$$

Dabei sind $F_{X,Y}$ die Kräfte in der entsprechenden Achse, ρ ist die Dichte des Wassers und S die Schauffelfläche. Fester Bezugsrahmen ist der Wasserkanal. Der Sensor dreht sich jedoch und erfordert daher einen relativen Bezugsrahmen. Daher werden die Achsen vom rotierenden (Sensor) in den festen Referenzraum (Wasserkanal) mit der Rotationsmatrix um Z (Drehachse) $\underline{\underline{R}}_Z$ überführt. X zeigt daher immer in Richtung der Strömung und folgt nicht dem $\underline{\underline{P}}$ Profil. Die projizierten Auftriebs- und Widerstandskräfte auf die Rotationstangente tragen beide zum Antriebsschub an der Schauffel bei. Da aufgrund des Aufbaus kein Hebelarm vorliegt, wird anstelle eines Leistungsbeiwerts c_P der an der Schauffel wirksame Vortriebskoeffizient c_T errechnet:

$$c_T = c_L \cdot \sin \alpha - c_D \cdot \cos \alpha \quad (2.12)$$

c_T kann in der nachfolgenden Optimierung verwendet werden, um verschiedene Bewegungsgesetze für einen aktiven Pitch-Mechanismus zu vergleichen. Dabei entspricht α dem Anströmwinkel einer ungepitchten Turbine, γ dem Pitchwinkel und α' dem neuen, *gepitchten* Anströmwinkel.

Der Vortriebskoeffizient steht in direktem Zusammenhang mit der Leistung der Turbine und ist gering im Vergleich zum Normalkraftkoeffizienten (Abb. 2.4), während die Normalkräfte nur strukturelle Lasten auf die Turbine erzeugen. Eine sehr detailliertere Beschreibung des hydrodynamischen Modells wurde von den Projektpartnern aus der Strömungsmechanik entwickelt und ist in [60] zu finden.

Die vorliegende Studie konzentriert sich auf einen Arbeitspunkt für eine spezifische Turbinenkonstruktion, da nur ein *Proof-of-Concept* für den Antrag auf ein dezidiertes Forschungsprojekt angestrebt wurde, was dann 2021 im Rahmen des von der DFG und der Französischen Exzellenzinitiative *TEC21* geförderten OPTIDE Projekt auch umgesetzt werden konnte und auf das am Ende des Kapitels kurz eingegangen wird (siehe Abschnitt 2.4).

Aus dieser Erwägung heraus wurde die reduzierte Frequenz für eine Modellturbine mit den geometrischen Spezifikationen und für den Bestpunkt der in [111] vorgestellten Turbine ausgewählt, die auch im OPTIDE Projekt als Referenzturbine gilt. Die reduzierte Frequenz wurde daher konstant bei $k = 0,45$ und die Schnelllaufzahl bei $\lambda = 2$ gehalten (2.7). Dieser Auslegungspunkt ist darüber hinaus typisch für eine *ungepitchte* Wasserturbine mit niedrigen λ und einem hohen σ von 1,35. Diese Spezifikationen entsprechen einem maximalem Anstellwinkel von $\alpha_{max} = \alpha'_{max} = 30^\circ$ und einer Oszillationsfrequenz f von rund 3,5 Hz (siehe Abb. 2.6). Minimale Variationen von f (in Abhängigkeit von dem in den Versuchen variierendem α_{max}) wurden nach den Versuchen ausgewertet und als vernachlässigbar bewertet.

Zur experimentellen Optimierung ist ein voll automatisierter Versuchsaufbau notwendig. Dieser wird nachfolgend entwickelt und vorgestellt.

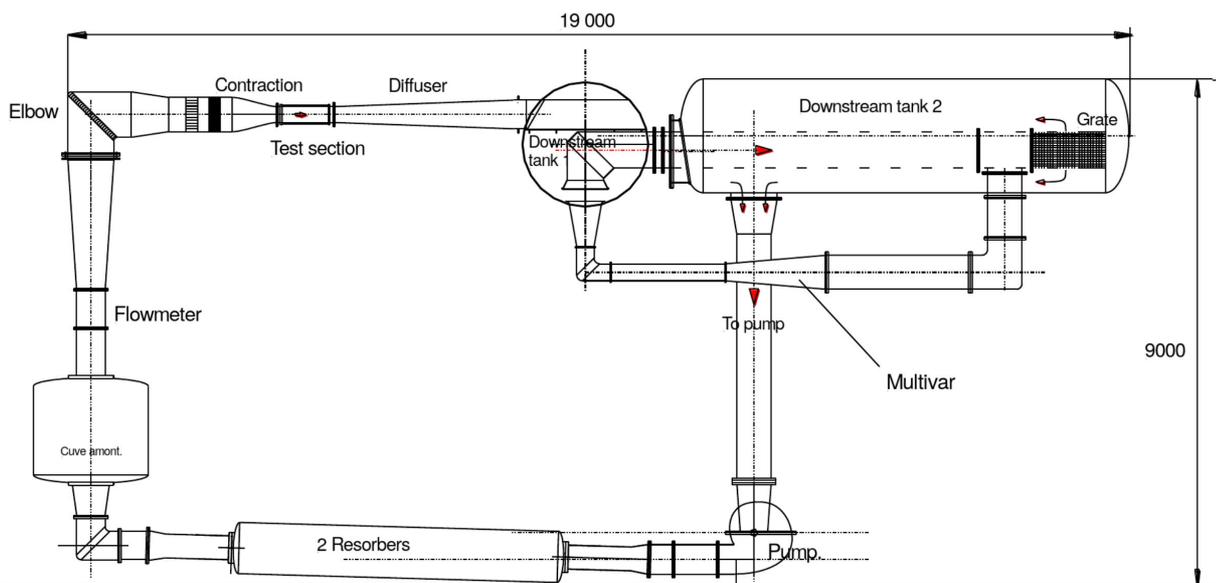


Abbildung 2.7: LEGI-Wassertunnel [17]

2.2.2 Experimenteller Versuchsaufbau

2.2.2.1 LEGI Wasserkanal Grenoble

Die experimentelle Optimierung fand im geschlossenen Wassertunnel des LEGI-Labors in Grenoble statt (siehe [98] für eine detaillierte Beschreibung). Der Wassertunnel (siehe Abb. 2.7) wurde im Jahr 1968 erbaut und hat eine Gesamthöhe von 9 m, die sich über zwei Etagen ausbreitet. Der Tunnel hat zwei Zwischentanks und einen doppelten Absorber zur Strömungsberuhigung und -entgasung stromabwärts des Testabschnitts. Bei einer Pumpleistung von 165 kW kann ein Volumenstrom von $0,65 \text{ m}^3/\text{s}$ erreicht werden [16]. Die Abmessungen des Kontrollabschnittes betragen $1000 \times 280 \times 175 \text{ mm}^3$ in den $X - Y - Z$ -Koordinaten, wie in Abb. 2.8 dargestellt wurde. Im vorliegenden Aufbau liegt die minimale Geschwindigkeit des Kontrollabschnitts für stabile Bedingungen bei $v_{ch} = 3,5 \text{ m/s}$.

Das Regelsystem des Wassertunnels ist von der für den Versuch entwickelten Messeinheit entkoppelt. Regelparameter für den Volumenstrom ist die Frequenz des Läufers des Pumpenantriebs. Der Volumendurchsatz *driftet* mit der Zeit geringfügig in Abhängigkeit zur Wassertemperatur, eine konstante Pumpenleistung bei sinkender Dichte erhöht den Volumenstrom. Sie muss deshalb überwacht werden. Die Strömungsgeschwindigkeit wurde daher während der Versuche manuell nachgeregelt. Der Tunnel wird manuell gestartet und läuft dann eigenständig. Die Durchflussmenge und die Temperatur werden in der Datenerfassungskarte (DAC) des Versuchs gemeinsam aufgezeichnet um die Daten mit den Kraftmessungen zeitlich zu synchronisieren [60]. Zu diesem Zweck wurden die Signale abgezweigt und aus dem originalen Schaltpult herausgeführt. Das Blattprofil wurde aus Aluminium in Form einer NACA0018 Geometrie gefräst, wobei der Drehpunkt am aerodynamischen Zentrum, bei einem

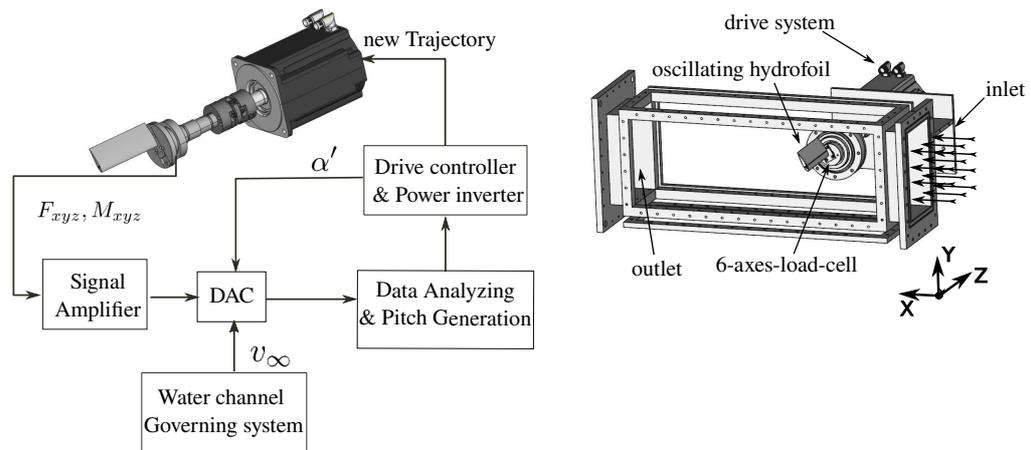


Abbildung 2.8: Versuchsaufbau am LEGI-Wassertunnel mit geschlossenem Wasserkreislauf. Das Hydrofoil führt nicht-harmonische erzwungene Oszillationen aus, die über das Antriebssystem geregelt werden. Kraft- und Drehmoment-Messungen werden von der eingetauchten Kraftmessdose aus durchgeführt. Abbildung entnommen aus [8].

Viertel der Sehnenlänge positioniert wurde. Die sehnenbasierte Reynolds-Zahl für das Setup mit 3,5 m/s Tunnelgeschwindigkeit und einer Sehnenlänge von 0,066 m ist $Re \approx 2 \times 10^5$. Sie liegt damit noch für weite Teile des Profils im Transitionsbereich.

2.2.2.2 Antriebssystem

Das elektrische Antriebssystem des Experimentalaufbaus bestand aus einem permanent erregten, dreiphasigen Synchronservomotor mit einer Leistung von $P = 6 \text{ kW}$, der mit einem Resolver für die Positionsrückführung und einem Wechselrichter ausgestattet war. Die Lageregelung wurde über die Firmware des Herstellers realisiert. Das Trägheitsmoment des Antriebs betrug $0,012 \text{ kgm}^2$ und das Spitzendrehmoment betrug 143 Nm .

Das zu Verfügung stehende Regelungssystem, insbesondere die mitgelieferte Herstellersoftware, war nicht für beliebige oszillierende Bewegungen ausgelegt. Der Hersteller (Kollmorgen) sieht für komplexe Fahraufträge die Installation einer Erweiterungskarte für den Wechselrichter mit zugehöriger Software vor, die separat dazu gekauft werden muss. Standardmäßig bietet der Hersteller kundenspezifische Software für *Windows* OS und Treiber für das *LabVIEW*-Softwarepaket an. Bei Verwendung dieses Softwarepakets wäre jedoch ein vollautomatisierter Experimentalaufbau nicht realisierbar gewesen, da keine Bibliotheken und dazu gehörige Funktionen, bzw. Schnittstellen für den Nutzer zur Verfügung gestellt werden. Im Vergleich zu einer hardwarenahen Schnittstelle zeigte sich die Reaktionszeit der existierenden *LabVIEW* basierten Regelung des Antriebssystems zudem als sehr träge und nicht geeignet für die Anforderungen des Experiments. Um diese Beschränkungen zu Umgehen, wurde entschieden eine Python-basierte, eigene Software zur Kommunikation und Steuerung des Antriebssystems mit integrierter Datenerfassung zu entwickeln. Diese offene Ex-

Tabelle 2.1: LEGI Spezifikationen des Antriebssystems

Servomotor		AKM-74L	
Max. Nennspannung	V_{bus}	[Vdc]	640
Nennleistung	P	[W]	6080
Spitzendrehmoment	M	[Nm]	143
Nenngeschwindigkeit	N_{rtd}	[rpm]	1400
Motorträgheit	J	[kg cm ²]	120
Drehmomentkonstante	K_t	[Nm/A _{rms}]	2,21
Wechselrichter		AKD-P02407	
Nennleistung	P	[KW]	16
Versorgungsspannung		[VAC]	480
Nennstrom	I	[A]	24
Schaltfrequenz	f	[kHz]	8
Feedback		Resolver	

perimentalumgebung ist vollständig konfigurierbar und wurde seitdem auch in weiteren Aufbauten und Projekten erfolgreich eingesetzt bzw. soll aufgrund des besseren Schutzes vor dem Zugriff auf kritische Funktionen aus Sicherheitsgründen alternativ zur Herstellersoftware eingesetzt werden [22, 90].

Der Wechselrichter ist über eine Ethernet-Schnittstelle (RJ45) mit dem Rechner verbunden und kommuniziert durch Telnet unverschlüsselt über LAN. Über einen Terminal, der in der firmeneigenen Softwarelösung *Workbench* vorgesehen ist, ist es möglich, zusätzlich zu der normalen Inbetriebnahme des Umrichters, einzelne Kommandos an den Wechselrichter zu schicken. Um über *reverse engineering* ohne Kenntnisse der Übertragungsprotokolle eine eigene Software zu entwickeln, wurde mit Hilfe des Werkzeugs *wireshark* die Kommunikation zwischen der Steuerungssoftware und dem Wechselrichter iterativ abgegriffen, ausgewertet und dann die notwendigen Kommandos in *Python* neu programmiert. Dadurch wurde es möglich für die Exp-O die Trajektorien der Oszillation selbstständig und automatisch für jede neue Testreihe im Wechselrichter zu definieren, ohne den Ablauf des Experiments unterbrechen zu müssen.

Eine Bewegungstrajektorie wird im Umrichter über die Endposition, die maximal erlaubte Geschwindigkeit, die Beschleunigung und die Verzögerung in Zusammenhang mit einem Bewegungsprofil beschrieben. Für gewöhnlich wird die als Standard vorgesehene trapezoidale Form oder eine *one-to-one* Funktion vom Nutzer verwendet. Die Software erlaubt es aber auch, beliebige periodische Rotationsbewegungen über eine mathematische Beschreibung zu implementieren. Die resultierende Trajektorie wird in eine diskrete, mit Datenpunkten definierte, und auf 2^{32} normalisierte Kurve umgewandelt und gespeichert, die dann an den Antrieb übertragen wird. Die Auflösung entspricht einem Phasenwinkel von $0,1^\circ$ (3600 Datenpunkte pro Periode). Dazu muss die Trajektorie in mehrere Kurven geschnitten werden und inklusive Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung und Ruck unter Berücksichtigung der Beschränkungen des Wechselrichters definiert werden. Es geht darum, eine tangentielle Verbindung

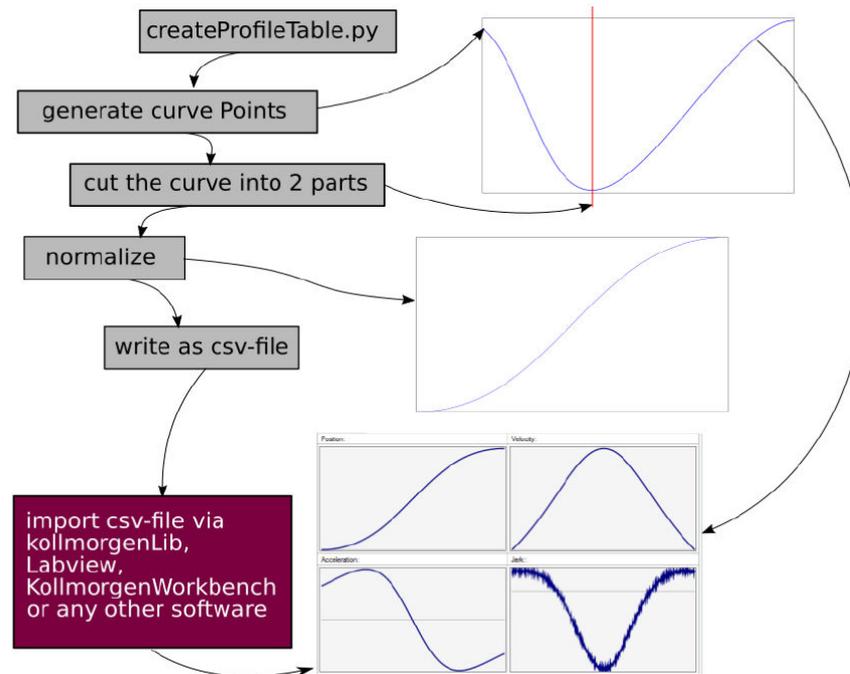


Abbildung 2.9: Ablauf der Erzeugung des Bewegungsprofils für den Wechselrichter aus einer vorgegebenen Trajektorie mit der für das Projekt entwickelten Python Bibliothek für den *Kollmorgen* Umrichter [5].

zwischen den Kurven zu schaffen, um einen Ruck beim Übergang von einer Kurve zur anderen zu vermeiden. Die Kurve muss deshalb an der richtigen Stelle so geschnitten werden, nämlich so dass die dritte Ableitung der Position (der Ruck) $\frac{d^3\alpha}{dt^3} = 0$ ist. Der Ablauf der Erstellung der Bewegungsprofile ist in Abb. 2.9 zusammengefasst. In unserem Fall ist die Standardtrajektorie, die durch das Bewegungsprofil definiert wird, der Anströmwinkel des Turbinenblatts und damit des Anstellwinkels im Wasserkanal. Sie wurde in (2.3) dargestellt.

2.2.2.3 Messungen und Datenaufnahme

Zur Messung des Drehmoments M_Z wurde zunächst der Motorstrom I ausgewertet (Abb. 2.10), da dieser ebenfalls über den Umrichter verfügbar und die Motordrehmomentkonstante K_t bekannt war ($M_Z = I \cdot K_t$). Um den Einfluss der Reibung und weiterer mechanische Elemente wie der Trägheitseffekte im Antriebssystem auf die Messung zu überprüfen, wurden zwei identische Testreihen, jedoch einmal in Luft und einmal in Wasser mit einer Strömungsgeschwindigkeit von $3,5 \text{ m/s}$ durchgeführt. Im Vergleich zum hydrodynamischen Moment ist der Einfluss der Reibung so groß, dass eine genaue Messung über den Motorstrom nicht möglich gewesen wäre. Die zusätzlichen Inertialeffekte für den Antrieb sind gegenüber der Reibung ebenfalls gering, da sowohl das Profil und als auch der restliche Antriebsstrang geringe Radien und Massen aufweisen. Die extreme Dominanz der Reibungseffekte wurde durch Messungen mit verschiedenen Oszillationsfrequenzen ohne Wasser bestätigt (Die Reibung zwischen

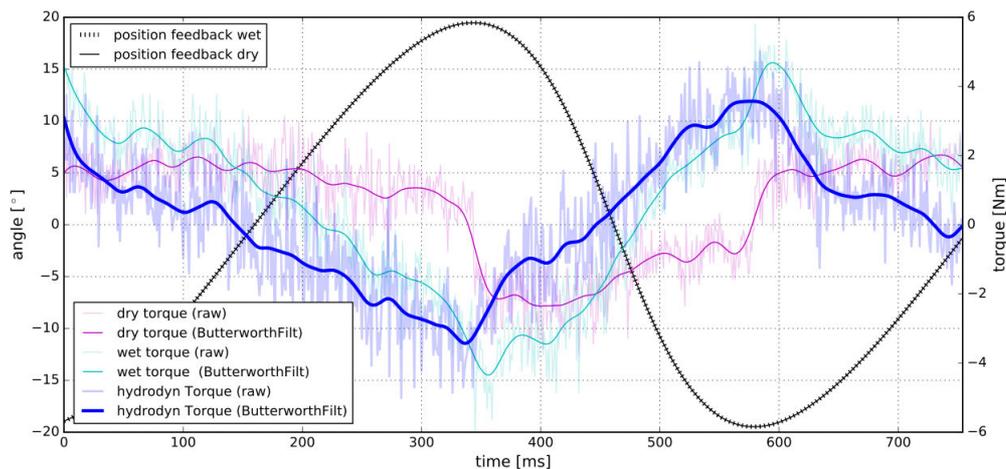


Abbildung 2.10: Über die Motordrehmomentkonstante gemessenes Drehmoment während einer Oszillationperiode für die gleiche Bewegung mit (*wet*) und ohne (*dry*) Hydrodynamischen Kräften. Die Differenz der Beiden entspricht dem Hydrodynamischem Torque [60].

Dichtung und Welle ist unabhängig der Geschwindigkeit \approx konstant, die Massenträgheit hängt von der Beschleunigung ab und ist daher eine Funktion der Oszillationsfrequenz). Um dennoch eine Messung der hydrodynamischen Kräfte zu ermöglichen wurde eine wasserdichte (IP68) sechs-achsen Kraftmessdose (SRI-M3714BP) zwischen dem Wellenende (auf der Abtriebsseite hinter den Dichtungen) und dem Profil angebracht. So war es möglich, die während des Versuchs auf die Schaufel wirkenden Kräfte und Momente in allen Raumachsen direkt zu messen. Der Nennbereich der Messdose lag bei den Kräften bei 800 N in der X- und Y-Richtung und 1600 N in der Z-Richtung. Die Nenndrehmomente der Messdose in allen Raumachsen betragen jeweils 44 Nm. Der Sensor wurde aufgrund der zyklischen Belastungen konzeptionell stark überdimensioniert, um Ermüdungsbrüche zu vermeiden, nachdem in der ersten Versuchsreihe ein kleinerer Sensor mit sehr genau angepasstem Messbereich durch Materialermüdung beschädigt wurde und ersetzt werden musste.

Ein selbst entwickelter Signalverstärker wurde mit sechs Analogeingängen für die Kraftmessdose ausgelegt. Abb. 2.11 bietet eine Ansicht der Platine des für das Projekt entwickelten Signalverstärkers.

Für jedes Analogsignal der Messdose wurde ein Instrumentenverstärker INA128U (Texas Instruments) vorgesehen, der eine große Bandbreite auch bei hoher Verstärkung (200 kHz bei $G = 100$) bietet. Die Verstärkung kann von 1 bis 1000 mit Hilfe eines Widerstands eingestellt werden. Einen DC/DC Wandler pro Kanal (Traco power TEL-2-2423) versorgt die Instrumentenverstärker mit ± 15 VDC aus 24 V Speisespannung der Platine. Die Analogsignale wurden mit einem Hardware basiertem R/C-Filter mit 480 Hz tiefpassgefiltert, um Aliasing zu verhindern und das zuvor auftretende Rauschen des Wechselrichters zu eliminieren. Nachfolgend war keine weitere Filterung oder Software-basierte Nachbearbeitung der Daten notwendig um die Signalqualität zu verbessern.

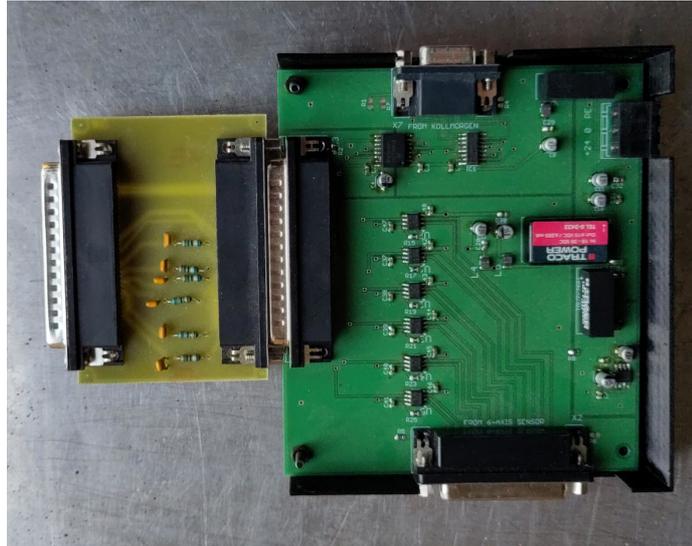


Abbildung 2.11: Signalverstärker für die sechssachsige Messdose (grün, rechts) inklusive als Zusatzplatine konzipiertem Tiefpassfilter (gelb, links)

Die Quadratursignale werden als Digitaleingänge eingelesen. Um sie in der Datenerfassungskarte einzulesen, ohne die deutlich niedrigeren Analogsignalen zu stören, wurden in der Platine die eingehenden Differential- zu TTL-Signalen umgewandelt und alle Kanäle galvanisch getrennt.

2.2.2.4 Datenerfassungskarte und für das Projekt entwickelte Messsoftware

Die DAC (Labjack T7-pro) mit einer maximalen Gesamttastrate von 100 kHz erfasste die sechs analogen Eingänge der Kraftmesszelle (16 Bit Auflösung für jeden Kanal), drei digitale Eingänge des Encodersoftsignals aus dem Umrichter und die Signale vom Wassertunnel (Strömungsgeschwindigkeit und Wassertemperatur), sowie ein Triggersignal um externe Geräte wie Highspeed Kameras zeitlich zu synchronisieren. Insgesamt wurden 11 Kanäle genutzt.

Die DAC übermittelte die Daten über das TCP/IP-Protokoll (Ethernet, RJ45) an den Steuerungs-PC, um eine stabile und ausreichende Datenübertragungsrate von 1 kHz pro Kanal zu erzielen. Der Datenstrom wurde auf dem Steuerungs-PC mit Hilfe von Python-Skripten nach Anleitung und mit Hilfe von Bibliotheken des DAC-Herstellers gesteuert und verarbeitet.

Parallel wurde der Wechselrichter (AKD) über das Telnet-Protokoll und die Ethernet-Verbindung mit Hilfe der eigens dafür entwickelten Python-Bibliothek gesteuert. Die Bibliothek wurde Quelloffen unter GPLv3 Lizenz über ein Bitbucket-Repository veröffentlicht [61].

Die Experimente wurden über ein übergeordnetes Kontrollskript gesteuert. Das Diagramm in Abbildung 2.12 zeigt den Ablauf des Codes. Zunächst wird die vom Skript erzeugte Trajektorie eingelesen. Dann initialisiert die Kollmorgen *Python*-Bibliothek

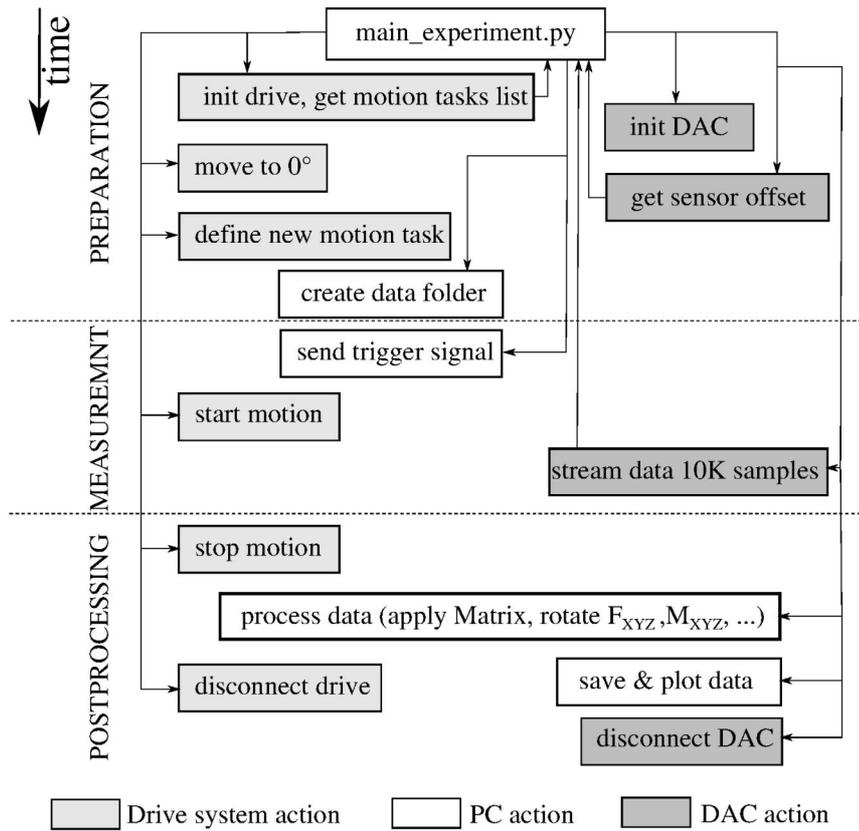


Abbildung 2.12: Übersicht über das Kontrollskript des Experiments [60]

den Wechselrichter. Sobald die Verbindung erstellt und der Wechselrichter *enabled* ist fährt der Antrieb auf 0° , während der neue Bewegungstrajektorie kompiliert und an den Antrieb gesendet wird. Parallel dazu wird die DAC (Labjack) initialisiert und das Sensor-Offset wird aus dem Durchschnitt von 100 Abtastungen ermittelt. Die Bewegung wird nachfolgend mit einer Verzögerung von 1 s gestartet und das Triggersignal an externe Geräte gesendet, während gleichzeitig die Datenaufnahme startet und der *buffer* auf den Rechner übertragen wird. Nach 10 K Abtastungen endet der *stream* und die Daten werden auf den Rechner gespeichert. Die Rohdaten werden zunächst verarbeitet: (1) das zuvor in jedem Versuch neu bestimmte *offset* wird abgezogen um eine Sensordrift zu verhindern. (2) mit Hilfe der vom Hersteller gelieferten Kalibrationsmatrix werden die Signale der drei Vollbrücken des Sensors in den sechs Raumachsen kalibriert (drei Kräfte und drei Drehmomente). Die Kräfte und Momente werden mit einer Rotationsmatrix in das stationäre Bezugssystem des Wasserkanals übertragen und die Sollwerte, das *offset*, die gemessenen Kraftsignale und die ausgewertete Daten werden für jede Trajektorie in einer eigenen *json*-Datei gespeichert. Die Kräfte und das Positionssignal werden abschließend zur visuellen Kontrolle der Messung grafisch dargestellt.

2.2.2.5 Messunsicherheit des Aufbaus

Der Tunnel ist mit einem Propeller-Anemometer mit einer Messunsicherheit von 0,5 % in der Hauptleitung ausgestattet um den Volumenstrom zu bestimmen.

Die Messunsicherheit des Antriebssystems basiert auf dem Resolver mit einer Winkelauflösung von $0,0439^\circ$. Addiert man die Unsicherheit für die Nullwinkelkalibrierung von $0,014^\circ$, die durch ein Präzisionswasserwaage mit einem dazu konzipierten Kalibrierprofil vorgenommen wurde mit einer Genauigkeit von $0,25 \text{ mm/m}$, ergibt sich eine Gesamt-Sollwertgenauigkeit von $0,058^\circ$.

Die Kraftmessdose wurde im Hinblick auf die zyklischen Belastungen ausgewählt. Ein Sicherheitsfaktor von drei über den erwarteten Spitzenkräften und Drehmomenten wurde als notwendig erachtet. Die Unsicherheit des Kraftmesssystems wurde mit Kalibriergewichte gemessen. Sie ist vernachlässigbar für eine statische Belastung auf einer einzelnen Achse, im Bereich des Experiments mit $-250 \text{ N} < F_Y < 250 \text{ N}$ und $0 \text{ N} < F_X < 150 \text{ N}$. Die maximale Abweichung beträgt weniger als 0,009 % relativ zum Gesamtmessbereich (*full scale*, 800 N) bzw. 0,05 % bis 4,8 % relativ zu einer Last von 2 kg bis 0,1 kg (*reading*).

Der entscheidende Parameter für die Messungen ist der so genannte Signal *crosstalk*, der vom Hersteller für den Gesamtmessbereich angegeben wird. Auf Nachfrage erklärte er jedoch, dass die Unsicherheit mit den gleichen Abweichungen auf der Grundlage der Ablesung berechnet werden kann. Die Unsicherheit erreicht dabei 0,3 % des X-Messwerts, wenn die Y-Achse, mit 800 N maximal belastet wird, bis zu 1,82% des X-Messwerts für die Z-Achse, maximal belastet mit 1600 N. Die dynamischen Eigenschaften des Sensors wurden mit einer Hysterese von 0,26 % des Messwerts bei einer maximalen Belastung von 800 N für X und Y angegeben. Insbesondere in Extremsituationen mit Strömungsabriss kann dies jedoch erhebliche Konsequenzen auf die Messung haben und sollte in der Bewertung der Ergebnisse berücksichtigt werden.

2.2.3 Methodik der Optimierung

Zur experimentellen Optimierung der Pitch-Funktion ist neben dem strömungsmechanischen Ersatzmodell und dem voll automatisierten experimentellen Aufbau die Definition einer Optimierungsstrategie notwendig, auf die in diesem Abschnitt eingegangen wird.

Das oszillierende Profil kann unter den genannten Einschränkungen als Ersatzmodell dienen, wobei die Trajektorie der Oszillation den Betriebspunkt λ widerspiegelt und die reduzierte Frequenz die Solidität des Turbinenrotors σ definiert.

Durch Hinzufügen eines Anstellwinkels γ der die ursprüngliche Trajektorie α überlagert und mit der Erfassung der resultierenden hydrodynamischen Kräfte $F_{X,Y}$ am Blatt kann das beste Bewegungsgesetz experimentell, iterativ bestimmt werden. Eine neue Trajektorie $\alpha' = \alpha + \gamma$ definiert dieses zu optimierende Bewegungsgesetz für die Blattoszillation mit Pitch-Regelung (siehe Abb. 2.13).

Die zu definierende optimale Funktion von γ gleicht die Blattbewegung so aus, dass der mittlere Schub (2.12) maximiert wird: $\max|\bar{c}_T|$.

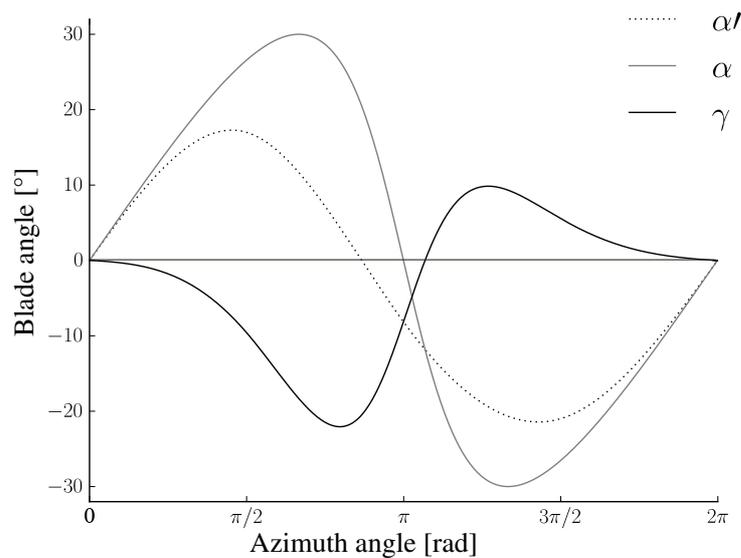


Abbildung 2.13: Beziehung zwischen dem ursprünglichem Anstellwinkel α , dem Pitch-Winkel γ und der resultierenden Trajektorie α' (für die optimierte Funktion)[8].

Im Experiment wird die analytische Beschreibung der Zieltrajektorie (α') durch einen Spline ersetzt, der durch einen aus fünf Knoten bestehenden Parametersatz definiert ist. In der vorliegenden Konfiguration sind zwei Knoten (Start- und Endpunkt) feste Werte. Die Variation der drei verbleibenden Parameter in der Ordinate (α) (x_1, x_2, x_3) mit einem festen Punkt in der Oszillationsperiode (Phasenwinkel $\theta = \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$) erlaubt es, alle realisierbaren Trajektorien für den Aufbau zu definieren, wie Abb. 2.14 zeigt. Der Effekt der Knotenpositionen auf die Strömung muss immer für die Gesamttrajektorie ausgewertet werden. Die Positionen sind daher vollständig voneinander abhängig und können nicht einzeln sukzessiv optimiert werden, da die Dynamik der Strömung und das Auftreten von Ablösungen von der zeitlichen Variation des Anstellwinkels und der Pitch-Bewegung insgesamt abhängen. Demzufolge ist keine gradientenbasierte Methode oder andere sukzessive Optimierung der einzelnen Parameter für die Optimierungsaufgabe geeignet.

Die experimentelle Auswertung eines Parametersatzes erfordert nur einen sehr geringen Zeitaufwand (ca. 35 s), weshalb anspruchsvolle Optimierungsmethoden wie genetische Algorithmen nicht erforderlich sind. Es wurde daher ein *brute-force* Ansatz gewählt. Das Optimierungsziel O ist die Maximierung des Vortriebs des Blattes. Dazu wird der Mittelwert des Vortriebskoeffizienten c_T über eine Periode genutzt:

$$O = \max \left[\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} c_T(\theta) d\theta \right] \quad (2.13)$$

Da es sich bei den Daten um diskrete Messreihen handelt wird über n -Punkte gemittelt

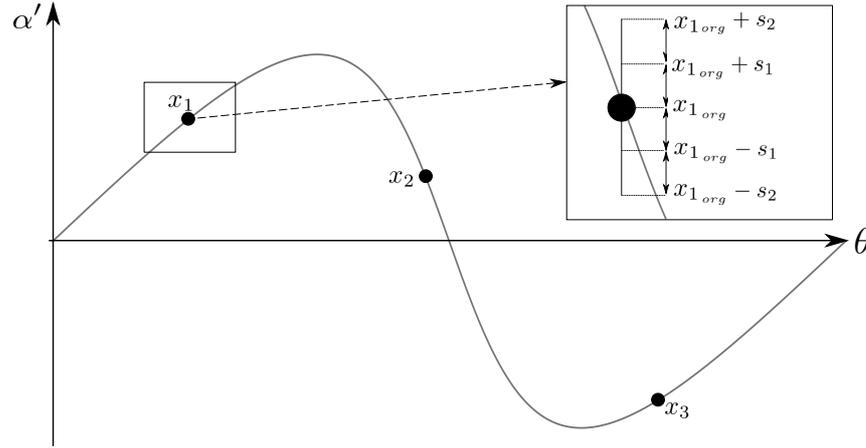


Abbildung 2.14: Erzeugung der Knoten für den Basis-Spline. Der Start- und Endpunkt des Splines ist immer auf Null festgelegt, während die 3 Parameter x_1, x_2, x_3 in den inneren Schritten s_i in positiver und negativer Richtung variiert werden [8]

telt, wobei n der Anzahl der Messpunkte pro Periode entspricht.

$$O = \max \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_{L_i} \cdot \sin \alpha_i - c_{D_i} \cdot \cos \alpha_i) \right] = \max \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_T \right] \quad (2.14)$$

Um einen einfachen und robusten Aufbau zu gewährleisten, wird die Optimierung in einem skalierten Ansatz mit schrittweiser Reduzierung der Parameterbandbreite durchgeführt. Zu Beginn jedes äußeren Schrittes wird eine Startkurve (basiert auf (2.3)) definiert. Die drei entsprechenden Knoten ($x_{n_{org}}$) der Funktion werden mit inneren Schritten s_i variiert (siehe Abb. 2.14), so dass die x_{n_m} -Werte wie folgt erzeugt werden:

$$x_{n_m} = x_{n_{org}} \pm s_i \cdot \text{stepsize} \quad (2.15)$$

Dies führt zu einer Matrix von n Parametern und m inneren Schritten. Die praktische Umsetzung besteht aus einer Reihe von Python-Skripten, die es erlauben, jeden äußeren Schritt vollständig zu automatisieren. Für jeden inneren Schritt wird ein Spline erzeugt, normalisiert, verarbeitet und an den Umrichter übertragen, der das Blatt für die aktuelle Kombination für $t = 2500 \text{ ms}$ antreibt. Nach einer Leerlaufzeit von 1 s um die periodische Strömung einzustellen werden 1000 Abtastungen jedes Messkanals mit einer Abtastrate von 1 kHz aus dem Puffer der Datenerfassungskarte (DAC) gestreamt und dann gespeichert. Nachdem alle Kombinationen abgeschlossen sind, werden die Daten verarbeitet, um den besten Spline des Parametersatzes zu ermitteln. Dieser Spline speist den nächsten äußeren Schritt des Optimierungsprozesses mit kleinerer Schrittweite, bis die Ergebnisse konvergieren. Abbruchkriterium des iterativen Verfahrens war keine Erhöhung des Vortriebs bei sukzessiver zweimaliger Verfeinerung der Schrittweite (siehe Abb. 2.15).

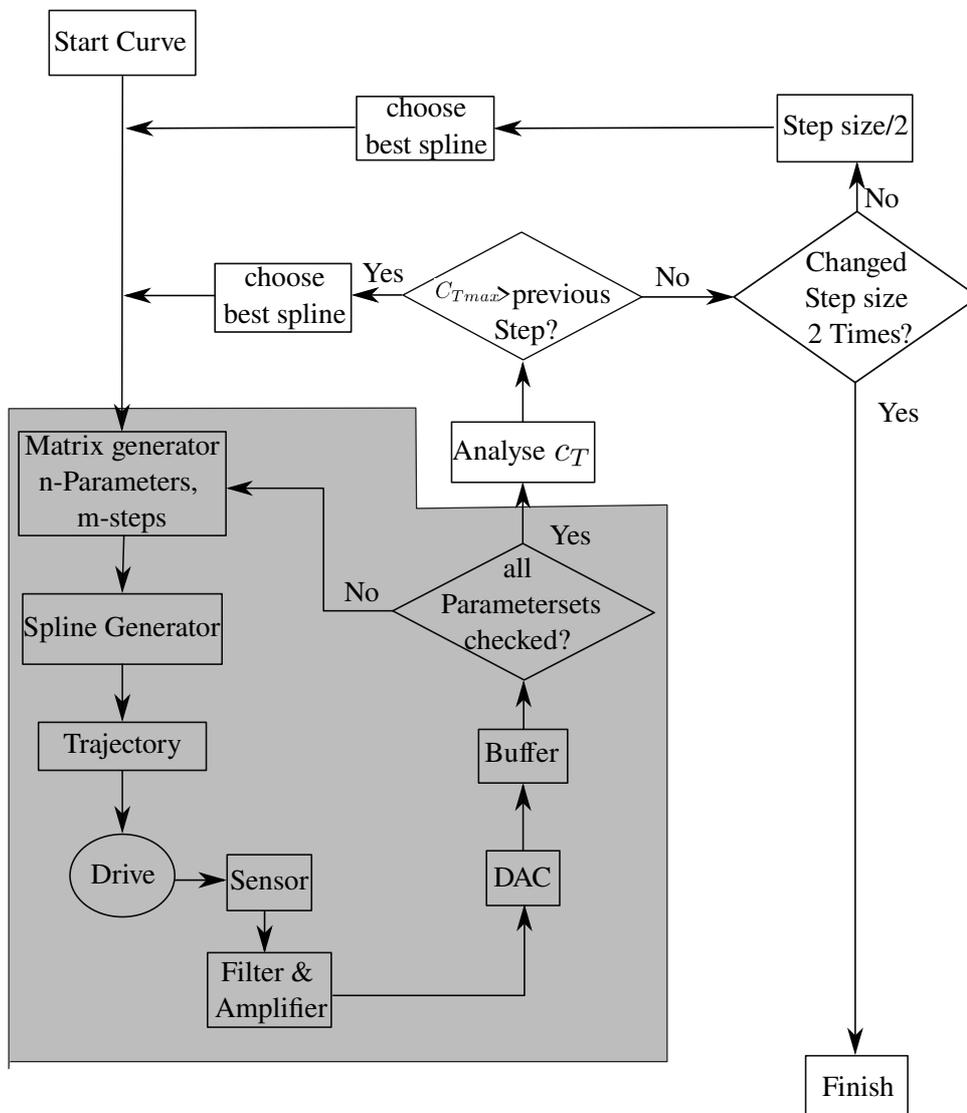


Abbildung 2.15: Flussdiagramm der experimentellen Optimierung mit innerer (dunkelgrau) und äußerer Schleife. Die Schrittweite wird geändert, wenn sich die Zielfunktion im letzten Schritt nicht mehr verbesserte. Nach zwei aufeinander folgenden Schritten ohne Verbesserung wird die Optimierung gestoppt und gilt als konvergiert [8].

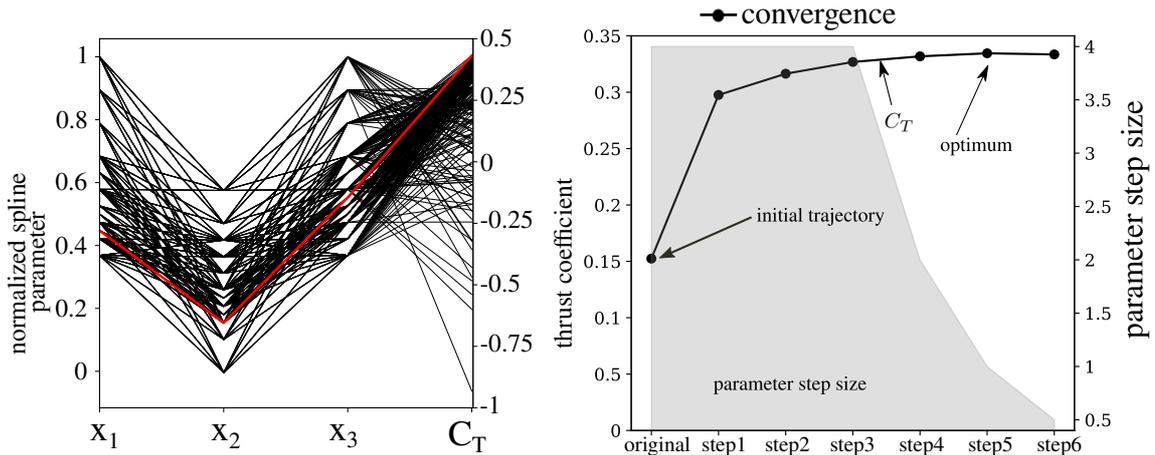


Abbildung 2.16: Links: Parametervariation und entsprechender Drehmoment-Koeffizient für die Optimierung. Rechts: Konvergenz der mehrstufigen Optimierung mit Verkleinerung der Parameter-Schrittweite (in $^\circ$), hellgrau) [8]

2.3 Ergebnisse und Diskussion

Die im Rahmen der Optimierung durchgeführten Parametervariationen und die entsprechenden Ergebnisse sind in Abb. 2.16 (links) dargestellt. Zur besseren Visualisierung wurden die Parameter normalisiert. x_1 (14° bis 38°) wurde durch den maximalen Winkel α_{max} geteilt. x_3 (-38° bis -14°) wurde mit dem minimalen Winkel α_{min} normalisiert, während x_2 (-14° bis 8°) zunächst in einen positiven Wertebereich verschoben und dann durch das Maximum von x_2 geteilt wurde.

Das Diagramm zeigt, wie die Methode die Parameter in Richtung der optimalen Spline-Knoten mit hohem c_T (höhere Parameterkonzentration in der Nähe des Optimums) hin entwickelt. In der ersten äußeren Stufe wird eine große Streuung mit sehr unterschiedlichen Werten beobachtet, während die späteren äußeren Stufen zu einem viel engeren Bereich führen. Dies wird durch die Konzentration von Werten nahe den optimalen Parametern angezeigt.

Abb. 2.16 (rechts) zeigt den maximalen Vorschubkoeffizienten für jeden äußeren Schritt der Optimierung. Die Werte verhalten sich asymptotisch zu einem Optimum von $c_T \approx 0,333$, was eine Verbesserung von 122 % gegenüber dem Wert bedeutet, der auf der ursprünglichen Trajektorie ohne aktive Pitch gefunden wurde. Die Optimierung konvergierte nach fünf äußeren Schritten (entsprechend 320 Varianten). Die innere Schrittweite wird von 4° (Schritte 1-3) auf 1° (Schritt 5) verkleinert. Beim sechsten äußeren Schritt, der auf eine Schrittgröße von $0,5^\circ$ verfeinert wurde, wurde keine Verbesserung von c_T festgestellt. Das Endergebnis wurde nach 5 h erzielt, wovon 3 h:15 min der Laufzeit der Optimierung entspricht.

Abb. 2.17 zeigt die Entwicklung des Bewegungsgesetzes während des Optimierungsprozesses. Die optimale Trajektorie wird auch in Abb. 2.13 dargestellt. Hier lässt sich der Verlauf der Pitch-Funktion γ abschätzen, der für die beiden Rotorhälften (strömungsab- und zugewandt) stark (zwischen -22° und 10°) variiert. In der ursprünglichen Kurve folgt auf eine langsame Phase um $\theta = 0$ eine Hochgeschwindigkeitsphase

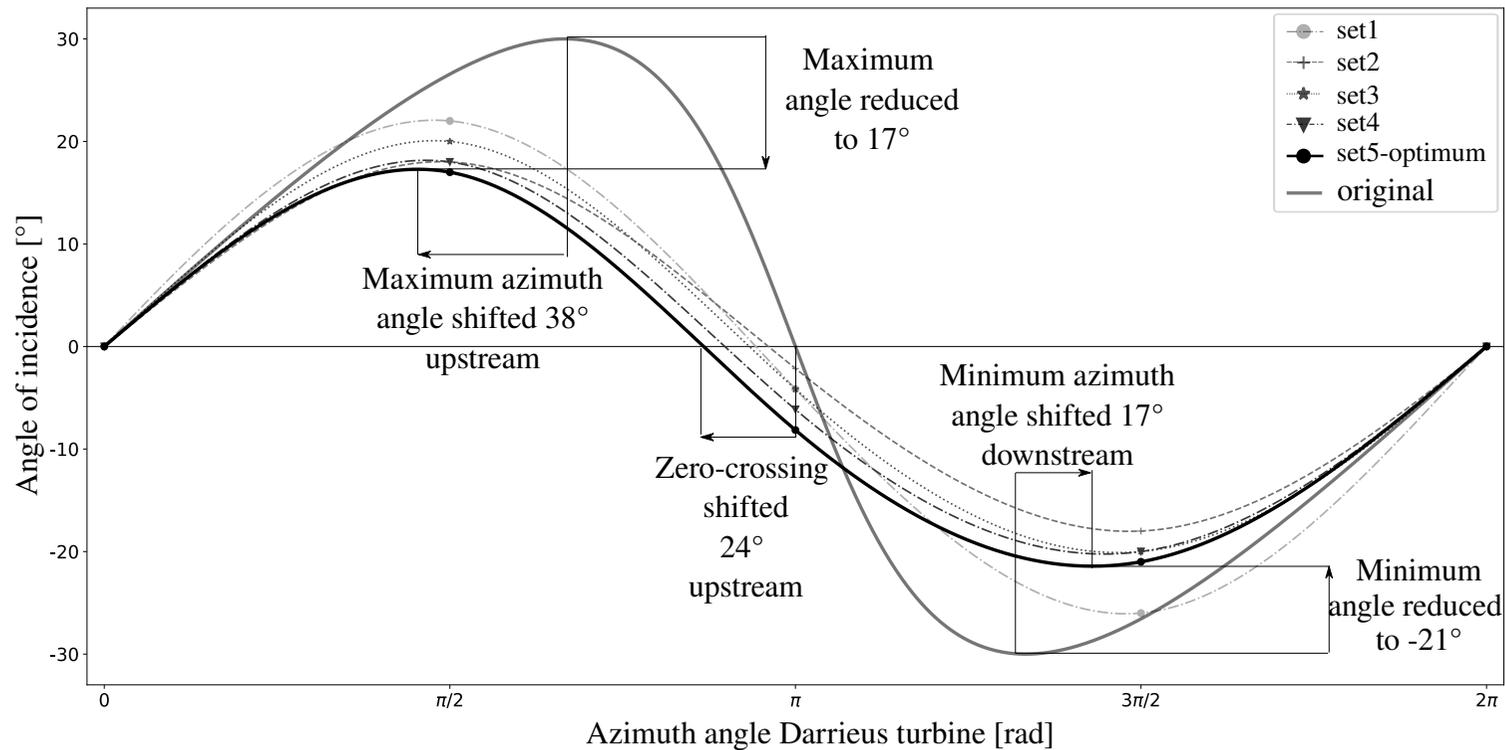


Abbildung 2.17: Die Abbildung zeigt die ursprüngliche Trajektorie und die Entwicklung des Bewegungsgesetzes bis zum Optimum. Das Bewegungsgesetz wird glatter mit kleineren Winkeländerungsraten $\dot{\alpha}$. Auch der Übergangspunkt von positiven zu negativen α wird verschoben. [8]

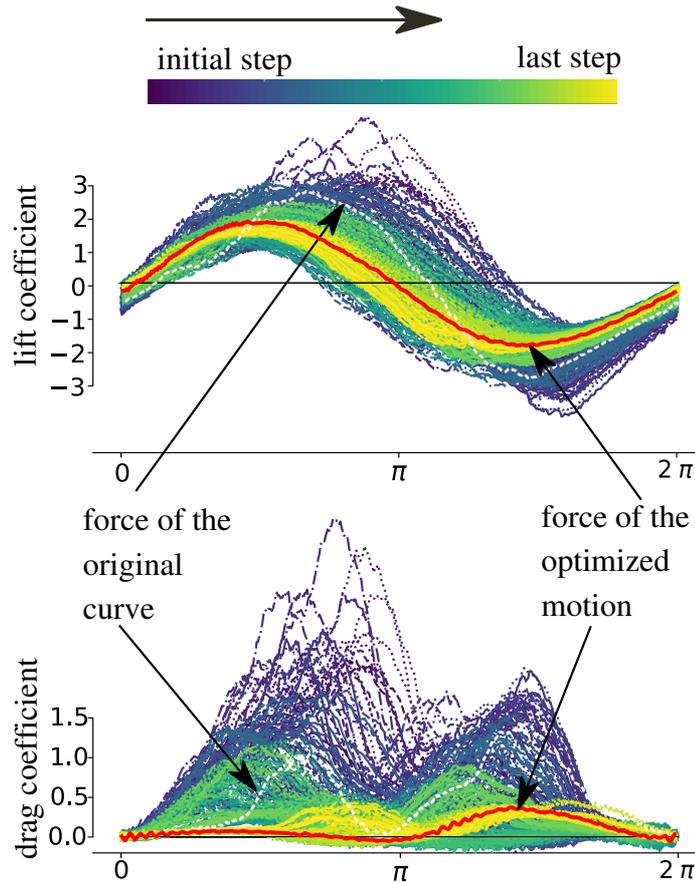


Abbildung 2.18: Lift- und Drag-Kräfte der Parametervariationen. Die ursprüngliche Kurve ist sehr instationär mit überschwingendem Widerstand. Die Parametervariation wird ausgehend von violetten Kurven abgebildet und für jede äußere Stufe zu helleren Farben verschoben. Die Variationen werden sukzessive geglättet, bis das Optimum erreicht ist, dass einen sehr geringen Widerstand und eine nahezu symmetrische Lifttrajektorie aufweist. [8]

zwischen $\pi/2$ und $3\pi/2$ rad. Der Maximalwinkel α_{max} entspricht 30° , ein tiefer dynamischer Strömungsabriss wird daher für eine signifikante Bandbreite von k_f erwartet. Dies bedeutet einen teilweise guten Auftrieb, aber hohe Widerstandskräfte und Hystereseeffekte in der Strömung.

Für das optimale Bewegungsgesetz wurden der Betrag des maximalen und minimalen Winkels deutlich reduziert (13° Reduktion im aufsteigenden und 9° im absteigenden Zweig). Die Hochgeschwindigkeitsphase wird verzögert, wobei die Maxima vorverlegt und die Minima zu einem späteren Zeitpunkt verschoben werden, so dass das Zeitintervall, das die Extrema trennt, vergrößert wird. Der Nulldurchgangspunkt (bei $\alpha = 0^\circ$) wird ebenfalls zeitlich vorgezogen; dies kann die Hysterese beim Wiederaanlegen der Strömung und Trägheitseffekte innerhalb der Strömung teilweise kompensieren. Kavade untersuchte die optimale Pitch-Trajektorie analytisch für mehrere Betriebspunkte mit einem impulsbasierten Modell [82]. Die resultierende optimale

Pitch-Trajektorie weist Ähnlichkeiten mit den Ergebnissen der hier präsentierten Studie auf, insbesondere der maximale Pitch-Winkel von etwa $20\text{-}25^\circ$. Leider stimmen die Größenordnungen der Turbinen und daher die reduzierte Frequenz nicht mit dem vorliegenden Aufbau überein, so dass ein direkter Vergleich schwierig ist. Der erzielte Leistungskoeffizient $c_P = 0,49$ ist sehr hoch und zeigt das mögliche Potential des Ansatzes.

Abb. 2.18 zeigt die Auftriebs (oben)- und Widerstandskräfte (unten) auf das Blatt für den gesamten Optimierungsprozess. Farblich ist der Verlauf der Optimierung von Dunkelviolett für die Initialkurven zu hellgelb für die konvergierte Lösung codiert. Wie aus dem Bewegungsgesetz zu erwarten ist, verschiebt der Optimierungsalgorithmus den Übergangspunkt der Kraft (der Auftrieb wechselt von positiv nach negativ) zu einem früheren Azimutwinkel. Die Bandbreite von c_L ist dabei sehr groß (maximal von 1,5 bis 5), wobei die Dynamik der oszillierenden Bewegung viel größere Auftriebswerte erlaubt als sie für das Profil im statischen Fall erreicht werden können. Dies ist aus Arbeiten zu dynamischem Stall bekannt [113]. Bei den Trajektorien mit hohen Auftriebsbeiwerten ist ein dynamischer Strömungsabriss (*deep dynamic stall*) zu beobachten, was durch den abrupten Anstieg des zeitgleich gemessenen Widerstands angezeigt wird [147]. Dieses Phänomen ist bei Trajektorien mit geringerem Auftrieb (und damit geringeren maximalen Anstellwinkeln) nicht festzustellen. Es ist zu erkennen, dass die optimierte Lösung im Vergleich zum Startpunkt über den gesamten Bereich der Azimutwinkel stark reduzierte Werte des Strömungswiderstandes aufweist, und zwar auf Kosten leicht reduzierter Auftriebswerte.

Die Ergebnisse der Studie zeigen also, dass die Verluste, die durch den Widerstand aufgrund des dynamischen Strömungsabriss entstehen, wesentlich höhere Auswirkungen haben als die (eigentlich durchaus gewünschten) Extremwerte des Auftriebs. Dies ist durch (2.12) erklärbar. Der Widerstandskoeffizient wird durch die Kosinusfunktion im Vergleich zum Auftriebskoeffizienten für kleine Winkel ($\alpha < 30^\circ$) verstärkt. Es ist also durchaus sinnvoll, anstelle einer Maximierung des gewünschten Auftriebs, den unerwünschten Widerstand zu reduzieren um ein optimales Ergebnis zu erzielen.

Hinsichtlich der Übertragbarkeit der Ergebnisse auf eine reale Turbine muss jedoch, neben den Messunsicherheiten, die vereinfachte Modellierung berücksichtigt werden. Delafin [41] hat in seiner Arbeit den Einfluss eines konstanten Blattpitchs und einer variablen Pitch-Regelung untersucht. Er kommt zu dem Ergebnis, dass eine Optimierung der Pitch-Trajektorie auf der strömungsabgewandten Seite zu einer Verbesserung des Moments in VAWT führt, wie in Abb. 2.19 gezeigt.

Es ist zu erwarten, dass der Schub im von der Autorin genutzten Ersatzmodell insbesondere für den stromabwärtigen Teil künstlich erhöht wird. Um die komplexen Strömungseigenschaften im Rotor präzise zu modellieren muss die Interaktion zwischen der analysierten Schaufel und weiteren Schaufeln der Turbine berücksichtigt werden (siehe Abb. 2.5). Im Ersatzmodell wird diese Beeinträchtigung der Relativgeschwindigkeit in der strömungsabgewandten Seite jedoch nicht in das Experiment einbezogen.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Ergebnisse das enorme Potenzial von aktiven Pitch-Mechanismen zur Steigerung der Leistungsabgabe von VAWT unterstreichen. Zielstellung für eine VAWT-Pitch-Steuerung sollte es sein, ein Optimum

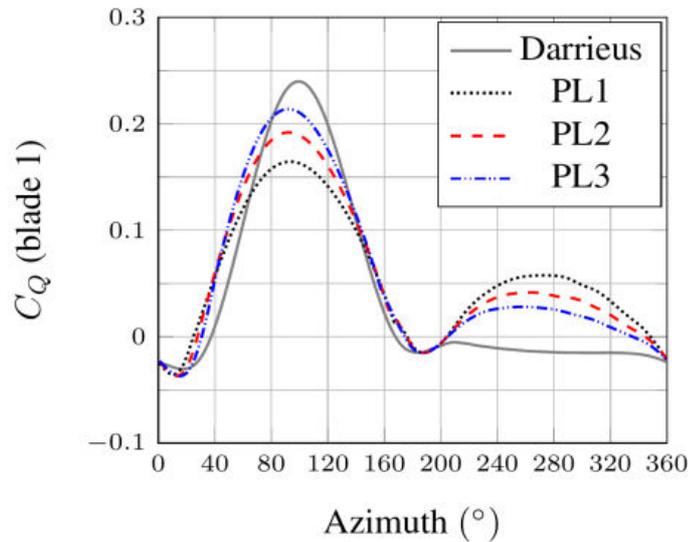


Abbildung 2.19: Drehmomentkoeffizient (C_Q) eines ungepitchten Blattes und für 3 verschiedene Pitch-Trajektorien bei $\lambda = 3$. Die drei Pitching-Gesetze begrenzen den Anstellwinkel der Schaufeln in der stromaufwärts gelegenen Hälfte der Turbine auf 6° (PL1), 8° (PL2) und 10° (PL3), während die Schaufeln in der stromabwärts gelegenen Hälfte fast nicht verstellt werden [41].

mit geringem Widerstand und hohem Auftrieb (entweder nahe dem Beginn oder mit leichtem dynamischen Strömungsabriss) zu finden.

Aus den Ergebnissen der Studie lässt sich schließen, dass der erwartete Pitch-Winkel auf 20 bis 25 Grad begrenzt ist. Das erwartete Drehmoment zum pitchen einer realen Turbine hängt von der Größe des Blattes und weiteren Parametern wie der Drehzahl und der Strömungsgeschwindigkeit ab, kann aber mit den Daten des Versuchs für einen spezifischen Fall abgeschätzt werden.

Die für die Pitch-Regelung einer 3-blättrigen Turbine ausgewählten bzw. entwickelten Aktoren müssen möglichst sinnvoll in die Turbinenschaufeln integriert werden, um die Strömung möglichst wenig zu beeinflussen. Für diese Anforderungen wäre ein eingebetteter LATM-Aktuator mit ausreichendem Drehmoment und geringem Durchmesser eine interessante Option.

Eine zweites Optimierungsziel sollte sein, neben der Maximierung der Effizienz die Strukturlasten (Normalkräfte) zu minimieren um die Lebensdauer der Turbine zu verbessern und Material zu sparen. Dies würde zu einer multikriteriellen Optimierung mit zwei (sich höchstwahrscheinlich widersprechenden) Zielen führen, in der nicht nur eine optimale Lösung existiert, sondern eine sogenannte Pareto-Front mit unendlich vielen optimalen Lösungen entsteht.

Eine solche multikriterielle experimentelle Optimierung an einem Turbinenmodell ist für das nachfolgend präsentierte, derzeit laufende OPTIDE Projekt geplant, deren Konzept sich aus den Ergebnissen der hier präsentierten Arbeit entwickelte.

2.4 Ausblick – Nachfolgeprojekt OPTIDE

Basierend auf den zuvor präsentierten Ergebnissen der Voruntersuchungen des oszillierenden Profils, wurde gemeinsam mit dem Lehrstuhl für Strömungsmechanik ein umfassendes Optimierungsprojekt mit einer Finanzierung über DFG Mittel 2018 beantragt und 2020 bewilligt. Wie bereits erwähnt, ist das Ziel des derzeit laufenden Projekts den Einfluss der aktiven Blattverstellung auf VAWT zu untersuchen und das Modell VAWT mittels numerischer (CFD-O) und experimenteller (Exp-O) Methoden zu optimieren. So soll mittels aktiver Strömungskontrolle zugleich die Effizienz der Maschinen verbessert und die Strukturlasten vermindert werden, um die Lebensdauer zu verbessern. Die Pitch-Optimierung soll experimentell, auf Basis der zuvor gezeigten Studie, erfolgen. Das interdisziplinäre Projekt an den Lehrstühlen für Elektrische Antriebssysteme, sowie Strömungsmechanik & Strömungstechnik der OVGU wird zusätzlich durch das Französische LEGI Labor und Strukturmechaniker der Hochschule Magdeburg ergänzt.

Die Autorin war an der Antragstellung auf Basis der gemeinsamen Vorarbeiten beteiligt und ist in das Projekt bei der Instrumentierung und der Umsetzung der Kommunikation mit der Belastungsmaschine der Turbine unterstützend involviert. Die zuvor in Abschnitt. 2.2.2 und nachfolgend Kap. 3 präsentierten Hard- und Softwarelösungen werden im Rahmen des OPTIDE Projekts eingesetzt und wurden dazu unter anderem von der Autorin weiter entwickelt und angepasst. Dies betrifft insbesondere Teile der Software für die MCU's, die Messverstärker für die Dehnungsmessstreifen (DMS) und die Kommunikations- und Kontrollskripte für das Antriebssystem.

Im Projekt wurde eine dreischaufelige Turbine im Labormaßstab mit in den Blättern integrierter Aktorik zur Pitch-Regelung entwickelt. Das Turbinenmodell wurde als Hybridkonstruktion konzipiert (siehe Abb. 2.20). Sie besteht aus einem Aluminiumskelett (Wasserstrahlgeschnitten) und einer 3D-gedruckten Schalenstruktur aus Resin (SLA Verfahren). Die Größe von $400 \times 400 \text{ mm}^2$ ist ein Kompromiss zwischen den Einschränkungen, die sich durch das in die Schaufel eingebettete Antriebssystem, dem schaufelbezogenem Turbulenzniveau (Reynoldszahl) und der Begrenzung durch die Versperrung im Wasserkanal ergeben [70].

Zur Entwicklung des Turbinenmodells für den Einsatz im LSS-Wasserkanal wurde eine schwach gekoppelte FSI-Studie (OpenFOAM Simulationen für das Fluid und ANSYS Mechanical für die Strukturmechanik) durchgeführt. Dieses virtuelle Modell erlaubt es, die Festigkeit zu überprüfen und die Instrumentierung der Turbine zu planen [22].

Zur Umsetzung der Projektziele wurde der in Abb. 2.21 gezeigte vollautomatisierte Versuchsaufbau bereits bei Einreichung des Projektes unter Mitarbeit der Autorin konzipiert. Die experimentellen Optimierung und die Untersuchung der FSI erfordert zusätzlich eine genaue und präzise Messungen der Kräfte im rotierenden System in Abhängigkeit vom Rotorwinkel an den einzelnen Schaufeln. Die Datenübertragung zwischen der rotierenden Plattform und dem PC muss schnell und zuverlässig erfolgen. Dazu werden mehrere MCU und ein Einplatinenrechner (RaspberryPi) auf einer drehenden Plattform installiert. Die Kommunikation zwischen Plattformrechnern und Labor PC erfolgt über WiFi.

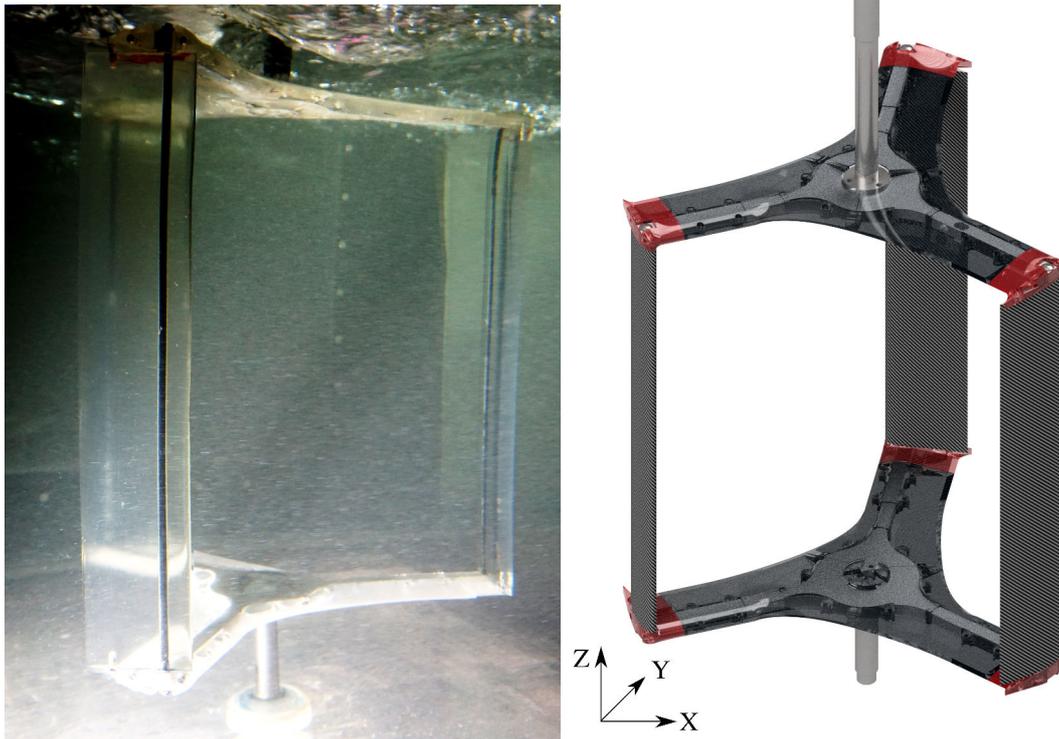


Abbildung 2.20: (links) Das Turbinenmodell ist eine Hybridkonstruktion aus einem Aluminiumskelett und einer 3D-gedruckten Schalenstruktur. (Das Bild wurde nachbearbeitet, um Linsenabberationen zu korrigieren)[70]; (rechts) CAD Modell der Turbine mit Carbonfaser-verstärkten (CFK) Schaufeln [128]

Es müssen die alternierenden Kraftkomponenten gemessen werden. Dazu wurden insgesamt fünf Vollbrücken mit jeweils vier Dehnungsmesstreifen angebracht. Sie erlauben es, die tangentialen und radialen Kräfte, an der metallischen Tragestruktur, zu messen, die die Turbinenschaufeln mit der zentralen Welle der Turbine verbindet. Die Widerstandsänderung hängt linear mit der Verformungsrichtung zusammen, die sich aus einer Kraft in einer einzigen Achse ergibt. Zur Erfassung der Kräfte wird die im Abschnitt 3.2.3 erwähnte selbst entwickelter Signalverstärkerplatin auch in OPTIDE verwendet. Zur Auslegung und Konstruktion einer Verstärkerplatine wurde 2020 ein Bachelorforschungsprojekt (Florian Aust) definiert und im Rahmen des RETERO-Projektes, das im kommenden Abschnitt (Kap. 3.1) vorgestellt wird, von der Autorin betreut.

Die von der Autorin entwickelten in Abschnitt 2.2.2.3 vorgestellten und verwendeten Pythonskripte werden zur Erfassung der Position des Antriebs (als Encoder-Quadratursignal) in der Datenerfassungskarte, sowie zur Steuerung des Antriebs eingesetzt. Zur Umsetzung der Drehzahlregelung der Kollmorgen-Motor in Raspberry-PI wurde die Bachelorarbeit von Ngoc Duc Nguyen von der Autorin betreut. In dieser Arbeit wurde die Kommunikation zwischen dem Kollmorgen-Umrichter und einem *Raspberry-PI* durch das *Telnet*-Protokoll sowie das Einlesen der Drehzahl und die Eingabe des Sollwert in *Python* programmiert.

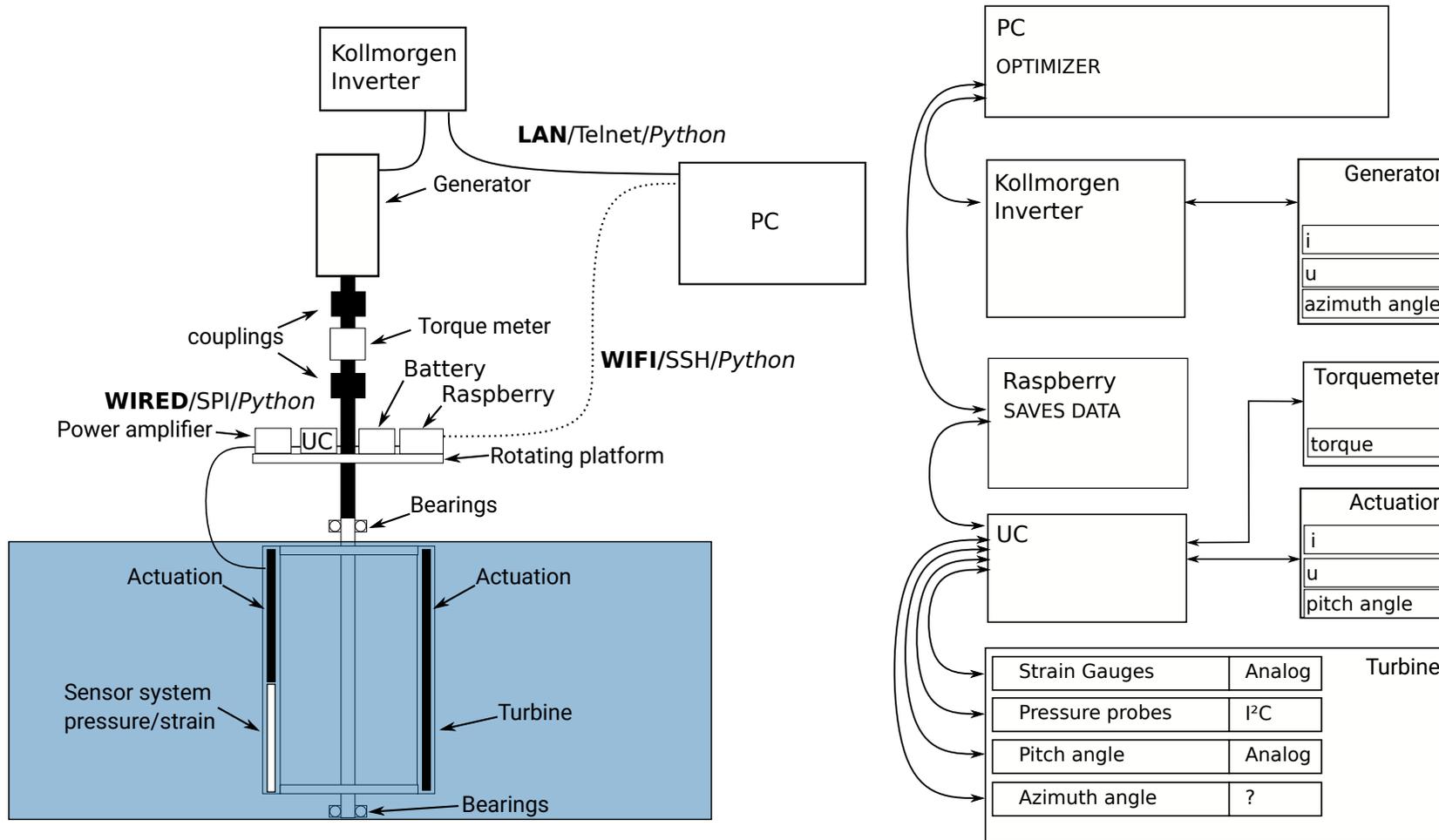


Abbildung 2.21: Vollautomatischer Versuchsaufbau für einen experimentellen Optimierungsansatz mit genetischen Algorithmen. [70]

Nach erfolgtem Aufbau des Experiments und einer intensiven Testphase wird als nächster Schritt der Optimierer in den Aufbau integriert werden. Dies erfolgt über die nachfolgend in Kap. 4 vorgestellten Python Module.

Zusammenfassend wird im OPTIDE Projekt die herausfordernde Instrumentierung eines voll automatisiertem und miniaturisierten Versuchsaufbaus mit rotierendem System zur aktiven Strömungskontrolle entwickelt. Dieser Versuchsaufbau wird zusätzlich mit Genetischen Algorithmen zur Steuerung der Experimente gekoppelt. Das Projekt stellt daher einen technologischen Extremfall für die in der Arbeit vorgestellte Methodik dar. Es zeigt die möglichen Herausforderungen für eine experimentelle Optimierung komplexer dynamischer Systeme an einem vollständigen, aufwändig instrumentiertem Turbinenmodell, dass sowohl den dynamischen Strömungsabriss als auch die Blatt-Blatt Interaktionen berücksichtigt.

Kapitel 3

Fallstudie II: Parameterstudie zur Schwimmleistung eines Roboterfisches

3.1 Einleitung und Stand der Technik

Anmerkung: Teile dieses Abschnittes wurden bereits in Fachzeitschriften als Erstautorin [6, 9] oder in Konferenzen und Tagungen, bzw. als Co-Autorin, [156, 62, 71, 122, 10] publiziert. Es wurden für den folgenden Text Passagen aus diesen Veröffentlichungen entnommen. Dies gilt auch für Abbildungen und Tabellen, die im Gegensatz zu den Textpassagen, den jeweiligen Veröffentlichungen explizit zugeordnet wurden.

Das RETERO-Projekt, das den Hintergrund für dieses und das nächste Kapitel bildet, zielt darauf ab, einen Beitrag zur Entwicklung von tierversuchsfreien Methoden zur Bewertung des Verletzungsrisikos für Fische in Passagen von Wasserbauwerken zu leisten [4]. Aktuelle Forschung in dem neuen Wissenschaftsgebiet der Öko- & Ethohydraulik, kombiniert Verhaltensstudien mit Hydraulischen Untersuchungen auf der Suche nach alternativen Methoden zum Tierversuch, um die Anzahl der bei solchen Risikobewertungen eingesetzten Tests mit lebenden Fischen zu reduzieren oder solche Versuche komplett zu ersetzen. Ein Ansatz ist die Verwendung von Simulationen, hauptsächlich basierend auf numerischer Strömungsmechanik (CFD) [115, 87, 127, 123]. Diese Methoden sind noch nicht in der Lage, die volle Komplexität einer Turbinenpassage eines Fisches ausreichend zu reproduzieren. Auch leiden sie immer noch unter der mangelnden Kenntnis des Fischverhaltens und der Verletzungsmechanismen in realen Kraftwerken, die bei den üblicherweise eingesetzten Verfahren den Charakter einer „Black Box“ haben. Solche Simulationen sind rechenintensiv und müssen als spezialisiertes Expertenwerkzeug betrachtet werden. Sie sind daher für ein gängiges, meist von Biologen betriebenes Sachverständigenbüro nur bedingt oder gar nicht einsetzbar.

Ein zweiter Ansatz setzt passive Sonden mit Druck- und Beschleunigungssensoren ein, um den Druckabfall und Kollisionsereignisse in Form von Fischersatzsystemen zu bestimmen [120, 150, 53]. Allerdings verhält sich ein Fisch weder wie ein Punkt, wie er dennoch üblicherweise in der Numerik modelliert wird, noch wie ein steifer, passiv



Abbildung 3.1: Die Simulation eines Schaufelblattschlags im Labor. Ein sich von links nach rechts bewegendes Schaufelblatt (in weiß) schlägt den quer stehenden Prototypen des Roboterfisches ohne Aktuatoren und Antriebselektronik (nur die Vorderhälfte ist zu sehen). Diese Simulation zeigt die verheerenden Auswirkungen eines direkten Treffers einer Turbinenschaufel [90]

driftender Körper, der wie ein Holzstab die Turbine passiert. Folglich können diese Methoden bis jetzt noch keine Daten liefern, die Behörden und Interessenvertreter flächendeckend davon überzeugen, die Lebedtierversuche durch solche Methoden im großen Maßstab zu ersetzen.

Alternative Methoden als neue Standards zur Bewertung des Verletzungsrisikos bei der Turbinenabwärts Passage zu finden und zu initiieren, ist die Motivation für die Entwicklung des in diesem Abschnitt vorgestellten, selbständig angetriebenen Softroboters. Ein Roboter wird als Fischersatzsystem mit Sensoren ausgestattet, die auf den Roboterkörper wirkende Drücke und Beschleunigungen erfassen. Sie sollen tiefere Einblicke in das Geschehen während einer Turbinenpassage ermöglichen.

Die Entwicklung eines geeigneten Roboterersatzsystems für den Einsatz in einer solch anspruchsvollen Umgebung, stellt eine Herausforderung dar. Der Schwerpunkt der hier präsentierten Arbeit liegt auf der mechatronischen Konstruktion, der Auswahl und der systematischen Optimierung eines leistungsstarken, kleinen und leichten Antriebssystems für den Roboter, mit dem Ziel eine effiziente biomimetische, also fischimitierende Körperbewegung zu ermöglichen. Der eigentliche Roboter als frei schwimmendes Fischersatzsystem für das RETERO Projekt wird jedoch nur der Vollständigkeit halber nachfolgend kurz vorgestellt um den Kontext aufzuzeigen.

3.1.1 Projektspezifische Anforderungen an den Roboterfisch

Um die Herausforderungen an die Konstruktion eines Roboterfisches zu demonstrieren wird zunächst ein Überblick über die Anforderungen an das Ersatzsystem ge-

geben. Für die Untersuchung von Schädigungen müssen die Fischersatzsysteme bei Schaufelschlägen die gleichen oder zumindest ähnliche Eigenschaften wie echte Fische aufweisen, d.h. Größe und Form sollten für eine Vergleichbarkeit mit Fischen ansatzweise übereinstimmen. Dies ist notwendig, da die Positionierung des Schlags und der Kollisionsort im Rotor für das Verletzungsrisiko entscheidend sind [24, 54]. Um eine angemessene Bewertung möglicher Schaufelschläge zu ermöglichen, sollte der Körper zusätzlich eine vergleichbare Biegesteifigkeit zu echten Fischen aufweisen und genügend Festigkeit und Ausdauer bieten um die extremen Bedingungen, wie z.B. das Schleifen an Wänden, schnelle Druckänderungen oder Schaufelschläge, in der Turbine zu überstehen [131]. Eine Vorstellung über die extremen Belastungen durch einen Schaufelschlag bietet Abb. 3.1, die einen im Labor des LSS simulierten Schaufelblattschlags an einem Fischersatzsystem zeigt [90].

Des Weiteren muss das mit Sensoren ausgestattete Fischersatzsystem einen positiven Auftrieb erfahren, damit es nach der Turbinenpassage an der Wasseroberfläche wieder aufgefunden werden kann. In Absprache mit dem RETERO Projektbiologen wurde eine Bachforelle als Referenz für den Roboter ausgewählt. Diese Art ist ein gängiges Modell in ökohydraulischen Bewertungsstudien. Dies liegt einerseits an der typischen Körperform für viele rheophile Arten und daran, dass diese Wildfische recht einfach zu beschaffen sind, da sie in Bächen und Flüssen relativ häufig vorkommen. Ihre gute Schwimffähigkeit und Ausdauer erlaubt es ihnen zudem, als Ausweichreaktion gegen die Strömung zu schwimmen und damit länger in Gefahrenzonen wie den Turbinenrotoren zu verweilen. Dadurch könnte sich die Wahrscheinlichkeit, von Turbinenschaufeln getroffen zu werden, im Vergleich zu schlechten Schwimmern erhöhen. Ein perfekter Ersatzroboter für eine Bachforelle hätte demnach eine maximale Länge von 200-300 mm. Darüber hinaus sollte er eine zur Forelle vergleichbare Schwimgeschwindigkeit von mindestens 3 m/s erreichen [46]. Er darf aber nicht zu schwer sein, um auftriebsneutral zu bleiben. Eine nicht realisierbare Herausforderung, wenn man das Verhältnis von Schwimgeschwindigkeit zu Körperlänge, das üblichen Maß für die Schwimmleistung von Fischen und Roboterfischen, bezeichnet als $(BL/s) > 10$ mit dem anschließend vorgestellten Stand der Technik in der aquatischen Robotik vergleicht.

Bislang erreichen von Fischen inspirierte Unterwasserroboter nicht ansatzweise die Schwimmleistung echter Fische und können diese Bewegungsmuster aufgrund der Komplexität der Bewegung, einer allgemein unterschiedlichen Massenverteilung und einer deutlich geringeren Antriebskraft nicht zufriedenstellend reproduzieren [132].

Nach dem archimedischen Prinzip muss der Roboter bei neutralem Auftrieb die gleiche Dichte wie Wasser haben. Carangiforme Schwimmer weisen ein Verhältnis von Breite b und Höhe h zur Körperlänge l von etwa 0,1 auf [46]. In diesem Fall kann eine zulässige Masse grob auf 0,270 kg für einen 300 mm langen Roboter abgeschätzt werden:

$$M \approx l \cdot b \cdot h \cdot \rho_w = 0.01 \cdot l^3 \cdot \rho_w \quad (3.1)$$

Eine Studie von 2013, über das Verhältnis von Körperlänge zu Schwimgeschwindigkeit verschiedener in Roboterfischen eingesetzter Antriebssysteme zeigt, dass konventionelle elektrische Maschinen, wie permanent erregte Gleichstrom- oder Synchron-

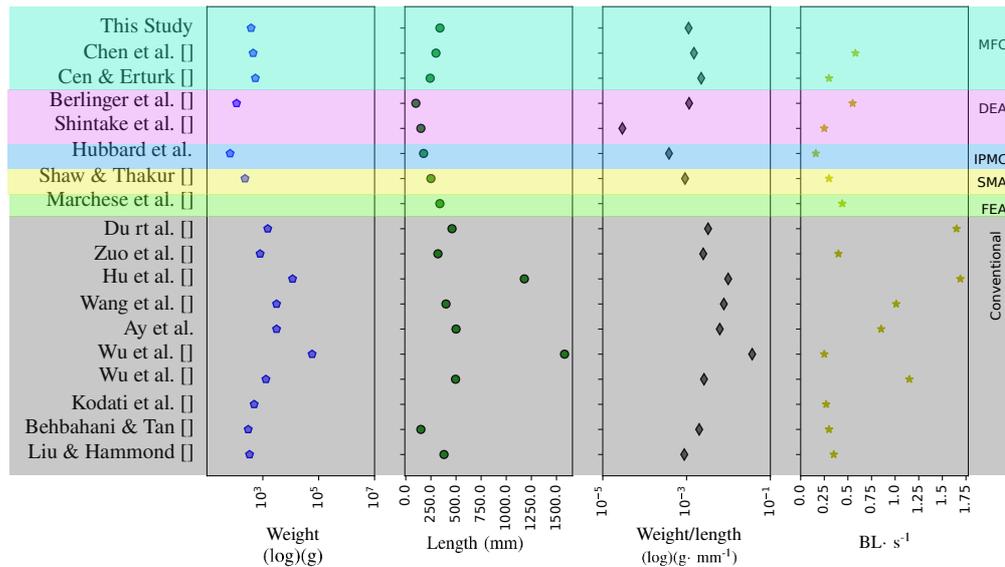


Abbildung 3.2: Umfangreiche Charakterisierung der Leistung und technischen Spezifikationen für konventionelle und unkonventionelle Antriebssysteme entsprechend der Datenverfügbarkeit für siebzehn aktuelle Veröffentlichungen. Abbildung entnommen aus [6]

motoren, hohe Schwimmgeschwindigkeiten erlauben [29]. Allerdings war keiner der genannten Roboter klein genug, um als Bachforellenersatz geeignet zu sein. Darüber hinaus gab es in dieser Studie nur wenige Informationen über das Volumen und die Auftriebseigenschaften der Maschinen, die für die vorliegende Anwendung aber entscheidend sind.

Eine große Herausforderung für Unterwasserroboter ist der neutrale Auftrieb in Verbindung mit einer akzeptablen Größe und Schwimmleistung, der oft weder erreicht, noch ausdrücklich erwähnt wird. Häufig werden externe Schwimmkörper erforderlich, um den negativen Auftrieb auszugleichen. Neben einer fischähnlichen Bewegung, ist jedoch ein positiver Auftrieb für die vorliegende Anwendung von entscheidender Bedeutung. Diese beiden Faktoren sind daher der Schlüssel der weiteren Untersuchungen. Da die Körperlänge des Roboters 300 mm nicht überschreiten soll, werden im folgenden Abschnitt sowohl die relativen als auch die absoluten Werte von Länge und Gewicht berücksichtigt.

3.1.2 Antriebstechnologien von Roboterfischen

Die folgende, detaillierte Literaturrecherche zur Verwendung unterschiedlicher Antriebstechnik in Roboterfischen (siehe Abb. 3.2 für eine grafische Darstellung) verschafft einen Überblick über konventionell und unkonventionelle angetriebene Roboter mit einer Analyse, der mit den Technologien verbundenen Leistungsdichten, relativen Schwimmfähigkeiten, Freiheitsgraden für das Bewegungsmuster und Größe der Roboter. Typische Konstruktionen verwenden meist konventionelle Aktuatoren in Kombination mit mechanischen Kraftübertragungs- oder Getriebesystemen, wie Hebel, Stangen, Kabel. Sie bestehen aus mindestens einem, oft aber auch

mehreren beweglichen Segmenten um eine fischimitierende Bewegung zu erzeugen [89, 160, 73, 170, 21, 18, 155, 175, 44, 161, 101].

Ein Softroboter, mit 380 mm Länge und einem Seilantriebsmechanismus in Form einer kaskadierten Skelettstruktur mit neun Gelenken, erreichte eine maximale Vorwärtsgeschwindigkeit von 0,135 m/s (ca. 0,35 BL/s). Die Masse des Servoantriebs und des Skeletts betrug etwa 0,335 kg [101].

Ein weiterer Prototyp mit nur 150 mm Körperlänge und einem Gewicht von 0,3 kg erreichte mit 3 Servomotoren (zur besseren Manövrierbarkeit) eine Geschwindigkeit von 0,3 BL/s bei 2 Hz Schlagfrequenz [21].

Ähnliche Ergebnisse erreichen weitere Studien, z.B. 0,27 BL/s bei einem Gewicht von 0,49 kg [89] oder 0,25 BL/s bei einer Schlagfrequenz von 2,5 Hz, allerdings bei einer Geschwindigkeit von 0,405 m/s, 1,58 m Länge und 58,1 kg Gewicht [161].

Ein subcarangiformer Roboterfisch (Schwimmstil ähnlich einer Forelle) mit vier Gelenken, der von vier Gleichstrom-Servomotoren betrieben wurde, erreichte eine Höchstgeschwindigkeit von 0,57 m/s (1,15 BL/s) [160]. Ein carangiform schwimmender Roboterfisch (Schwimmstil ähnlich einem Hecht oder Dorsch) der mit zwei Gelenken und Servomotoren angetrieben wurde, erreichte 0,4258 m/s (0,8516 BL/s) bei 2 Hz und etwa 3,1 kg [18]. Ein ebenfalls 3,1 kg schwerer und 400 mm langer Roboter erreichte eine maximale Geschwindigkeit von 0,40 m/s (1,011 BL/s) bei 2 Hz Schlagfrequenz [155]. Bei einer Größe von 460 mm × 100 mm × 130 mm, angetrieben von zwei Gleichstromantrieben erreichte ein weiterer Roboter die beachtliche relative Geschwindigkeit von 1,65 BL/s bei etwa 1,5 kg [44] um einige der vorhandenen Konstruktionen zu nennen.

Ein 1180 mm × 330 mm × 400 mm großer Delfinroboter erreichte eine maximale Geschwindigkeit von 2,0 m/s (ca. 1,69 BL/s) bei einer Schlagfrequenz von ca. 2,8 Hz [73]. Die Verdrängung des Roboters wurde mit 11,6 kg angegeben.

Einige Roboterfische sind sehr leistungsfähig und erreichen hohe Schwimmgeschwindigkeiten: Ein Hochleistungs-Roboter-Thunfisch mit einer Länge von 720 mm erreichte eine Schwimmgeschwindigkeit von 3,13 Körperlängen pro Sekunde (BL/s). Die verbesserte Schwimmleistung wurde durch eine Anpassung der Kaudalflossenstruktur und der dynamischen Parameter des Schwimmens, wie Amplituden und Frequenzen, erreicht. Dieser Roboter zeigt eine großartige Bewegungsleistung, ist aber immer noch nicht mit echten Fischen vergleichbar [148]. Ein 310 mm langer, durch ein Seilzugsystem angetriebener Roboterfisch mit einer Höchstgeschwindigkeit von 2,15 BL/s, erreichte eine großartige Manövrierfähigkeit von 63 °/s [172]. Der Hochleistungsschwimmer I splash II konnte beeindruckende 11 BL/s erreichen. Das ist ein höheres Schwimmvermögen, als das einiger echter Fische. Leider war dieser auf Geschwindigkeit getrimmte Roboter nicht in der Lage, zu navigieren [30].

Zusammenfassend zeigt sich, dass konventionelle Aktuatoren zwar komplexe Bewegungen und höchste Schwimmgeschwindigkeiten ermöglichen, aber nicht geeignet sind, um eine akzeptable Masse für einen kleinen, neutral schwimmenden Roboter zu erreichen.

Softaktoren und unkonventionelle Antriebe dagegen bieten eine interessante, alternative Antriebslösung und wurden bereits insbesondere in bioinspirierten und biomimetischen Unterwasserrobotern eingesetzt. Sie sind leicht, flexibel und können

zum Teil einfach aktiviert und geregelt werden. Die Literaturrecherche wurde um eine Analyse unkonventioneller Aktuatoren, wie z.B. Fluidik-Elastomer-Aktuatoren (FEA) [108], Formgedächtnislegierungen (FGL) [135, 92], Elektroaktive Polymere (EAP) [74, 137, 23] und Macro Fiber Composites (MFC) [29, 33] erweitert (siehe Abb. 3.3).

Ein 339 mm langer Roboterfisch mit flexiblem Körper und Fluidik-Elastomer-Aktuatoren (FEA) war in der Lage, mit 1,67 Hz bei einer Geschwindigkeit von 0,150 m/s (0,44 BL/s) vorwärts zu schwimmen [108]. FEA ermöglichen eine Nachahmung der anatomischen Form eines Fisches und schnelle Fluchtreaktionen. Diese Aktuatortypen haben jedoch einen begrenzten Betriebsbereich, sind fragil und insbesondere anfällig für Bruchschäden, was eine Verwendung in der gegebenen Anwendung ausschließt.

Aktuatoren aus Formgedächtnislegierungen (FGL) sind in der Lage, die während eines temperaturabhängigen Stellvorgangs definierte Forme zu speichern und sich durch erwärmen und kühlen wieder in diese Forme zu verformen.

Ein Roboter-Tintenfisch angetrieben von 0,2 mm dicken FGL-Drähten und einer Größe von 250 mm Länge, 37 mm Breite und 60 mm Höhe erreichte eine Schwimmgeschwindigkeit von 0,076 m/s (0,3 BL/s) [135]. FGL bieten den Vorteil einer niedrigen Betätigungsspannung, unter 12 V, und eine große Leistungsdichte. Allerdings sind die sehr langsame Ansprechgeschwindigkeit und der geringe Wirkungsgrad zwei wichtige Nachteile dieser Art von Aktuatoren [92].

Elektroaktive Polymere (EAP), wie ionische Polymer-Metall-Verbundwerkstoffe (IPMC), dielektrische Elastomere (DEA) und piezoelektrische Polymere, sind eine weitere Gruppe von unkonventionellen Aktuatoren, die hohe Kraft- und Leistungsdichteverhältnisse versprechen. Daher steht diese Gruppe von Aktuatoren insbesondere bei der experimentellen Erforschung der Soft-Robotik für die bioinspirierte und biomimetische Unterwasserrobotik im Fokus, auch wenn sie im Allgemeinen langsamere Schwimmgeschwindigkeiten als FGL- und FEA-Aktuatoren aufweisen. IPMC bieten den Vorteil einer niedrigen Antriebsspannung, einer hohen Antriebsfrequenz, einer leichten und verformbaren Konstruktion, was zu einer hohen Kompatibilität für den Unterwassereinsatz führt. Allerdings sind eine geringe Antriebskraft und damit eine geringe Schwimmgeschwindigkeit die Nachteile dieser Technologie.

DEAs werden üblicherweise aus einer Kohlenstoffbasis, einem metallischen Hydrogel oder Elektrolytelektroden hergestellt. Sie sind flexibel und zeichnen sich durch eine hohe Leistungsdichte und eine hohe elektromechanische Wandlungseffizienz aus und haben eine Dichte nahe der von Wasser [92]. Ein biomimetischer Unterwasserroboter (Abmessungen 500 mm×400 mm×120 mm) erreichte eine Schwimmgeschwindigkeit von 0,0372 m/s (0,25 BL/s) bei 0,75 Hz, mit DEA die mit 5 kV angetrieben wurden [137]. Ein 100 mm×60 mm×30 mm großer, 3D-gedruckter Roboter mit DEA-Aktuatoren und einem Gewicht von 0,115 kg erreichte bei 1 Hz bis 5 Hz bis zu etwa 25 mN und 0,055 m/s (0,55 BL/s) [23]. Die aktive Fläche des Aktors war, bei einer angelegten Spannung von 2 kV, auf 20 mm×25 mm begrenzt.

Die Herausforderungen und Beschränkungen dieser Art von Aktuatoren sind ihre Hochspannungsansteuerung, die den Einsatz von Leistungsverstärkern zusammen

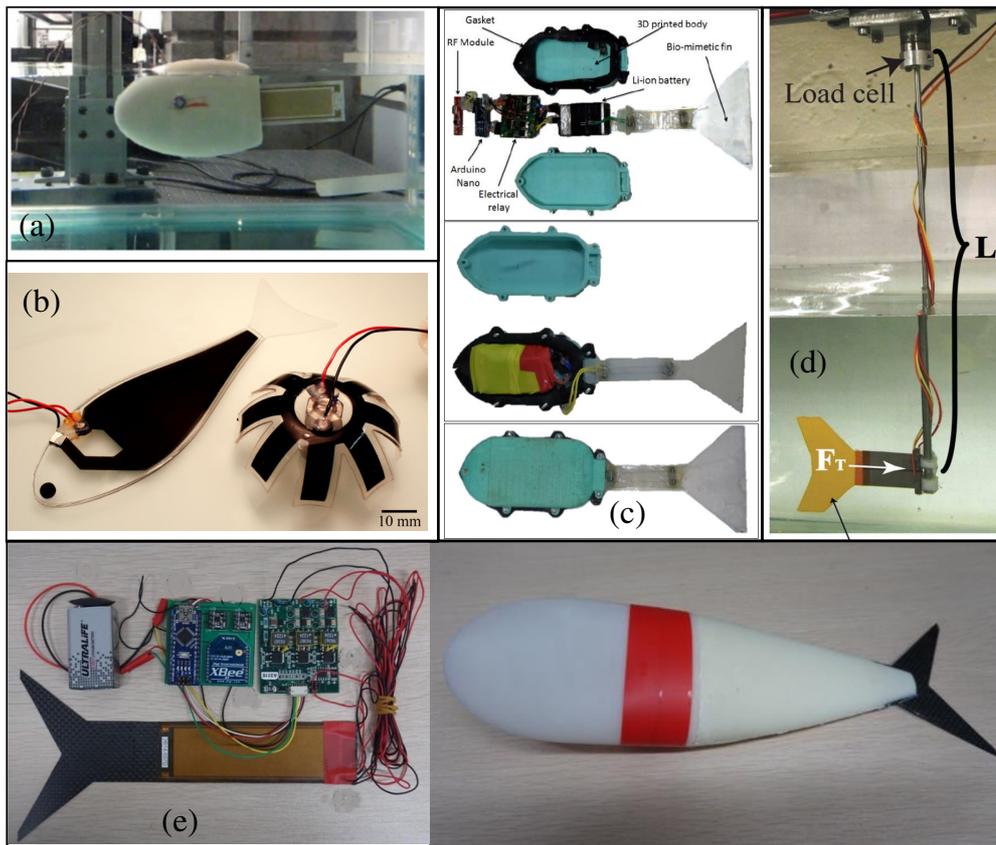


Abbildung 3.3: Beispiele für den Einsatz unkonventioneller Antriebe in Unterwasserrobotern. (a) MFC-basierter Roboter von Cen *et al.* [29] (b) Biomimetische Fisch- und Quallenroboter von Shintake *et al.* hergestellt aus DEA [138] (c) FGL-gesteuerter Unterwasserroboter von Shaw *et al.* [135] (d) IPMC-gesteuerter Aktuator von Hubbard *et al.* [74] (e) MFC-basierter Roboter von Chen *et al.* [33] .

mit einem komplizierten und zeitaufwendigen Herstellungsprozess erzwingen, um eine zufriedenstellende Lebensdauer und Zuverlässigkeit zu erreichen. Dielektrische Ladungen mit einer Spannung, die über den Bereich eines sicheren Betriebs hinausgeht, verursachen Kurzschlüsse im Material und führen zu Materialzerstörung.

Die letzten unkonventionellen Aktuatoren, die in dieser Studie evaluiert wurden, sind sogenannten Macro Fiber Composites (MFC), die auf piezoelektrischen Faserverbundwerkstoffen basieren. Sie zeichnen sich durch eine hohe Leistungsdichte, große Auslenkung, hohe Dehnung und schnelle Reaktion aus. Die Nichtlinearität des dynamischen Verhaltens muss jedoch als unerwünschte Störung für die Genauigkeit der Antriebsregelung betrachtet werden. MFC bestehen aus ausgerichteten (normalerweise) rechteckigen piezokeramischen Faserplatten und einem strukturgebendem Epoxidsandwich zwischen integrierten Elektrodenmustern auf einer Polyamidschicht [3]. Genau wie DEA benötigen MFC einen hohen Spannungseingang. Sie können mit 2 kV Spitze-zu-Spitze-Eingangsspannung (-500 Vdc bis 1500 Vdc) betrieben werden, ohne dass es zu einer Entpolarisierung der Dielektrika kommt.

Ein Roboterfisch mit zwei komplementär angesteuerten MFCs, einem freitragenden

MFC-Bimorph, der aus zwei verklebten einlagigen MFC-Laminaten besteht, und mit einer Spitzenspannung von 1 kV angetrieben, erreichte 0,075 m/s (0,31 BL/s) bei 5 Hz Schlagfrequenz und 242,6 mm Körperlänge mit einer Gesamtmasse von 0,541 kg [29]. Ein weiterer MFC-basierter 300 mm langer Prototyp, der mit 2 kV angesteuert wurde und eine Schwimmggeschwindigkeit von 0,174 m/s (0,58 BL/s) in stehendem Wasser erreichte wog 0,450 kg [33]. MFC erlauben die Variation der Kaudalflossenamplitude in Abhängigkeit von der Spitzenspannung.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die meisten unkonventionellen Antriebssysteme zu schwachen Schwimmern führen. Dafür bieten sie einen flexibleren und leichteren Körper. DEAs könnten eine gute Technologie für die zuvor definierten Anforderungen sein. Unter Berücksichtigung des Gewichts-Körperlängen-Verhältnisses zeigen MFCs jedoch die höchsten Schwimmggeschwindigkeiten und bieten auch im Vergleich zu konventionellen Antriebssystemen eine gute Möglichkeit komplexere Schwimmuster umzusetzen. Sie sind darüber hinaus in industrieller Qualität und in geeigneter Größe verfügbar.

Bislang bieten weiche Unterwasserroboter meist nur wenige Freiheitsgrade in ihrer Bewegungsteuerung, unabhängig von Art und Anzahl der eingesetzten Aktuatoren. Die Modellierung der Körperbewegungen echter Fische erfordert jedoch komplexe Funktionen. Die exakte Kinematik der Fischkörperbewegung ist für einen Roboter nicht realisierbar [105]. Einschränkungen ergeben sich durch unterschiedliche Parameter wie z.B. einem unterschiedlichen Schwerpunkt, der zu einer im Vergleich zu Fischen unterschiedlichen Kopfbewegung führt. Durch den Einsatz einer Kombination von mehreren unabhängig steuerbaren, unkonventionellen MFC-Aktuatoren mit einer Vielzahl von Regelparametern entsteht die Möglichkeit zur Ausführung komplexer Bewegungen. So kann die Forderung nach einem leichten, biomimetischen, schwimmstarken Soft-Unterwasserroboter mit eingeschränkter Größe und einer fischähnlichen Form am besten erfüllt werden. Zur Konzeption des Antriebs und der Bewegung muss jedoch zunächst das Schwimmen eines Fisches selbst und die Übertragbarkeit auf Roboter analysiert werden.

3.1.3 Schwimmkinematik der Roboterfische

Echte Fische führen sehr komplexe Bewegungsmuster aus, um sich effizient und kraftvoll fortzubewegen. Die Art dieser Muster hängt von ihrer ökologischen Nische ab, genauer gesagt von den Schwimmanforderungen ihres Lebensraums, z.B. in stehenden Gewässern oder schnell fließenden Gebirgsflüssen, aber auch von ihrer Rolle, z.B. als Räuber oder Beute. Eine gängige Klassifizierung der Gruppe der Körper- und Kaudalflossenschwimmer (*Body and Caudal Fin* (BCF)-Schwimmer) teilt sie entsprechend ihrer Fortbewegungsmuster in vier Untergruppen ein A) *anguilliform* wie Aale; B) *subcarangiform*, zu der unter anderem die Salmoniden gehören; C) *carangiform*, wie Makrelen; und D) *thunniform*, die zum Beispiel den Thunfischen entspricht [25].

Diese vier verschiedenen Fortbewegungsarten unterscheiden sich im Verhältnis der Bewegung der Kaudalflosse zur Bewegung des Gesamtkörpers, im sogenannten *cruise* Modus, also im entspannten, dauerhaften schwimmen, ähnlich dem Gehen der Men-

schen. Während *Anguilliforme* den gesamten Körper zur Fortbewegung einsetzen, mit besonderem Einsatz des Kopfes, bewegen *Thunniforme*, die effizientesten Schwimmer, nur die Kaudalflosse, was zu einer minimalen Kopfbewegung führt [134].

Die Kopfbewegung wird in den meisten Studien als einfache Rückkopplung der Bewegung der Kaudalflosse betrachtet (Rückstoß der Kaudalflossenbewegung), die minimiert werden soll, um mehr Vortriebskraft für biomimetische Roboter zu gewinnen [105]. Andere Studien sehen den Einfluss der Kopfbewegung als eine der bestehenden Forschungsfragen in der bioinspirierten Robotik und verweisen darauf, dass auch in der Schwimmkinematik von echten Fischen die Kopfbewegung noch nicht vollständig verstanden wurde [163].

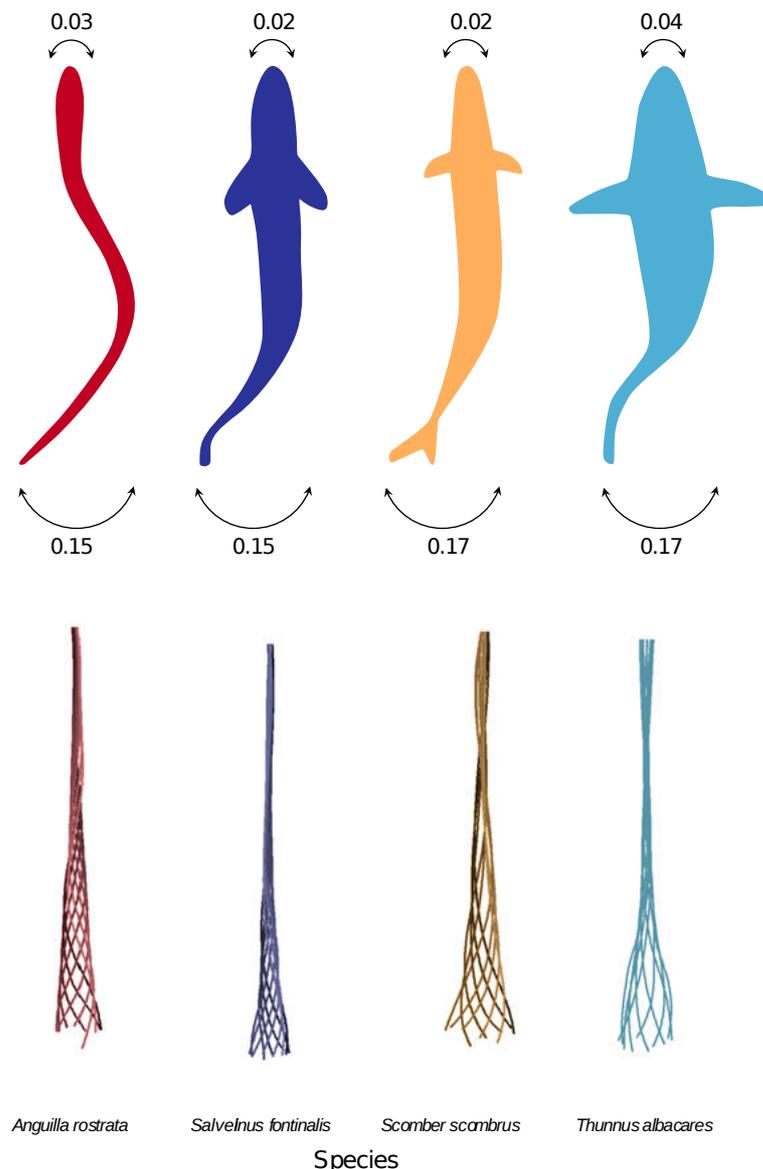


Abbildung 3.4: Neue Darstellung der Schwimmweise von Fischen anhand einer Hochgeschwindigkeits-Videoanalyse [130] .

Jüngste Veröffentlichungen deuten darauf hin, dass die übliche Klassifizierung, wie sie zuerst von Breder eingeführt wurde und die auf der Körpergeometrie und -steifigkeit basiert, sich nicht in den von Hochgeschwindigkeitsvideoaufnahmen beobachteten realen Bewegungsmustern widerspiegelt. So zeigen Videobeobachtungen an *cruisenden* Fischen, dass es nur ein einziges Bewegungsmuster für alle BCF-Schwimmer gibt [130]. Diese Bewegung kann, nach Di Santo *et al.*, durch ein Polynom zweiter Ordnung dargestellt werden. Für die in Abb. 3.4 dargestellten Bewegungsarten, ermittelten Di Santo *et al.* die nachfolgend dargestellte Hüllkurvenfunktion in einem 95% Konfidenzintervall mit einem Bestimmtheitsmaß $R^2=0,59$ für alle untersuchten Fische [130]:

$$y = 0,05 - 0,13x + 0,28x^2 \quad (3.2)$$

wobei x die Laufvariable entlang des Körpers und y die Auslenkung von der Mittellinie beschreibt.

Die Autoren der Studie gehen davon aus, dass sowohl die Kopf- als auch die Kaudalflossenbewegung für die Schwimmkinematik entscheidend sind. Der Hauptunterschied zwischen allen BCF-Bewegungsmustern liegt demnach in A) der Wellenlänge und B) der Anzahl der Wellen, die pro Schlag über den Körper laufen. Darüber hinaus und im völligen Widerspruch zu gängigen Konzepten stellten sie fest, dass die *tunniformen* Schwimmer von allen untersuchten Schwimmmarten das größte Verhältnis von Kopf- zu Kaudalflossenbewegung aufweisen [130]. Dies stellt die oben erwähnten Annahmen über die Rolle der Kopfbewegung als einfachen Rückkupplungsmechanismus, der so weit wie möglich unterdrückt werden muss, in Frage.

Auch Forellen richten ihren Kopf in eine andere Richtung aus, als die ihrer Kaudalflosse, dies geschieht immer abhängig von den Strömungswirbeln, die über ihren Körper rollen [100]. Die Verwendung einer *Kármán-gaiting-locomotion*, also eine gezielten Nutzung der periodischen Ablösung von Wirbeln hinter einem Hindernis in der Strömung, ermöglicht es bio-inspirierten flexiblen Unterwasserrobotern, die Energie aus den umgebenden Wirbeln zu nutzen [103].

Es gibt zahlreiche Studien zu den Fortbewegungsmustern von Unterwasserrobotersystemen, mit umfangreichen experimentellen Studien zu den Auswirkungen von Kaudalflossenbewegungen, der Länge der Kaudalflossen und ihrer Flexibilität. Sogar die komplexen kinematischen Bewegungsmuster der Roboterfische wurden intensiv untersucht, wobei sich die Studien jedoch immer auf die Kontrolle des hinteren Teil des Körpers konzentrierten [21, 48, 81, 88, 95, 104, 145, 157, 173]. Erst kürzlich wurde so eine sehr umfassende Studie über die Auswirkungen der Größe und Steifigkeit der Kaudalflosse mit unterschiedlichen Amplituden und Frequenzen auf das Manövrieren und die Schwimmgeschwindigkeit eines Roboters durchgeführt [148].

Einige neuere Forschungsarbeiten betrachten die Kopfdrehung, oft als *head shaking* (Kopfschütteln) bezeichnet, im Bewegungsmuster eines schwimmenden Roboterfisches einen Schlüssel zur Erzielung der Vortriebskraft [132, 105]. Eine detaillierte Studie über das *Kármán gaiting* von Fischen und Robotern und eine Analyse der Parameter für die Kopfbewegung, die laterale Translation, die Körperrotation und die Körperbiegung empfiehlt, sich bei der Vortriebserzeugung auf den Kopf und die Bewegung der vorderen Körperteile zu konzentrieren [13]. Zum besseren Verständnis der Komplexität des Schwimmens wird daher zunächst die Mechanik des Schwimmens eines Fisches

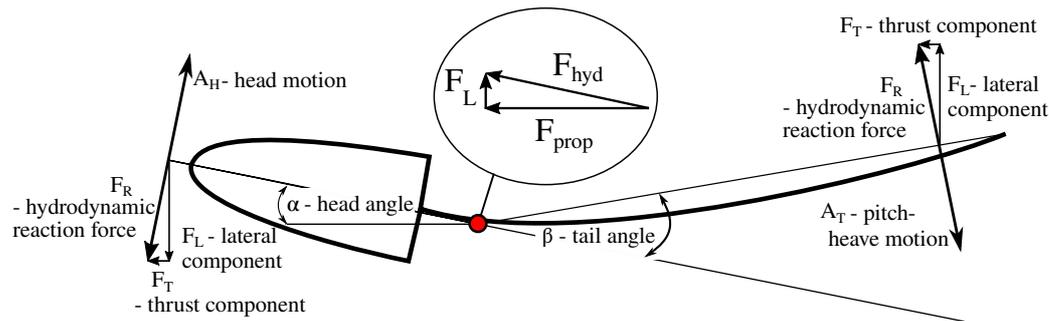


Abbildung 3.5: Kinematik und hydrodynamische Kräfte zur Beschreibung des Roboterfisches. Der rote Punkt ist der Drehpunkt. Die Auslenkungen der nicht aktivierten und flexiblen Kaudalflosse werden bei diesen Messungen nicht berücksichtigt [9].

und der Generierung der Schwimmkraft in Anlehnung an [134] analysiert (siehe Abb. 3.5):

1. Während der Gleitphase bewegt sich der Fisch nicht und es findet keine Impulsübertragung vom Fisch auf das Fluid statt. Vernachlässigt man die Inertialkräfte durch die Abbremsung seiner Bewegung, so wirken auf der Fisch nur die Widerstandskräfte des Fluids an den Oberflächen seines Körpers. Dieser Widerstand entsteht durch die Kräfte, die sich aus der Umlenkung des umgebenden Wassers und der Scherung in der Grenzschicht ergeben. Grund dafür sind die Viskosität des Wassers und Geschwindigkeitsgradienten, die sich aus der relativen Schwimmgeschwindigkeit des Fisches zum Wasser ergeben. Zusätzliche Verluste entstehen bei der Erzeugung von Wirbeln, wenn sich diese vom Körper ablösen.
2. Während des aktiven Schwimmens ist der Körper instationären Änderungen des Druckfelds und den daraus resultierenden Auftriebs- und Widerstandskräften ausgesetzt. Außerdem treten massebedingte Trägheitskräfte auf, die von der eigenen Masse und der Massenverteilung über den Körper entstehen.
3. Zusätzlich sorgen die bei der Bewegung verdrängten Wassermassen für weitere Kräfte, dies ist der so genannte *added-mass-effect*. Diese Kräfte sind mit den Schwimmbewegungen selbst entscheidend für das mechanische System. Die virtuelle, zusätzliche Masse und ihre Krafteinwirkung hängt von der Beschleunigung des Körpers, der Dichte der Flüssigkeit und ihrer Viskosität, sowie von der Form und Größe des Körpers ab.
4. Die resultierenden hydrodynamischen Reaktionskräfte F_R wirken auf den gesamten Körper immer in entgegengesetzter Richtung zur Bewegung des Fisches (im Folgenden A_H für die Kopf- und A_T für die Kaudalflossenbewegung genannt) und liefern eine seitliche- F_L und eine Schubkraftkomponente F_T .

Diese Resultierenden bilden die Gesamtkraft als Summe aller ihrer Anteile über den gesamten Körper. Die Kraftkomponente in der Bewegungsrichtung ist entscheidend für die Schwimmleistung. Sie wird im Folgenden F_{prop} genannt.

Da zur exakten Modellierung des Schwimmens keine analytischen Modelle existieren,

Undulatory and oscillatory swimming

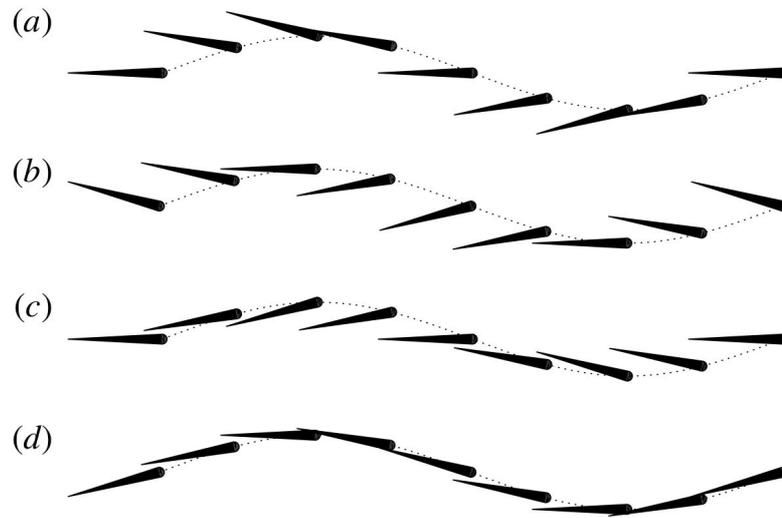


Abbildung 3.6: Die Bewegung der Kaudalflosse eines von links nach rechts schwimmenden Fisches mittels *heaving* und *pitching* mit einem Phasenversatz $\phi =$ (a) 0° , (b) 90° , (c) 180° und (d) 270° [151].

kann für das Design eines Roboters mit vereinfachten Modellen mit Vernachlässigung der Viskositätseffekte gearbeitet werden. Diese beinhalten jedoch große Abweichungen von der Realität, die in [173] auf 87,5 % im Vergleich zum Experiment quantifiziert wurde.

Eine grundlegende Analyse der Kinematik und Mechanik von oszillierenden Schwimmern, die für die hier vorliegende Studie von großem Interesse ist, wurde 2019 von Smits entwickelt [140]. Um die Strömungscharakteristik der Bewegung einer Kaudalflosse zu untersuchen, verwendete er die Analogie einer translatorischen Oszillation (*heaving*) eines Profils quer zu Strömung und der überlagerten Änderung seines Anstellwinkels (*pitch*) (siehe Abb. 3.6). Er vernachlässigte dabei den Einfluss der Körperbewegung, da er davon ausging, dass der Antrieb überwiegend von der Kaudalflosse abhängt.

Beim *heaving* wird die Schuberzeugung von den Auftriebskräften dominiert, während bei der *pitch* Bewegung die virtuellen Masseneffekte die Schuberzeugung dominieren. Über einen gesamten Zyklus gemittelt, skalieren jedoch beide Komponenten der Schuberzeugung mit dem Produkt aus (virtueller) Masse pro Länge ($\rho \cdot l$) und dem Quadrat der seitlichen (lateralen) Komponente der Bewegungsgeschwindigkeit der Kaudalflosse, was zeigt, dass die Schwimmgeschwindigkeit (axial) selbst den verallgemeinerten Schwimmmechanismus nicht beeinflusst.

Dieses Ergebnis ist später von Bedeutung, da es zeigt, dass der Versuchsaufbau mit einem fixiertem Roboterfisch zur Messung der Vortriebskraft auch aussagekräftige Erkenntnisse über die Kinematik des freien Schwimmens liefert. Diese Hypothese wird

durch empirische Ergebnisse bestätigt [130]. So wurden bei allen experimentell untersuchten Arten der genannten Studie keine Veränderung der Schwimmarten oder -muster für verschiedene Schwimgeschwindigkeiten berichtet.

Es wurde aber eine Variation der Schlagfrequenz proportional zur Schwimgeschwindigkeit festgestellt. Das ist nachvollziehbar, denn der Strömungswiderstand und damit die Effizienz der Fortbewegung hängen, wie auch numerisch gezeigt wurde, stark von der Schwimgeschwindigkeit und der Schlagfrequenz der Kaudalflosse in Abhängigkeit von der Strouhal- (St) und der Reynolds-Zahl (Re) ab [133]. Grundsätzlich steigt die Schubkraft mit St und Re an. Der Wirkungsgrad steigt jedoch nur in Abhängigkeit von Re kontinuierlich an, bis er bei hohen Re und voller Turbulenz aufgrund der schwindenden Dominanz der Viskositätseffekte und damit der Widerstandskräfte asymptotisch wird. Ein Antriebsoptimum wird zwischen $St \approx 0,25$ und $0,35$ berichtet [149]. Andere Studien konstatieren sich auf einen weit größeren Bereich und eine Abhängigkeit von Re [133]. Die effizienteste *cruising* Geschwindigkeit ist daher ein Kompromiss zwischen Schub- und Widerstandskräften und hängt stark von der Form und Größe des Fisches bzw. der Flosse ab. Für die hier beschriebene Arbeit wurden diese Effekte der Strömungsgeschwindigkeit zunächst vernachlässigt: Um die Komplexität des Systems zu verringern, wurde für die nachfolgende Parameterstudie ein Becken mit stehendem Wasser verwendet. Im Kapitel 4 wurden sowohl der Tank als auch der Strömungskanal allerdings bei moderaten Re genutzt.

Zusammenfassend lassen sich folgende Punkte zur Schwimmkinematik der Roboterfisch festhalten:

1. Offensichtlich sind Fortbewegungsstrategien für Roboter mit vielen Beschränkungen verbunden, wie z.B. Materialien, ein starrer Kopf oder Körper und die Anpassung des Schwerpunkts [105]. Daher ist es eine Herausforderung, eine optimierte Kopfbewegung in einem Roboter zu implementieren und anzupassen, um einen maximalen Vortrieb und höchste Effizienz zu erzielen. Im Gegensatz zu echten Fischen sind die Bewegungsmuster von Robotern im Allgemeinen jedoch eher holzschnittartig und wenig komplex.
2. Außerdem hängt die Kopfbewegung nicht nur von der Massenverteilung, sondern auch von komplexen Fluid-Struktur- oder besser Fluid-Fisch-Interaktionen ab. Der virtuelle Masseneffekt, der sich aus der Verdrängung der Wassermassen durch die Kopfbewegung ergibt, hängt nicht nur von der Geometrie ab, z.B. von den Abmessungen der Oberfläche, die mit dem Wasser interagiert und der Kopfform ab, sondern auch von der Beschleunigung der Bewegung.
3. Die Steifigkeit des Körpers ist ein weiterer Schlüssel zu diesem multiphysikalischen Mechanismus. Aufgrund der geringeren Komplexität der Bewegung von Robotern und ihrer Erfassung, zum Beispiel durch Sensoren, im Vergleich zu echten Tieren, scheint es eine Herausforderung zu sein, die Kopfbewegung von Robotern vollständig zu unterdrücken oder adaptiv zu regeln, während echte Fische ihre Kopfbewegung ganz natürlich beim *Cruisen*, aber auch beim Manövrieren nutzen können.
4. Bisher haben alle der Autorin bekannten, von Fischen inspirierten Unterwasserroboter die Schwimmleistung echter Fische bei weitem nicht erreicht und die

Bewegungsmuster echter Fische nicht vollständig reproduziert. Das liegt wie bereits festgestellt an der Komplexität der Bewegung von echten Fischen und einer völlig anderen Massenverteilung im Körper eines echten Fisches im Vergleich zu einem Roboter [132]. Ein weiterer entscheidender Punkt ist die deutlich geringere Leistung im Verhältnis zur durchschnittlichen Dichte des Roboters bei künstlichen Antriebssystemen.

5. Einige analytische Modelle der Fortbewegungsmuster von Fischen in verschiedenen Bezugssystemen beschreiben eine signifikante Bewegung des Kopfes für BCF-Schwimmer [13, 132]. Andere Studien berichten, dass der effizienteste Schwimmer die größte Amplitude der Kopfbewegung im Verhältnis zur Bewegung der Kaudalflosse zeigte [130]. Es erscheint daher notwendig, die Kopfbewegung in bioinspirierten Antriebsstrategien zu untersuchen, da hier offensichtlich ein wissenschaftlicher Dissenz besteht.
6. In diesem Zusammenhang muss die Lage des Drehpunkts bekannt sein (siehe Abb. 3.5). Dieser Drehpunkt ermöglicht die Unterscheidung zwischen Kopf- und Kaudalflossenbewegung des Schwimmers und kann als entscheidender Parameter für ein effizientes und effektives Bewegungsmuster für biomimetische Fortbewegung angesehen werden.



Abbildung 3.7: Strömungssimulationen des LSS zur Konzeption des Antriebs erlauben eine Abschätzung der Antriebsleistung des Roboters [122]. Die Farbskala entspricht dem Betrag der Geschwindigkeit (hier 0,5 m/s).

Als Konsequenz aus diesen ersten Erkenntnissen wird deshalb nachfolgend die Auswirkung der Lage des Drehpunktes auf die Vortriebskraft mittels einer Parameterstudie untersucht. Das Ziel ist es, den optimalen Drehpunkt des Kopfes für eine weitere Verbesserung und schließlich eine systematische Optimierung des Bewegungsmusters zu bestimmen. Zunächst wird jedoch das Konstruktionskonzept des Roboterfisches erläutert.



Abbildung 3.8: Konzept der elektromagnetischen Muskeln im Experiment und als 3D Modell

3.1.4 Mechanische Konstruktion des Roboterfisches

3.1.4.1 Prototyp des Roboterbasierten Fischersatzsystems

Zu Beginn des Projektes wurden von Dennis Powalla, Doktorand am LSS, Strömungssimulationen durchgeführt um die erforderliche Antriebskraft des Roboters zu bestimmen (URANS $k-\omega$ -SST model). Sie ergaben eine mindest erforderlich laterale Auslenkungskraft von 1 N für einen Vortrieb von 1 m/s. Dazu wurde für einen generischen Fischkörper eine Schwimmbewegung bei einer Strömungsgeschwindigkeit von 0,3 bis 1 m/s simuliert (siehe Abb. 3.7). Die Bewegungsmuster wurden einer PhD thesis für biomimetische Unterwasserroboter entnommen [164].

Auf Basis der so gewonnen Zielstellung für die Aktuierung wurde ein elektromagnetischer Muskel (EM-Muskel) entwickelt und unter Betreuung der Autorin von Leonid Ignatov einem Studentischem Assistenten im Labor des Lehrstuhls hergestellt. Das Antriebskonzept bestand aus mehreren kleinen EM-Muskeleinheiten, die in einer Reihe hintereinander auf beiden Seiten eines Karbonskeletts aufgebracht wurden (siehe Abb.3.8).

Bei diesem Konzept war es möglich, jeden Muskel individuell anzusteuern, um auch komplizierte Bewegungen des Körpers zu realisieren. Die erste elektromagnetische Simulation wurde Mittels des Finite Elemente Werkzeugs COMSOL für zwei EM-Muskeln durchgeführt (siehe Abb. 3.9), die mit 2 N elektromagnetischer Kraft sehr vielversprechende Ergebnisse lieferte. Leider zeigte sich nach dem Bau des Prototypen, dass das Gewicht des Antriebssystems auch bei einer verbesserten Konstruktion zu groß werden würde, so dass Auftriebsneutralität nicht gewährleistet werden konnte.

Basierend auf der Literaturrecherche in Abschnitt 3.1.2 wurde deshalb das Konzept auf unkonventionelle Aktoren geändert und es wurde entschlossen MFC einzusetzen. Die Konstruktion der verschiedenen Prototypen des Roboterfisches wurde im Rahmen von zwei Bachelorarbeiten (Philip Heise und Yanneck Kiiski) unter Cobetreuung der Autorin und ihrer Tätigkeit als studentische Assistenten in Zusammenarbeit mit dem LSS entwickelt.

Um die Form des Kopfes und des Körpers zu bestimmen, wurde zunächst eine ca. 30 cm große Regenbogenforelle abgeformt und damit die identische Körperstruktur einer

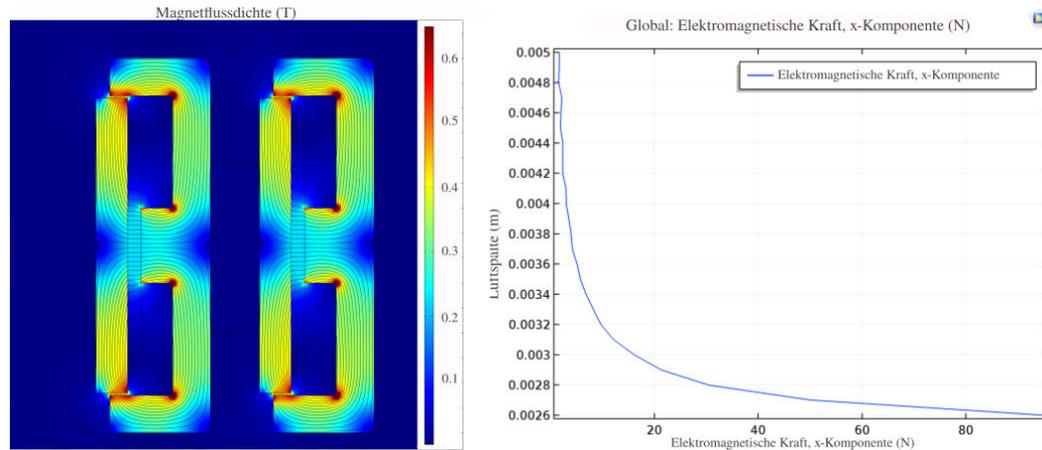


Abbildung 3.9: COMSOL Simulation zur Berechnung der erreichbaren Kraft mit zwei elektromagnetischen Muskeln. Links Flussdichte, rechts, Kraft zu Luftspalt-Verhältnis für einen Strom von 3,6 A

Forelle als 3D-Gussmodell nachgebildet. Nachfolgend wurde der Körper dann jedoch abstrahiert und nur die Größenverhältnisse wurden übernommen, da wenig wissenschaftlicher Gewinn aus einem viel komplexeren 3D gescannten Modell zu erwarten war. Der final entwickelte 360 mm lange Unterwasserroboter besteht in der aktuellen Version (siehe Abb. 3.10 und 3.11) aus folgenden Hauptkomponenten:

- Einem starren 3D-gedruckten Kopfteil von 100 mm, in dem sich die gesamte Elektronik, Sensorik und der MCU befindet
- Dem Kopf folgt ein flexibles Skelett auf der Basis einer dünnen (0,2 mm) Platte aus Glasfaserverstärkter Kunststoff (GFK), die einen geringen Biege widerstand für maximale Flexibilität in der Längsachse (longitunal, für den Vortrieb) und eine hohe Steifigkeit Sagittal (Bauch-Rücken) gewährleistet. Gleichzeitig bietet das Skelett eine hohe Zugfestigkeit und Steifigkeit und ersetzt damit die Wirbelsäule eines Fisches. Es umfasst auch die 60 mm lange, passive, flexible Kaudalflosse die mit Silikon überzogen wird
- Vier MFC-Aktuatoren, in einer Anordnung von zwei Paaren (jeweils als Beuger-Strecker bzw. als künstlicher Muskel angesteuert) von unterschiedlicher Größe und Leistung je Paar. Die MFC's sind auf den gegenüberliegenden Seiten der GFK-Platte angebracht. Jedes Paar der beiden einschichtigen MFCs bildet eine sogenannte Morphing-Struktur (Bimorph). Einzelheiten zur Ansteuerung werden in Abschnitt 3.1.6 erläutert.
- Der flexible Körper wird aus einem 2-Komponenten-Gel, das parallel als Isoliermaterial für die elektrischen und elektronischen Bauteile dient, in einer Gussform hergestellt. Das gleiche Material wird auch im 3D-gedruckten Kopf genutzt um die Bauteile vor Wasser zu schützen. Dieses Material bietet, neben der Wasserdichtigkeit und selbst heilenden Eigenschaften, eine sehr hohe Flexibilität (Shorehärte <4) und ermöglicht beschädigte Bauteile einfach auszutauschen.

Für eine Reproduktion des Designs sind die Spezifikationen der verwendeten Materialien in Tab. 3.1 zu finden. Weitere Einzelheiten sind den technischen Datenblättern

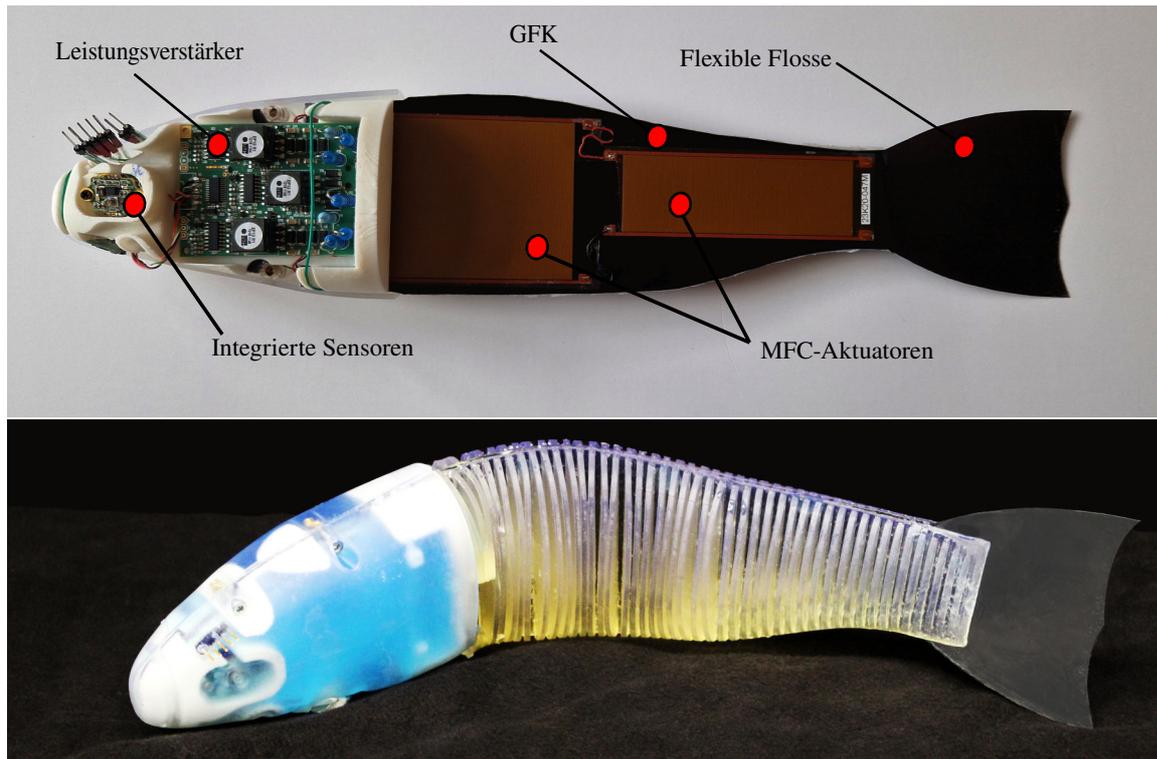


Abbildung 3.10: Die aktuelle Version des frei schwimmenden Roboters; die Obere Ansicht zeigt die inneren Komponenten des Roboterfisches. Das untere Foto zeigt eine Designstudie des freischwimmenden Roboterfisch mit 3D-gedrucktem Körper aus flexiblem Resin.

der Hersteller zu entnehmen.

Tabelle 3.1: Technische Daten der Hardwarekomponenten

GFK-Platte:

Hersteller	Alfa-Carbon	
Elastizitätsmodul E	[Pa]	$60 \cdot 10^9$
Dichte	[kg/m ³]	1560
Ausrichtung der Fasern	[°]	0/90

MFC-Aktuatoren:

Hersteller:	Smart Material	
Aktuator I & II	M-8557P1	
Aktuator III & IV	M-8525P1	
Freie Dehnung	[ppm]	1350
Betriebsspannung	[V]	-500 - +1500

Leistungsverstärker:

Typ		microHVA-2
Hersteller		Smart Material
Kontrollsignal		PWM und I^2C
Eingangsspannung	[Vdc]	12 - 16
Ausgangsspannung	[Vdc]	0 - 2000 500 bias
MCU:		
Hersteller		Texas Instruments
Typ		TI-F28069
DMS:		
Hersteller		ME-Meßsysteme
Typ		ME-1-ly46-6-350
RETERO Sensoren:		
Hersteller		Taltech
Abtastrate	[Hz]	10, 25, 50, 100
Beschleunigungssensoren	[g]	$\pm 2, 4, 8, 16$
Druck	[mbar]	300–1200
Gyroscope	[°/s]	125, 250, 500, 1000, 2000
Silikon-Beschichtung:		
Hersteller		Wacker
Typ		Elastosil M4600A/B
Polyurethan-Beschichtung:		
Hersteller		Mibenco
Typ		Flüssiggummi - Pur
Zweikomponentengel:		
Hersteller		Raytech
Typ		84071 MAGIC GEL
Schutzarten		IP68/IPX8 / IP69K

3.1.4.2 Anpassung des Roboters zur Optimierung des Antriebs

Für die nachfolgend präsentierte und in Kap.4 dargestellten Versuche war es notwendig Designanpassungen vorzunehmen. Die Messungen der Schwimmkraft wären mit einem freischwimmenden Roboterfisch nicht direkt durchführbar. Der Roboterfisch wurde deshalb an einer Messeinrichtung fixiert, die nur noch einen Freiheitsgrad des Gesamtkörpers, nämlich eine Drehbewegung um die Sagitalachse (Bauch-Rücken) erlaubt, was einer Gierbewegung der Flugmechanik entspricht.

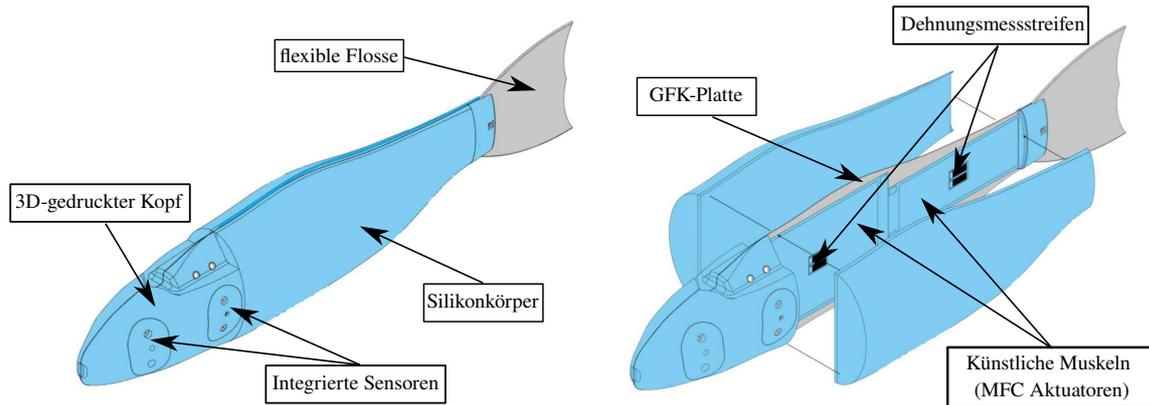


Abbildung 3.11: Designkonzept für den Roboterfisch, einschließlich des 3D-gedruckten Kopfes, flexiblen Seitenkörpern aus gegossenem Silikon und den MFC-Aktuatoren auf einem GFK-Skelett. Abb. Yanneck Kiiski (Bachelorarbeit unter Betreuung der Autorin)

Der Kopfteil wurde dazu neukonstruiert und mit einem austauschbaren Halter versehen. Dieser kann an einem kugelgelagerten Messbalken fixiert werden (Einspannung), der selbst drehbar gelagert wurde (ein Freiheitsgrad: Rotation). Letzteres ermöglicht die Kopf- bzw. Körperdrehung, die mit einem auf dem Hall-Effekt basierten Drehgeber gemessen wird. Der Kopf selbst wurde als massives, zweigeteiltes 3D Druckbauteil ausgeführt. Es wurden Kabelkanäle vorgesehen, da die gesamte Elektronik und die MCU anstatt im Kopf außerhalb des Wassers platziert wurden. Auf die seitlichen Silikonkörper (Filets) wurde in den Versuchen zwecks besserem Zugang zu den MFC Aktoren verzichtet.

Der gesamte aktive Teil wurde mit mehreren sehr dünnen Schichten aus Polyurethan und einer Silikonpolymerbeschichtung (siehe Tab. 3.1) zur Abdichtung überzogen. Aufgrund ihrer geringen Dicke haben sie einen vernachlässigbaren Einfluss auf die Roboterkinematik. Es wurden jedoch einige geringfügige Dämpfungseffekte durch die Beschichtung auf die Dynamik der Aktuierung erwartet. In Kooperation mit der Hochschule Magdeburg-Stendal (Prof. Christian-Toralf Weber) wurde eine Analyse des Systems mittels Finite-Elemente-Methode unter Verwendung des proprietären Softwarepakets Ansys Workbench durchgeführt (siehe Abb. 3.12). Die MFC Aktuatoren wurden mit der MEMS Erweiterung modelliert. Die Materialkennwerte in der Simulation entsprachen den Datenblättern des Herstellers (siehe Tab. 3.1). Die Rand- und Eingangsbedingungen der Simulation, wie Aktuierungsspannungen und resultierende entsprechende Verformungen, entsprachen den Kalibrierdaten für das kinematische Modell, dass nachfolgend in Abschnitt 3.2.3.3 dargestellt ist. Die Ergebnisse zeigten eine sehr gute Übereinstimmung mit der dynamischen Betätigung (RMS-Abweichung von 0,07 mm von den optischen Messungen) ohne Berücksichtigung von Beschichtungs- und Verbindungsmaterialien. Der Einfluss der Beschichtungen ist daher als vernachlässigbar anzusehen [156].

Die Gesamtmasse des Roboters (ohne Silikonkörper) beträgt in der neuen Version 167-172 g mit folgender Masseverteilung: Der Kopf mit Kopfhalterung hat ein

Gewicht von 97 g. Die zusammengesetzte Masse, bestehend aus den vier MFC und der künstlichen Wirbelsäule sowie einer dünnen Silikonbeschichtung und den Kabeln, beträgt 75 g.

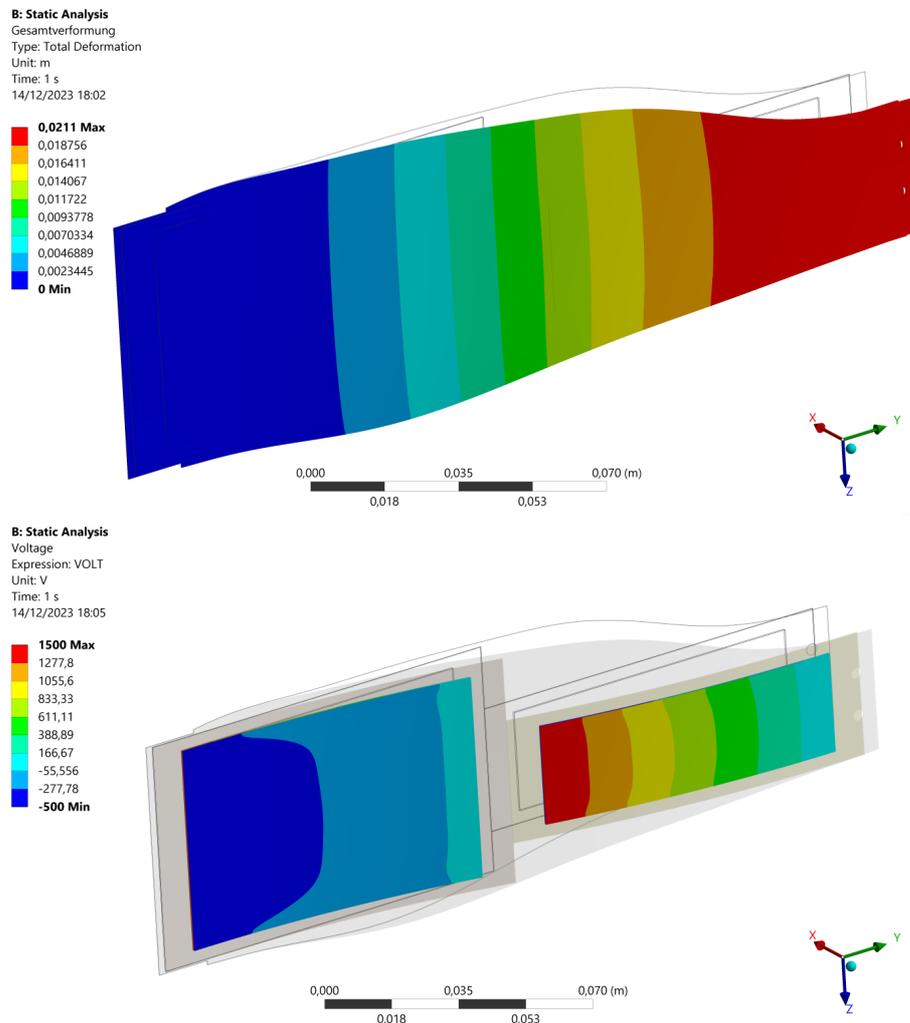


Abbildung 3.12: Analyse des Antriebs mittels Finite-Elemente-Methode zur Überprüfung der maximal erreichbaren Auslenkung mittels Piezokeramischen Elementen [156]

3.1.5 Sensorik zur Navigation und Erfassung der Turbinenpassagen

Wie bereits im Abschnitt 3.1 erwähnt, besteht das Ziel des RETERO Projekts darin, Tierversuche zu ersetzen. Wo dies noch nicht möglich ist, sollen durch Verbesserung der Methoden die Probandenzahlen verringert werden und das Leid der verbliebenen Probanden durch verfeinerte Ansätze vermindert werden (Prinzip der 3R: *Replace, Reduce, Refine*) [129]. Die Roboterfische sind Teil der experimentellen Methoden, die in diesem Projekt entwickelt werden. Um die Positionierung und Orientierung

eines Fisches während der Turbinenpassage zu berücksichtigen, müssen die Roboterfische sich mindestens in der Strömung ausrichten (sie verhalten sich *rheotaktisch*, was dem Projektziel entspricht) und bestenfalls selbständig durch die Turbine navigieren (was jedoch auf absehbare Zeit noch nicht möglich sein wird). Dabei müssen die Beschleunigungen bei Kollisionsereignissen, Scherkräften und Abtriebsereignissen sowie der Druck zur Erfassung von möglichen Barotraumen gemessen werden. Die Environmental Sensing and Intelligence Group der Taltech Universität in Estland entwickelte als Projektpartner Sensoren, die in den 3D-gedruckten starren Kopf integriert wurden (siehe Abb. 3.13). Die Sensoren haben eine Abtastrate von 100 Hz und sind für eine Wassersäule von mindestens 30 m ausgelegt. Die Kommunikation mit der MCU erfolgt über I^2C . Der Roboterfisch richtet sich mit Hilfe der zwei integrierten IMU-Sensoren in der Strömung aus. Nach jeder Passage werden die Daten von der MCU ausgelesen und gleichzeitig die schnellladefähigen Akkus über den dazu genutzten USB-Port mit 5 Vdc geladen.

3.1.6 Konzeption der Regelung und des Antriebs

Der Antrieb des Roboters basiert auf vier piezoelektrischen MFC-Flächenaktuatoren. Diese Aktoren wurden bereits in biomimetischen Roboterfischen eingesetzt [29, 33, 144]. Die Entscheidung MFC zu benutzen beruhte auf der zuvor dargestellten Recherche aber auch auf der industriellen Verfügbarkeit der Aktoren. Piezokristalle dehnen sich bei Anlegen einer positiven Spannung aus und ziehen sich bei Anlegen einer negativen Spannung zusammen. Sie können daher sehr gut als künstlichen Muskeln genutzt werden. Wie in Abschnitt 3.1.4 bereits erwähnt, wurden die MFC in zwei Paaren mit unterschiedlichen Größen und Leistungen im flexiblen Teil des Körpers angeordnet. Die piezokeramischen Verbundbauteile

werden vollflächig auf eine sehr dünne biegeelastische Faserverbundplatte mit hoher Zugfestigkeit verklebt. Diese Flächenaktoren können als künstliche Muskeln (KM) eingesetzt werden und eignen sich sehr gut für einen Roboterfisch, da sie gleichzeitig das Skelett nachahmen und genug Raum für ein flexibles „Fischfilet“ lassen.

In dieser Studie wurde entschieden, die Aktuatoren einzeln mit einer sinusförmigen Spannung anzutreiben (3.4) und (3.3). Die Entscheidung war beliebig, jedes andere Steuersignal wäre ebenfalls möglich. So untersuchten z.B. Zhong *et al.* [173] auch Dreieck- und Rechteckssignale, wobei die Sinussignale die besten Vortriebs-eigenschaften generierten. Der hier entwickelte Multi-Aktuator-Aufbau ermöglicht eine Bewegung mit fünf frei einstellbaren Parametern zur Antriebssteuerung:

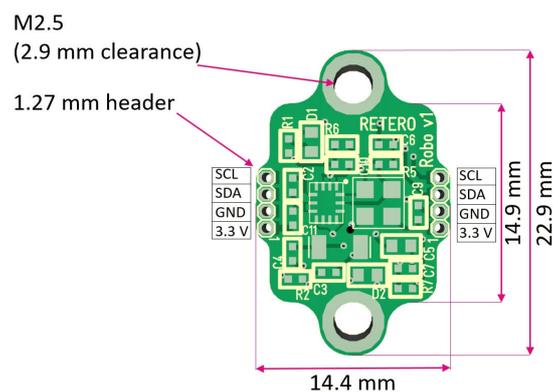


Abbildung 3.13: Platine der von der Taltech für das RETERO-Projekt entwickelten Sensoren. Bild erstellt von Gert Toming im Environmental Sensing and Intelligence Group der Taltech Universität

- zwei Spannungsamplituden (A_1 & A_2)
- zwei Antriebsfrequenzen (f_1 & f_2)
- sowie einer Phasenverschiebung (ϕ) zwischen den beiden Sinusfunktionen

Es wurde auf eine Signalführung (schließen des Regelkreises) zum Aufbau einer Lageregelung verzichtet, da dies in der vorliegenden Konfiguration nicht notwendig erschien und eine einfachere Steuerung über die Ausgangsspannung als ausreichend betrachtet wurde. Mit der in Kap. 3.2.3 beschriebenen Messung der Körperdehnung mittels Dehnungsmessstreifen (DMS), wäre dies jedoch möglich gewesen.

Die künstliche Muskeln können unabhängig voneinander mit zwei Hochspannungs-Leistungsverstärkern betrieben werden. Für das Projekt wurde zunächst der Leistungsverstärker AMD2012-CE3 des MFC Herstellers verwendet. Im Verlauf des Projekts wurden dann aber die verbesserten Leistungsverstärker des Herstellers, microHVA-2, zur Versorgung der MFCs genutzt, was jedoch keinen Unterschied auf das Antriebskonzept bedeutet und nur der Vollständigkeit halber erwähnt wird. Beide Modelle bieten eine regelbare Ausgangsspannung von -500 V bis +1500 V. Die Steuerung erfolgt über ein PWM-Signal mit Impulsen von 1 bis 2 ms und einer Periode von 5 ms in 3,3-V-Logik. Das PWM Signal wird mit dem Mikrocontroller (TI-F28069) erzeugt, auf dem die Steuerungsalgorithmen implementiert wurden.

Aufgrund der Hardwarekonfiguration ist es wichtig, die Aktuatorpaare - die als KM auf gegenüberliegenden Seiten angeordnet sind - komplementär anzusteuern (Beuger-Strecker), um eine angemessene Antriebsleistung zu erreichen, ohne die MFCs zu beschädigen. Software-implementierte Spannungsbegrenzungen schützen daher die MFC vor einer Depolarisierung der Dielektrika.

Es ergibt sich ein Satz von zwei unabhängigen Funktionen für die Leistungsverstärker des Antriebs:

$$X_1 = A_1 \cdot \sin(2\pi f_1 \cdot t) \quad (3.3)$$

$$X_2 = A_2 \cdot \sin(2\pi f_2 \cdot t + \phi) \quad (3.4)$$

Jeder Leistungsverstärker treibt einen KM mit zwei Kanälen an. Die Ausgangsspannungen der Leistungsverstärker, x_{i1}, x_{i2} , haben eine Phasenverschiebung von 180° . Diese komplementären Spannungen sind in Gleichung (3.5) dargestellt. Hier beträgt die *peak-to-peak*-Spannung V_{pp} des Leistungsverstärkers 2000 Vdc und der Verstärker hat ein *Bias* von +500 Vdc.

$$x_{i1} = -x_{i2} = V_{pp} * X_i + V_{bias} \quad (3.5)$$

Abb. 3.14 zeigt ein Beispiel für die komplementären Antriebssignale der KM. Dabei wird KM I mit einer Steuerspannung X_1 (Ausgang MCU, oberes Diagramm blau) mit voller Amplitude angesteuert ($A_1=1$). Das führt zu zwei 180° phasenverschobenen Ausgangsspannungen am Leistungsverstärker (unteres Diagramm (blau), mit x_{11} , durchgezogene Linie und x_{12} , gestrichelte Linie) für die beiden MCF des KM I mit einer Spannungsamplitude von -500 V (Kontraktion) zu +1500 V (Expansion). Analog dazu ist das Signal X_2 (Ausgang MCU, oberes Diagramm, violett) für KM II, allerdings mit einer halben Amplitude ($A_2=0,5$). Dies führt zu einer Ausgangsspannung am Verstärker von 0 V (Kontraktion) zu 1000 V (Expansion) für x_{21} und x_{22} .

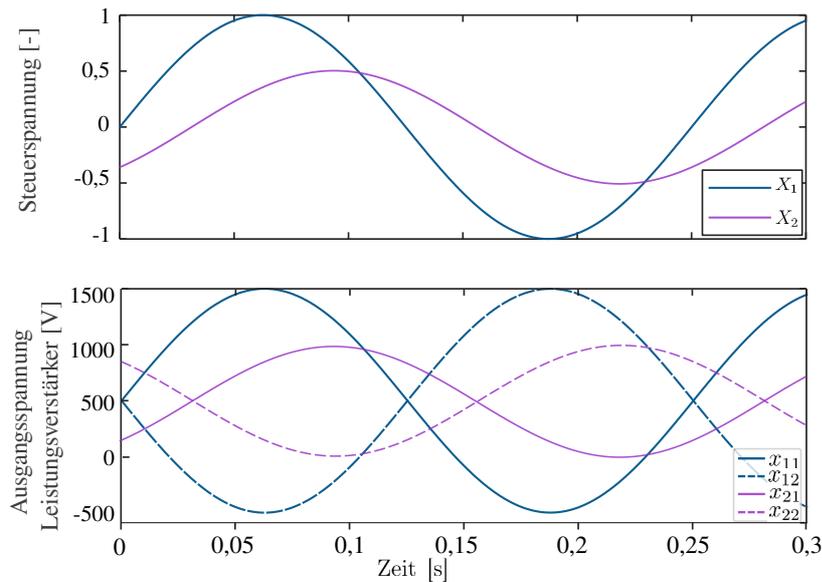


Abbildung 3.14: Ein Beispiel für ein Steuersignal für die Leistungsverstärker. Die Signale x_{11} und x_{12} sind komplementär und wurden für beide Aktuatoren des KM I verwendet (volle Amplitude). x_{21} und x_{22} liefern das phasenverschobene Signal für KM II (bei halber Amplitude) mit unabhängigen Amplituden und Frequenzen zu KM I. [6]

3.2 Experimenteller Versuchsaufbau

3.2.1 Versuchstank am Lehrstuhl für Strömungsmechanik und Strömungstechnik (LSS)

Um die Versuche im stehenden Wasser durchzuführen, wurden für die Parameterstudie und die darauf folgende Bewegungsoptimierung für den Antrieb des Roboterfisches (Kap. 4.3.3) das Becken des Schlagsimulators genutzt, der im Rahmen des RETERO Projekts von Wolf Iring Kösters in der Versuchshalle des Lehrstuhl für Strömungsmechanik und Strömungstechnik (LSS) errichtet wurde [90]. Das transparente $700 \times 600 \times 3500$ mm große Becken ist aus Polycarbonat gefertigt und ermöglicht einen optischen Zugang zu dem Versuchsaufbau (Abb. 3.15).

Da in der ersten Entwicklungsphase des Roboterfisches die Wasserdichtigkeit der isolierenden Silikonschichten, insbesondere wegen offensichtlicher Materialermüdung durch die Aktuierung des flexiblen Körpers, noch nicht dauerhaft garantiert werden konnte und die Aktuierung im Hochspannungsbereich erfolgt, wurde das Becken mit destilliertem Wasser ($6 \mu\text{S}/\text{cm}$) gefüllt, um die Leitfähigkeit des Wasser so weit wie möglich zu verringern.

3.2.2 Definition der erforderlichen Messtechnik

Die Konzeption des Versuchs und der Messtechnik ist zweifellos der schwierigste und zeitaufwändigste Teil einer experimentellen Optimierung. Der nachfolgend präsentierte Aufbau wurde daher sowohl zur Durchführung der Parameterstudie zum Einfluss

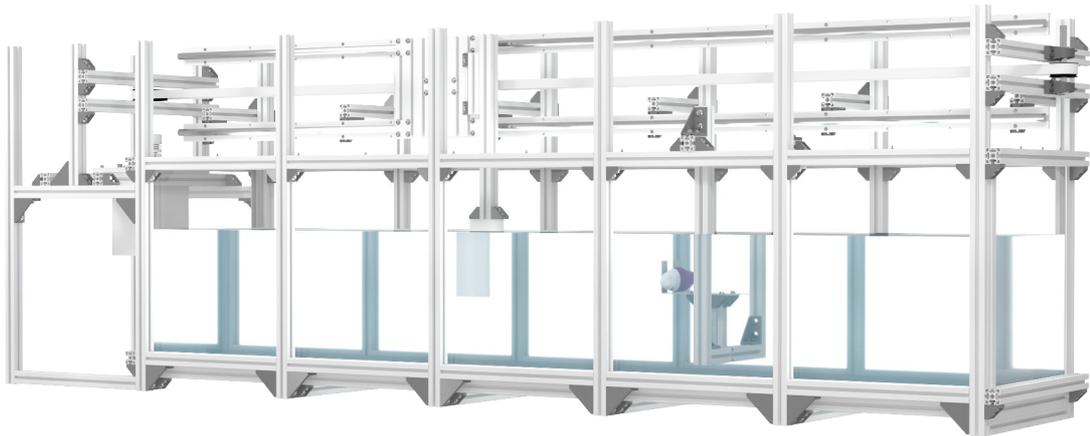


Abbildung 3.15: Das Becken des im Rahmen des RETERO Projekts errichteten Schlag-simulators am LSS wurde für die nachfolgenden Versuche genutzt [90].

der Kopfbewegung, als auch für die im Kapitel 4 durchgeführte Optimierung der Schwimmbewegung des Roboters genutzt.

Die Fluid-Struktur-Interaktion eines flexiblen Körpers, wie dem des Roboterfisches, ist aufgrund der nichtlinearen Rückkopplung von Körperbewegung und Strömung sehr komplex. Es ist nicht möglich, eine genaue Kenntnis über die tatsächliche Körperbewegung zu erhalten, ohne zusätzliche Positionsrückmeldungen für den flexiblen Teil zu nutzen. In Abschnitt 3.2.3 wird daher ein Messkonzept basierend auf einem kinematischen Modell dargestellt, das die Verformung des angetriebenen Körpers mit Dehnungsmessstreifen (DMS) an zwei Punkten verfolgt und daraus die gesamte Verformung des Körpers ableitet.

Die zweite Herausforderung besteht darin, die Vortriebskraft in Abhängigkeit von der Kopfbewegung zu bestimmen. Zu Beginn dieser Studie musste daher zunächst ein geeigneter Aufbau zur Messung der Antriebskraft für verschiedene Bewegungsmuster entwickelt werden.

Eine direkte Kraftmessung eines frei schwimmenden Roboters mit sechs Freiheitsgraden in der Bewegung ist nicht direkt möglich, da jeder Kraftsensor den Roboter in mindestens einem Freiheitsgrad einschränken muss. Optische Messverfahren erfordern ein paralleles Modell, um die zugrunde liegende Mechanik abzuleiten, was mit zusätzlichen Unsicherheiten verknüpft ist. Daher wurde in der Studie ein Haltemechanismus entwickelt, der in Kap. 3.2.4.1 näher beschrieben und in Abb. 3.16 dargestellt wurde. Er erlaubt es die Bewegung auf einen einzigen Freiheitsgrad zu beschränken (Drehbewegung in der Sagitalachse) und die Vortriebskraft zu messen.

Parallel muss der Verbrauch des Roboters gemessen werden um die Kosten des optimalen Bewegungsmusters zu ermitteln. Der Verbrauch wird auf der Niederspannungsseite des Leistungsverstärkers gemessen, da Messungen im Hochspannungsbereich schwieriger zu realisieren sind. Das Messprinzip wird in Kap. 3.2.5 beschrieben.

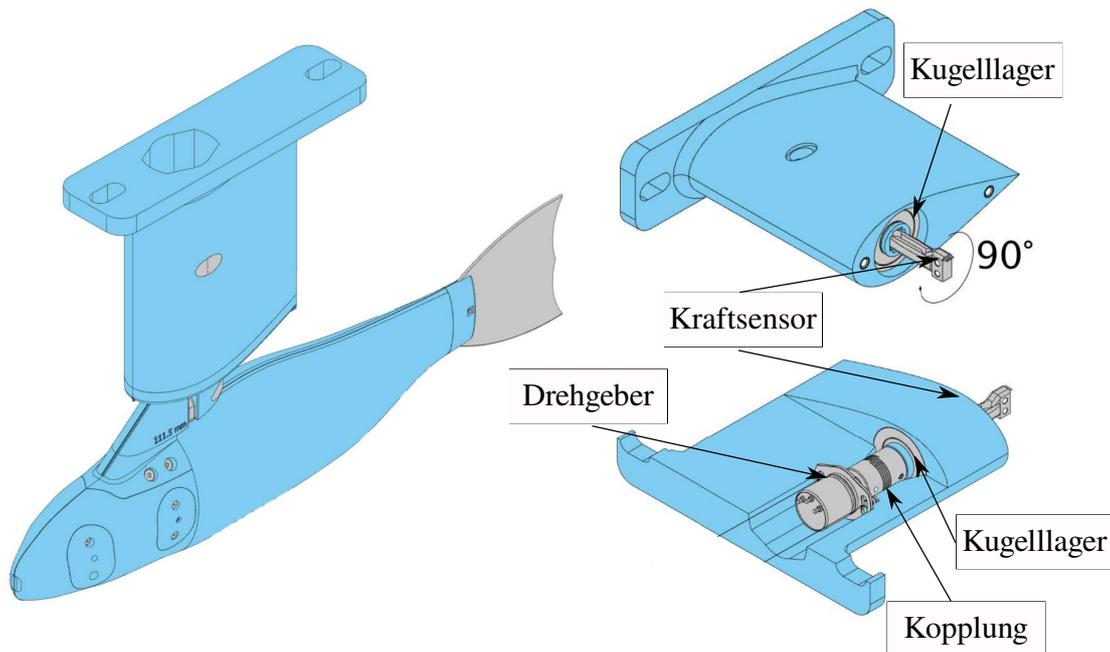


Abbildung 3.16: Darstellung des Messkonzepts für die Vortriebskraft des Roboterfisches. Abb. Yanneck Kiiski (BA unter Betreuung der Autorin).

3.2.3 Messung der Körperbewegung

MFCs können entweder als Aktuator oder als Sensor verwendet werden. Um die maximal erreichbare Amplitude und Kraft zu erzielen, ist es sinnvoll, beide MFCs als Aktuator in jedem KM zu verwenden und nicht eine Seite zu steuern, während das Gegenstück die Dehnung erfasst. Die genaue Positionsrückmeldung kann durch Verfolgung der aktuierten Dehnung am Skelett erreicht werden. Wie später gezeigt wird, erfordert dies die Kenntnis von nur zwei Punkten des kinematischen Systems, die sich auf den Aktuatoren befinden. Aus diesem Grund wurden Dehnungsmessstreifen an jedem KM installiert und als Vollbrücken (Wheatstone-Brücken) angeordnet. Zum Auslesen der Biegung anhand der gemessenen Spannungsänderung auf den Dehnungsmessstreifen jeder Vollbrücke wurde eine selbst entwickelte Signalverstärkerplatine, mit einem Verstärkungsfaktor von 110, mit einem guten Signal-Rausch-Verhältnis im Rahmen einer studentischen Projektarbeit von Florian Aust und einer erweiterten Version von Bilal Badar als studentischer Assistent unter der Betreuung der Autorin entwickelt. Aus diesen beiden Messpunkten ergeben sich zwei Datensätze für die gesamte Länge des flexiblen Teils des Roboterfisches (Abb. 3.17). Für eine eingespeiste Antriebsspannung ermöglicht dies eine Korrelation zwischen dem Spannungssignal der Dehnungsmessstreifen und der tatsächlichen Dehnung der KM. Dadurch wäre es sogar möglich einen geschlossenen Regelkreis aufzubauen, was hier jedoch nicht verfolgt wurde. Allerdings liefert diese Kenntnis noch keine Informationen über die Biegung des flexiblen Körpers. Deshalb wurde ein kinematisches Modell entwickelt und kalibriert, das es erlaubt die Verformung des Gesamtkörpers zu errechnen.

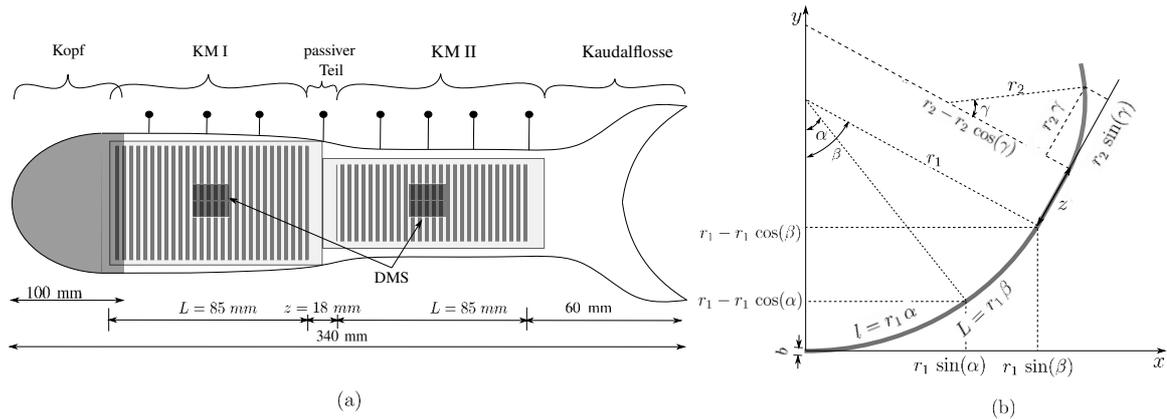


Abbildung 3.17: (a) Konzept des Roboterfisches mit Aktuatoren und Dehnmessstreifen (b) Kinematisches Modell der Körperverformung. Abbildung entnommen aus [6]

3.2.3.1 Kinematisches Modell

Für das kinematische Modell des Roboters wird zunächst angenommen, dass der Körper an der Kopfseite fixiert ist, was die reale Konstruktion recht gut widerspiegelt. Er verhält sich also wie ein eingespannter Balken. Der restliche Teil kann als aus drei unabhängigen Segmenten zusammengesetzt betrachtet werden, wie in Abb. 3.17 (rechts) dargestellt wurde.

- Während sich ein Aktuator im KM auf einer Seite ausdehnt, zieht sich der komplementäre Aktuator zusammen. Nach der Euler-Bernoulli-Balkentheorie dient die GFK-Platte in der Mitte als neutrale Faser des Balkens, was durch den hohen Elastizitätsmodul der GFK-Platte noch verstärkt wird (minimale Streckung der Gesamtlänge). In Folge wird das mittlere Segment der GFK-Platte als konstant angesehen.
- Die Dehnung des Aktuators auf der einen Seite und die Kontraktion seines Gegenstücks auf der anderen Seite führen zu einer kreisförmigen Biegung des Körpers im Bereich der beiden KM Abschnitte, während sie angetrieben werden.
- Die kreisförmige Biegung hängt von der Dehnung der Oberfläche bzw. in diesem Fall der Aktuatoren ab, was zu den Radien r_1 und r_2 führt. Sie hängen von der Stärke b der Karbonplatte (Wirbelsäule) sowie von der Dehnung ϵ_1 und ϵ_2 der beiden aktiven Teile ab. Die beiden aktiven Teile haben jeweils eine Länge von $L = 85 \text{ mm}$.
- Zwischen den beiden aktiven Bereichen verbleibt ein passiver Teil. Dieser steife Teil wirkt als drittes Segment, hat eine Länge von $z = 18 \text{ mm}$ und verhält sich linear. Hier ist die Schwachstelle des Systems und des Modells zu sehen. Es muss deshalb darauf geachtet werden, dass der passive Teil eine ausreichende Biegesteifigkeit aufweist, um eine Biegung zu unterdrücken.

Das Modell bezieht sich deshalb auf drei Bezugsrahmen, die jedem Segment in Abb 3.17 (rechts) entsprechen. Insgesamt führt dies zu drei voneinander abhängigen

Koordinatensystemen mit überlagerten Bewegungen, die durch eine zweidimensionale Rotationsmatrix definiert sind, die aus den vorherigen Segmenten abgeleitet wurde. Dementsprechend kann die Position eines Punkts der Wirbelsäule in der xy -Ebene durch eine parametrische Gleichung für die Bogenlänge l wie folgt beschrieben werden:

für $0 \leq l \leq L$ (Segment I, KM I):

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 \sin(\alpha) \\ r_1 - r_1 \cos(\alpha) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

indem $\alpha = \frac{l}{r_1}$ und $r_1 = \frac{b}{\epsilon_1}$

für $L \leq l \leq L + z$ (Segment II, passiv):

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & -\sin(\beta) \\ \sin(\beta) & \cos(\beta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l - L \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_1 \sin(\beta) \\ r_1 - r_1 \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

indem $\beta = \frac{l}{r_1}$ für $l > L + z$ (Segment III, KM II):

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & -\sin(\beta) \\ \sin(\beta) & \cos(\beta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_2 \sin(\gamma) + z \\ r_2 - r_2 \cos(\gamma) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_1 \sin(\beta) \\ r_1 - r_1 \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

indem $\gamma = \frac{(l-L-z)}{r_2}$ und $r_2 = \frac{b}{\epsilon_2}$

Durch Auswahl der Gleichungen (3.6)-(3.8) in Abhängigkeit von der Lage des Punktes l kann die $x - y$ -Position als Funktion der Länge und Dicke jedes Abschnitts sowie der Dehnungen zusammengefasst werden:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x(l, \epsilon_1, \epsilon_2) \\ f_y(l, \epsilon_1, \epsilon_2) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Die Abhängigkeit der Dehnung von den Ausgangsspannungen der DMS u_1 und u_2 ist gegeben durch:

$$\epsilon_i = k_i \cdot (u_i - u_{offi}), \quad i = 1, 2 \quad (3.10)$$

Setzt man diese in Gleichung (3.9) ein, so ergibt sich folgendes:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x(l, u_1, u_2, B) \\ f_y(l, u_1, u_2, B) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

wobei $B = \{k_1, k_2, u_{off1}, u_{off2}\}$ ein Parametersatz der DMS ist.

Zur Kalibrierung der Dehnungen ϵ_1 und ϵ_2 auf Basis des DMS-Signals wurde im Labor ein Experiment mit optischen Messungen in Luft als Umgebungsmedium durchgeführt. Es erlaubte die Auslenkung $y(l)$ für jedes Segment zu ermitteln und wird nachfolgend vorgestellt.

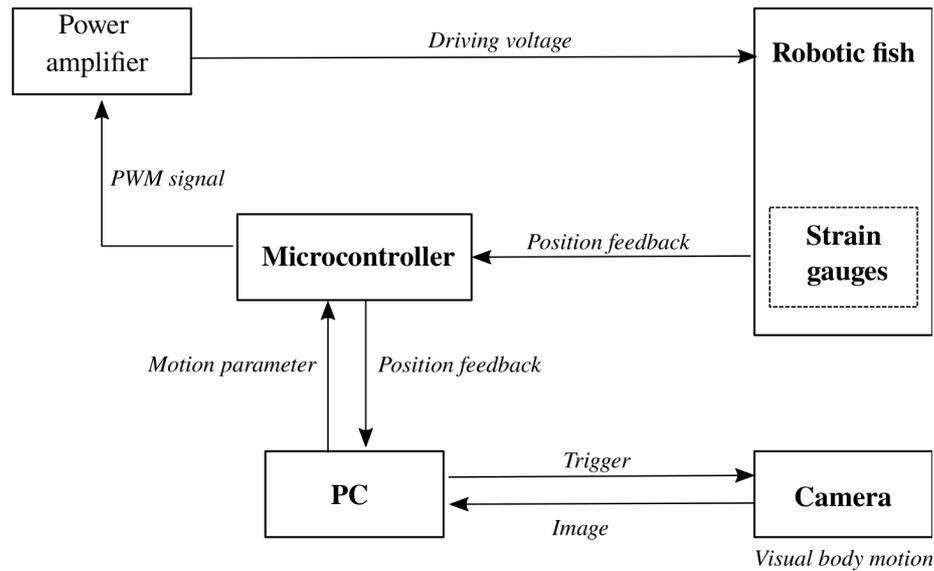


Abbildung 3.18: Signalflussdiagramm des Versuchsaufbaus für die optischen Messungen [6]

3.2.3.2 Kalibrierung des kinematischen Modells

Abb. 3.18 und 3.19 zeigen das Signalflussdiagramm und der Versuchsaufbau für die optischen Messungen. Acht weiße Stecknadelköpfe wurden in konstantem Abstand von 22,5 mm auf Wirbelsäule verteilt und befestigt (siehe Abb.3.19 (a)). Sie ermöglichen die Erkennung der Position des „Rückgrats“ des Roboters.

Eine GoPro Hero 9 Kamera (5184×3888 px²), die in einem Abstand von 140 mm über dem Körper angebracht war, erfasste die Verformung des Roboters. Die Aberrationen des Kameraobjektivs wurden mit der vom Hersteller bereitgestellten Funktion zur Objektivkalibrierung korrigiert. Der verbleibende Fehler wurde nach der Analyse eines Beispielbildes als vernachlässigbar eingestuft.

Die Aufnahmen der Kamera wurden über Python-Skripte mit dem Verstärkersignal der MCU synchronisiert. Dies ermöglichte die automatische Aufnahme und Verarbeitung der Bilder. Beim einer statischen Aktuierung der KM weisen die Aktoren eine kriechende Auslenkung auf, die sich je nach Antriebsspannung nach maximal 12 s stabilisiert. Alle Aufzeichnungen wurden bei solchen quasi-statisch ausgelösten Verformungen (statische Auslösung >12 s) durchgeführt.

Nach einer ersten Auswertung wurde festgestellt, dass das Skelett aufgrund von Hysterese-Effekten der Aktuatoren nicht in seine neutrale Position zurückkehrt. Dies ist jedoch nur bei statischen Versuchen oder bei unsymmetrischen Bewegungen der Fall. Um diesen Effekt zu eliminieren, musste nach jeder statischen Messung eine symmetrische periodische Bewegung, in diesem Fall eine gedämpfte sinusförmige Schwingungsfunktion, ausgeführt werden, die den Hystereseeffekt kompensierte.

Für die optischen Messungen wurde die Analyse des Rohmaterials mit klassischen Bildsegmentierungsalgorithmen aus den Bibliotheken `scikit-image` [152] und `SciPy`

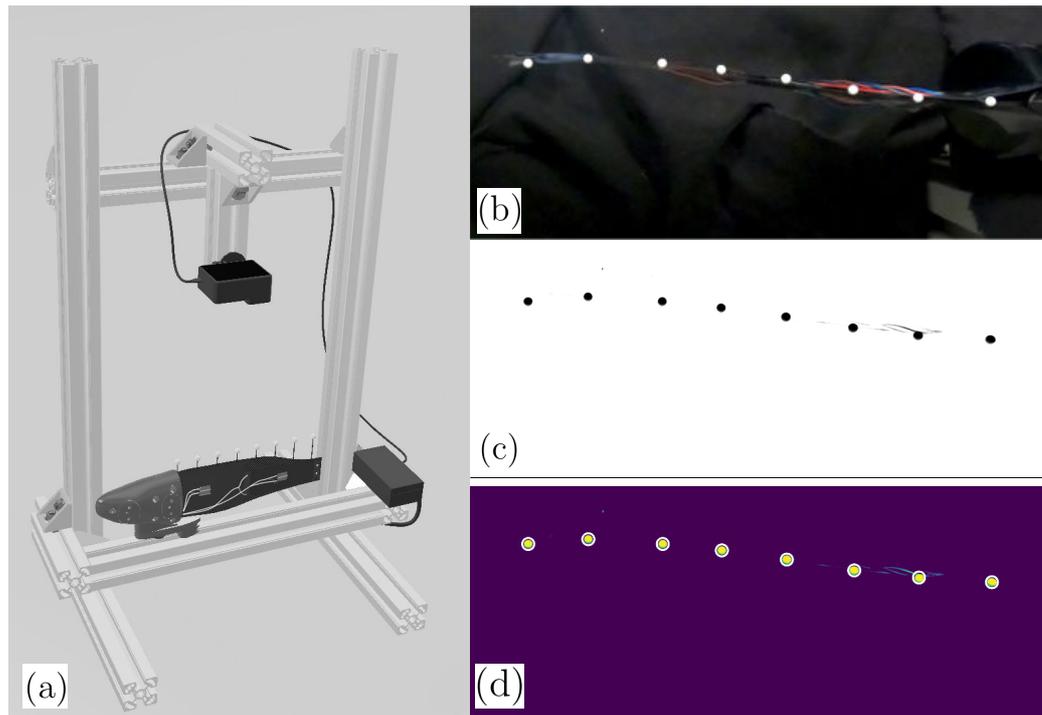


Abbildung 3.19: (a) Experimenteller Aufbau. In Abb. (b) bis (d) sind drei Stufen der Bildverarbeitung dargestellt: (b) Originalbild von der Kamera. (c) das Korrelationsbild als Ergebnis des Segmentierungsprogramms (d) Kontrollbild zur Überprüfung des Korrelationsprozesses [6]

[154] sowie mit Korrelationswerkzeugen aus NumPy [56] durchgeführt, bei deren Programmierung W.I. Kösters unterstützend involviert und dessen Methodik aus [91] die Grundlage bildete:

- Nach einer Kontrastverstärkung wurde in einem ersten Schritt eine symmetrische Matrix mit einem kreisförmigen *Kernel* von der Größe eines Stecknadelkopfes (40 px) zur Kreuzkorrelation über einen zuvor definierten Bildausschnitt zeilenweise iteriert.
- In einem zweiten Schritt wurde die Korrelationskarte anschließend mit einem Schwellwert gefiltert. Die Nadelköpfe, die acht Regionen mit den höchsten Korrelationspeaks, wurden mit einer `scipy.label`-Funktion erfasst.
- Anschließend wurden die Schwerpunkte der Nadelköpfe bestimmt, um ihre Koordinaten zu liefern.

3.2.3.3 Kalibrierung und Validierung des Modells

Die Daten der optischen Messungen in Verbindung mit dem synchronisierten Dehnungsmessstreifen-Signalen ermöglichen eine Korrelation von Dehnung und Bewegung und das Anpassen der Parameter der kinematischen Funktion. Wie in (3.10) ausgedrückt, sind ϵ_1 und ϵ_2 linear abhängig von der Ausgangsspannung der Dehnungsmessstreifen. Daher wurde die folgende, aus (3.11) abgeleitete Zielfunktion (3.12) minimiert, um k_1 und k_2 mit Hilfe der Optimierungsalgorithmus-Toolbox (MATLAB)

zu bestimmen:

$$\min_B \sum_{n=1}^8 \sum_{m=1}^M (y_{meas,n,m} - f_y(l_n, u_{1m}, u_{2m}, B))^2 \quad (3.12)$$

dabei ist $y_{meas,n,m}$ die gemessene Auslenkung, n entspricht der Markierung und m ist die korrespondierende normalisierte Aktor-Auslenkung $\{X_{1m}, X_{2m}\}$. Wobei m die Testnummer ist, da jeder Test mit unterschiedlichen Stellgrößen des Antriebs (X_1 und X_2) durchgeführt wurde. Es wurden Einschränkungen für die Drehwinkel jedes Segments definiert, die kleiner als 45° sein mussten. Dadurch wurde eine einzige Lösung für jede Nadelkopfposition garantiert.

Die maximale Spannung in Bezug auf das Offset ist $u_i = u_{max} = 1,65 \text{ V}$. Durch Kombinieren mit (3.12) und Lösen von k wurde folgendes Ergebnis erzielt:

$$k_{imax} = \frac{b \cdot \beta}{u_{imax} \cdot L} = 0,0081 \quad (3.13)$$

Die Messungen zur Gewinnung der Daten für die Regression der Kinematikfunktion wurden in drei Schritten durchgeführt:

1. Zunächst wurde nur KM I betätigt und in zwanzig statischen Positionen von 0 bis 100 % der Antriebsspannung X_1 beobachtet. KM II wurde in diesem Aufbau nicht betätigt und verhielt sich passiv. Die Ausgangsspannungen der Vollbrücken der Dehnungsmessstreifen wurden aufgezeichnet.
2. Im zweiten Schritt wurde ein analoger Testablauf für KM II wiederholt, während KM I als passiver Teil fungierte.
3. Im letzten Schritt des Experiments wurden beide KM betätigt. Es wurden mehrere gleiche und entgegengesetzte Auslenkungen untersucht.

In MATLAB wurden verschiedene Optimierungsmodelle untersucht, beginnend mit `fminsearch`, das die Simplex-Suchmethode nutzt [93], bis hin zu genetischen Algorithmen und einer Partikelschwarmoptimierung, ohne signifikante Abweichungen zu beobachten. Prinzipiell müssen die Verstärkungsparameter $k_{1,2}$ für alle Messungen konstant sein. Die folgenden Werte für die Gleichung (3.10) wurden durch eine konvergierte Lösung nach 92 Iterationen des Solvers über die Kinematikfunktion ermittelt:

Tabelle 3.2: Parametersatz der DMS nach (3.10)

k_1	k_2	u_{off1}	u_{off2}
0,0029	0,0025	1,4464	1,6156

Durch die Ermittlung der kinematischen Funktion zwischen der Biegekinematik und der Spannung der Dehnungsmessstreifen kann die Auslenkung des Körpers ohne erneute optische Messung bestimmt werden.

Während der statischen Tests erreichte die Kaudalflossen-Markierung des letzten Nadelkopfs eine Auslenkung von etwa 33 mm in eine Richtung. Dieser Wert kann mit der

zusätzlichen Länge der zuvor fehlenden Kaudalflosse auf etwa 50 mm für den gesamten Roboterfisch extrapoliert werden und summiert sich zu einer Gesamtauslenkung der Flosse von etwa 100 mm in der Luft (freie Bewegung). Es sollte beachtet werden, dass die Maximalauslenkung der Aktuatoren mit zunehmender Belastung abnimmt. Die optischen Messergebnisse und das zugehörige Spannungssignal der DMS-Vollbrücken sind in Abb. 3.20 dargestellt. Die Verschiebung (Ordinate) ist als Funktion der Länge (Abszisse) dargestellt, wobei die Achsen ungleich skaliert sind, um eine bessere Visualisierung zu erreichen. X_1 und X_2 sind von -1 bis 1 skaliert, wobei -1 und 1 für die maximalen gegenläufigen Amplituden in der Leistungsverstärker stehen ((3.3) & (3.4)); u_1 und u_2 liegt zwischen 0 und 3,3 V, während 1,65 V keine Verformung der DMS bedeutet.

Für jede der drei Messreihen sind das gemessene Spannungssignal und die berechnete Auslenkung entsprechend dem Versuchsverlauf dargestellt: (a) für eine einzelne Betätigung von KM I, (b) für eine einzelne Betätigung von KM II und (c) für KM I & II. Hier ist gut zu erkennen, dass sich der erste Messpunkt in der Nähe der Einspannung am Kopf kaum bewegt, während der letzte Punkt am Ende des aktiven Teils bei DMS-Signalen von $u_1 = 0,36$ V und $u_2 = 0,87$ V eine maximale Auslenkung von fast 33 mm erreicht.

Abb. 3.20 erlaubt auch die Validierung der Regression. Die Diagramme zeigen die berechnete Auslenkung der Wirbelsäule (durchgezogenen Linien), die mittels der DMS-Signale und (3.11) erzeugt wurden. Die acht Markierungen auf jeder Linie zeigen die durch optische Messungen erfasste Verschiebung der Nadelköpfe. Auch wenn diese Punkte nicht immer vollständig zueinander ausgerichtet sind, ist eine sehr gute Übereinstimmung festzustellen. Fehlerquellen liegen in den Ungenauigkeiten der Dehnungsmessstreifen und der Verstärkung, die sich auf die Bestimmung der Kinematikfunktion auswirken, sowie in optischen Messfehlern durch Linsenaberrationen, Bildsegmentierung und Korrelationen.

Die Genauigkeit der optischen Messung wurde zuvor in einem vorbereitendem Versuch ermittelt. Sie ergab einen RMS-Fehler von 0,007 mm oder 0,11 Pixel. Die maximale Abweichung vom Mittelwert betrug 0,12 mm. Zur Fehlerbestimmung wurden zehn aufeinander folgende Bilder des Aufbaus ohne jegliche Aktivierung der KM aufgenommen und verarbeitet. Die Ergebnisse wurden dann manuell durch Superposition von Bild und Erkennung überprüft.

Um die Fähigkeit der zuvor entwickelten und kalibrierten Kinematikfunktion zu validieren, wurde ein zweiter Satz von Testdaten mit mehreren Biegevorgängen gesammelt. Zu diesem Zweck wurden erneut quasistatische Bewegungen beider künstlichen Muskeln erzeugt.

Das Signal der Dehnungsmessstreifen und ein Bild der gebogenen Wirbelsäule wurden auf einem PC gespeichert. Die aus dem DMS-Signal und der kinematischen Funktion (3.11) erstellten Kurven wurden in Überlagerung auf dem entsprechenden Bild aufgetragen. Dies ermöglicht eine direkte visuelle Überprüfung der modellierten und erfassten Verschiebungen. Abb. 3.21 zeigt die Ergebnisse dieses Verfahrens.

Es ist zu erkennen, dass das Verfahren zuverlässig eine präzise Positionsrückmeldung mit hoher Genauigkeit liefert. Die Körperverformung kann so auf Basis von nur zwei Messpunkten bestimmt werden.

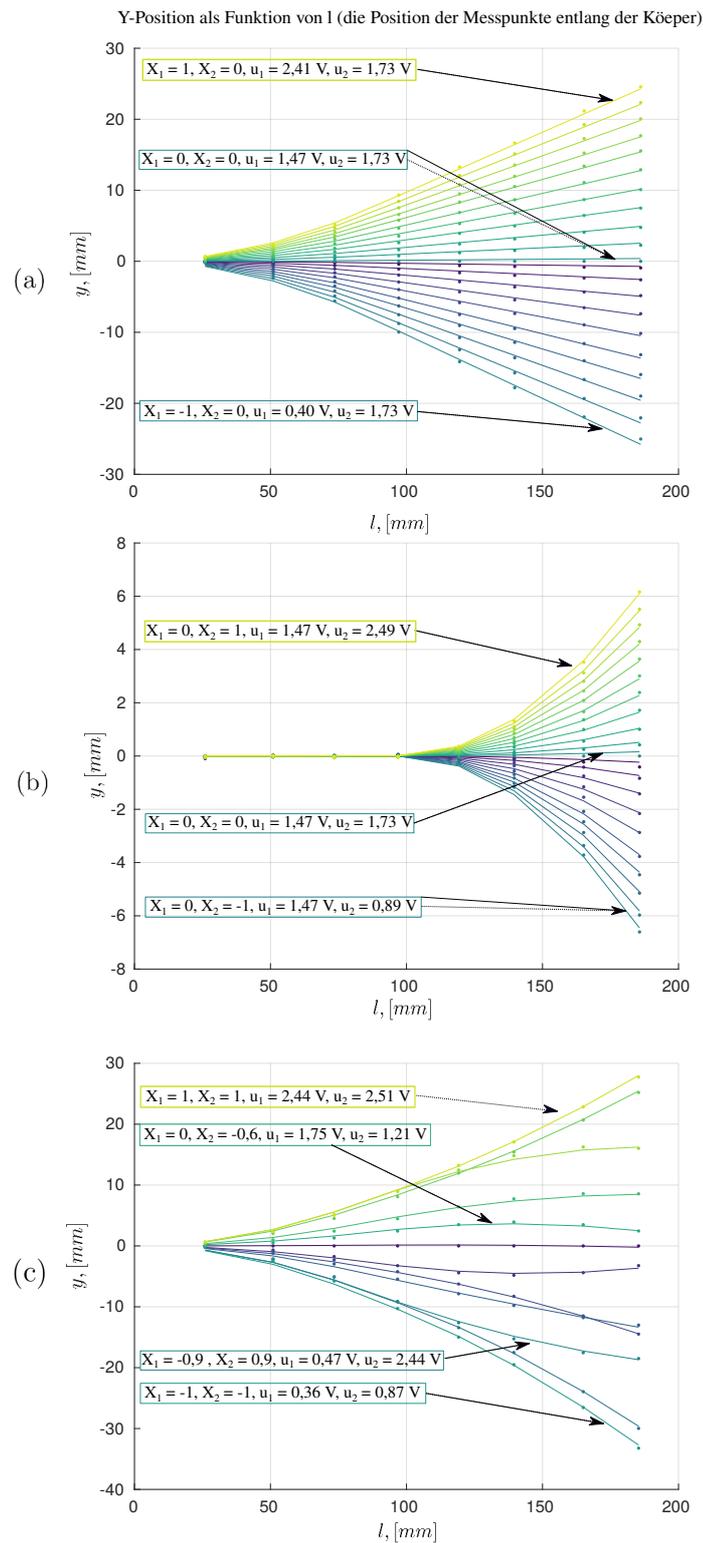


Abbildung 3.20: Auslenkung der Marker als Funktion der Position entlang der Wirbelsäule, dargestellt für drei Sätze von statischen Ansteuerung der Aktoren. In diesen Diagrammen stellen die Punkte die Messungen und die durchgezogene Linien die approximierte kinematische Funktion dar [6].

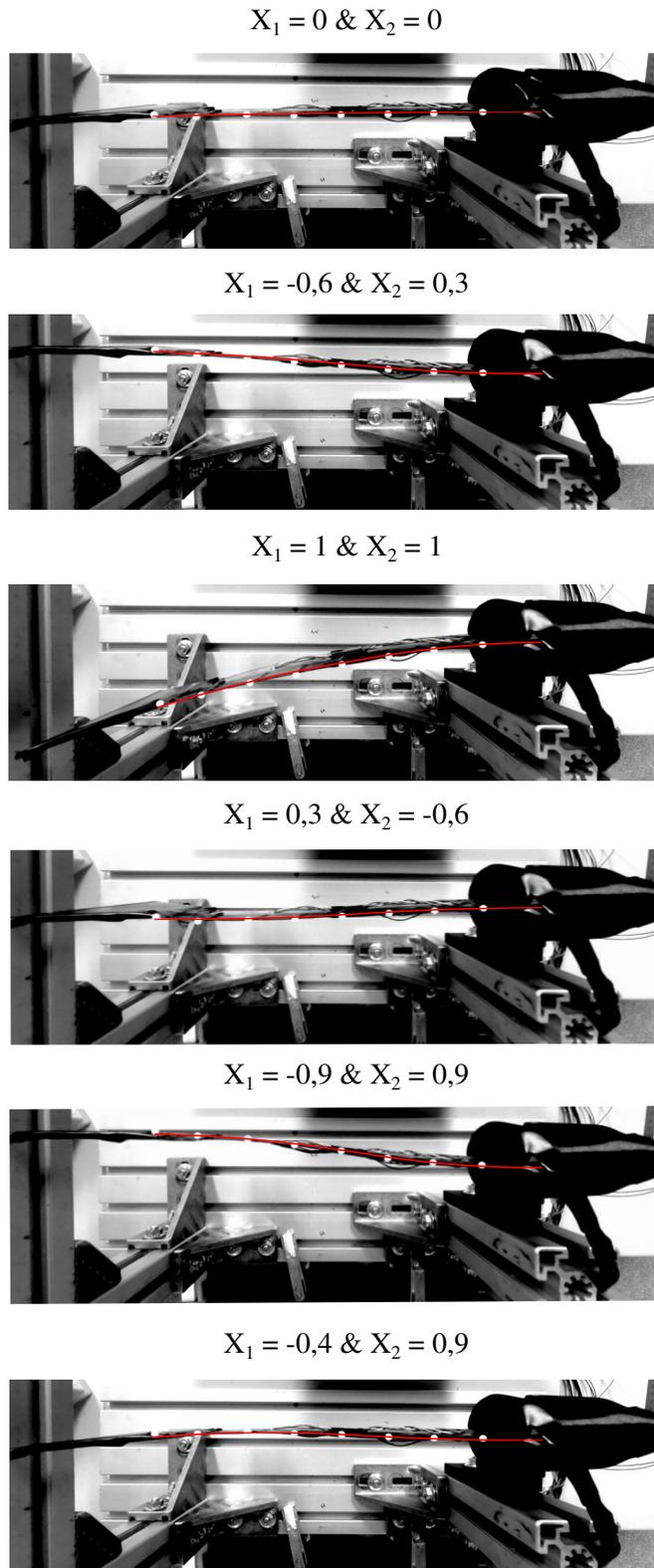


Abbildung 3.21: Validierung der Kinematikfunktion für eine beliebige Ansteuerung der Aktoren. Die Biegevorgänge werden mit demselben Aufbau erfasst wie in Abb. 3.19. Die rote Linie ist eine Darstellung der Kurve, die sich aus dem kinematischen Modell auf der Grundlage von DMS-Messungen ergibt. (X_1 und X_2 gemäß Abb. 3.20) [6]

3.2.4 Messung der Vortriebskraft

3.2.4.1 Kraftmessung und Kalibrierung

Wie bereits erwähnt, ist eine direkte Kraftmessung an einem frei schwimmenden Roboter mit sechs Freiheitsgraden nicht möglich, da jeder Kraftsensor den Roboter in mindestens einem Freiheitsgrad einschränken muss.

Um den Aufbau zu vereinfachen und reproduzierbare Bedingungen für die Messungen zu schaffen, wurde der Roboter mit einer festen Halterung im Becken des Schlagversuchsstands des LSS montiert (siehe Abb. 3.15 in Abschnitt 3.2.1). Das Becken hat eine Kanalbreite von 700 mm. Um mögliche Effekte der Begrenzungen, wie z.B. Wellenreflexionen, zu untersuchen, wurden die Messungen mit willkürlich gewählten Parametern im Laborkanal mit einer Breite von 1200 mm wiederholt. Es zeigten sich nur vernachlässigbare Unterschiede die im Bereich der Messunsicherheit lagen.

Der Aufbau in dieser Studie wurde inspiriert von [32] der in einem ähnlichen Aufbau die Antriebsleistung seines Schwimmroboters untersuchte. Auch [173] untersuchte mehrere Steuerungsstrategien für seinen Roboterfisch in einem ähnlichen Aufbau. Wie bereits dargelegt, kann ein teilweise fixierter Versuchsaufbau unter Vernachlässigung der Strömungsgeschwindigkeit aussagekräftige Einblicke in einen frei schwimmenden Roboter liefern, da die Qualität eines Fortbewegungsmusters von der lateralen Geschwindigkeit der Bewegung abhängt [140]. Diese Bedingung ist im vorliegenden Aufbau vollständig erfüllt. Diese Aussage wird auch im nächsten Kapitel im Abschnitt 4.3.1 experimentell für die Geschwindigkeiten von $v = 0$ m/s (identischer Versuchsaufbau zu dieser Studie) und $v = 0,254$ m/s (identischer Versuchsaufbau, aber $v \neq 0$ und geringere Versperrung) belegt.

Da lediglich die Schwimmkraft, also die longitudinale Krafrichtung von Interesse ist, wurde ein einachsiger Biegebalken-Kraftsensor mit einem Messbereich von ± 1 N und einem Nennausgang von $0,6$ mV/V zur Aufzeichnung der Kraftkomponente in Schwimmrichtung verwendet. Es handelt sich um ein DMS basiertes Messverfahren, dass ähnlich der Bewegungsmessung mit einer Vollbrücke lediglich die Deformation in einer Biegeachse misst. Für den Aufbau wurde ein selbst entwickelter Signalverstärker mit einem Verstärkungsfaktor von 1000 entwickelt, um eine lineare Ausgangsspannung von der Messbalken für die MCU zu erzeugen. Das Spannungssignal muss daher mit Referenzkräften kalibriert werden, zumal wie bereits zuvor eigens an den Aufbau adaptierte Messverstärker entwickelt wurden. Zur Kalibrierung des Sensors wurden definierte Lasten von ± 1 N auf das System aufgebracht. Die Lastgrößen wurden mit Hilfe einer zweiten Kraftmesszelle (Digital Force Gauge Sauter FC10 mit einer Genauigkeit von $< \pm 0,3\%$ *full scale* für ± 10 N) als Referenz erfasst. Die Verstärkung der von der MCU gelesenen Spannung (im Binärformat) zur tatsächlichen Kraft wurde durch eine lineare Regression der gemessenen Lastpunkte bestimmt. Wie in Abbildung 3.22 gezeigt, weist das eigenentwickelte Sensorsystem sehr genaue und lineare Eigenschaften im Bereich von -1000 bis $+750$ mN auf. Die Abweichung in dem genannten Bereich betrug $3,2$ mN (Median) mit einer Standardabweichung von $6,3$ mN nach Entfernung der Ausreißer. Dies entspricht einer durchschnittlichen relativen Abweichung von $1,7\%$ (*Reading*).

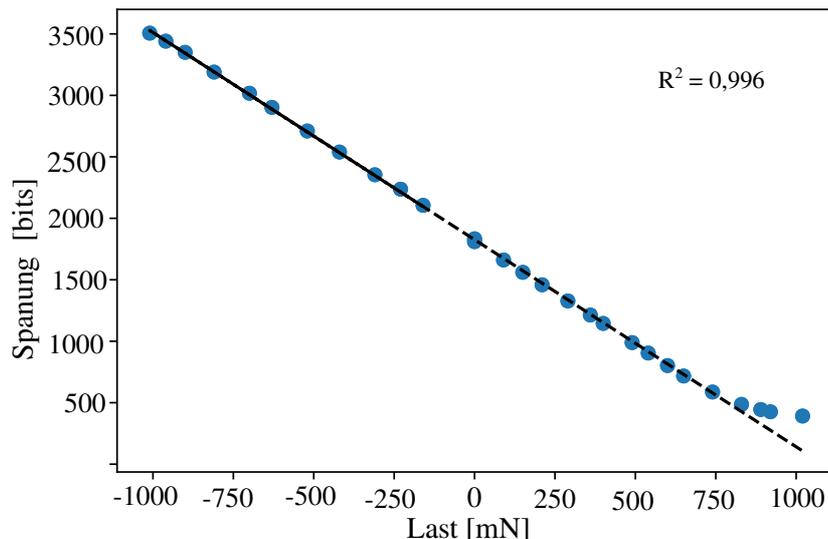


Abbildung 3.22: Lineare Regression zwischen den vordefinierten Messpunkten und der Eingangsspannung der MCU im Binärformat. Der Sensor zeigt sehr genaue und lineare Eigenschaften mit einem Bestimmtheitsmaß (R^2) von 0,996 im projizierten Messbereich (1,7% Messwert) [9].

Der Messbalken verbindet den oberen unbeweglichen Halter der Gesamtapparatur und den am Fisch befestigten Kopfhalter. Der Aufbau des Kopfhalters und der Gesamthalterung wurde im 3D-Druckverfahren realisiert. Letztere in Form eines NACA0036-Profiles, um den Strömungswiderstand zu verringern und die Wirbelbildung bei einer späteren Anwendung in der Laborrinne zu minimieren. In Abb. 3.16 ist eine Übersicht des Aufbaus dargestellt.

Der Messbalken ist in der Gesamthalterung über eine Hülse mit zwei Kugellagern verbunden, um den Messbalken zu positionieren, aber eine reibungsarme Drehbewegung des Fisches zusammen mit dem Messbalken und dem Kopfhalter zu ermöglichen. Infolgedessen folgt der Messbalken der Kopfbewegung, und die Schwimmkraft F_{prop} kann aus dem Kosinusanteil der gemessenen Gesamtkraft F_{LC} über den Kopfbewegungswinkel α berechnet werden (siehe Abbildung 3.5).

Dazu wird die Kraftmesszelle über die Welle mit einem Drehgeber verbunden, um den Drehwinkel des Kopfes synchronisiert zu erfassen. Die durchschnittliche Vortriebskraft \bar{F}_{prop} wird aus den momentanen (Abtastrate 200 Hz) Kraftkomponenten in Schwimmrichtung berechnet,

$$\bar{F}_{\text{prop}} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n F_{\text{hyd},i} \cdot \cos(\alpha_i) \quad (3.14)$$

die sich aus der mit der Kraftmessdose F_{hyd} gemessenen Kraft und dem Kopfwinkel α ergibt. In der Formel steht n für die Anzahl der Mustern (samples) in eine Ganzzahl der Periode eines Flossenschlags. Um die Gesamtunsicherheit der Kraftmessung zu ermitteln muss daher die Messunsicherheit des Drehgebers bekannt sein, die nachfolgend erörtert wird.

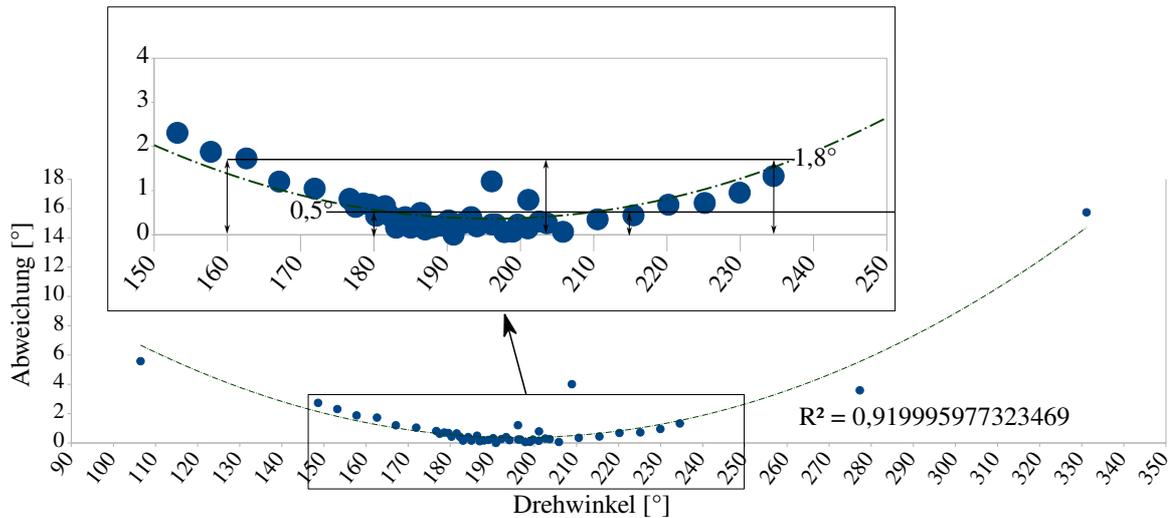


Abbildung 3.23: Abweichung zwischen dem gelesenen Winkel in der MCU und dem erwarteten Wert. Zwischen 160° und 235° beträgt die Abweichung weniger als 2 % und zwischen 180° und 215° beträgt die Abweichung weniger als 0,5 %. Die Abweichung nähert sich einem Polynom zweiter Ordnung mit einem R^2 von 0,91.

3.2.4.2 Winkelmessung und Kalibrierung

Die Messung des Drehwinkels wird mit einem Hall-Effekt basierten Drehgeber (36215-MI) realisiert, der laut Datenblatt eine Präzision von $\pm 0,3\%$, aber in der Realität erhebliche nichtlineare Eigenschaften aufweist. Um die wahre Unsicherheit dieses zweiten Sensors im geplanten Messbereich zu bestimmen, wurde der hochpräzise Teilungskopf einer Fräsmaschine (zum Fräsen von rotationsymmetrischen Teilen) kombiniert mit einer Laser basierten Winkelkalibrierung verwendet. Der fixierte Drehgeber wurde mit 5 V gespeist und der Ausgang über einen Spannungsteiler als ADC-Eingang der MCU mit einer Auflösung von 12 bit (diskrete Werte von 0–4095 für 0–360°) eingelesen. Der Winkel wurde in einer Schrittweite von 1° von 0 bis $\pm 15^\circ$ und dann von ± 15 bis $\pm 90^\circ$ mit einer Schrittweite von 5° geändert und jeweils mit 200 Hz für 10,24 s abgetastet (4096 Datenpunkte). Der Mittelwert dieser Ausgangsspannung wurde dann ausgewertet. Die Abweichung zwischen dem gelesenen Winkel in MCU und dem Erwartungswert ist in Abb. 3.23 dargestellt. Die Abweichung liegt im Bereich 180° bis 205° bei unter 0,5°. Der Drehgeber wurde daher so mit der Welle in der Halterung verbunden, dass 190° Drehwinkel des Gebers der Null Position des Roboterfisch entsprachen, um während der Messungen im präzisen Messbereich des Gebers zu bleiben. Zusammenfassend lieferte der Drehgeber daher zufriedenstellende Ergebnisse im erwarteten Drehbereich (von etwa $\pm 15^\circ$) mit Abweichungen von weniger als 0,5°.

Test	Parametersatz					Wiederholungen	Abweichung von \bar{F}_{prop}				
	A_1 [-]	A_2 [-]	f_1 [Hz]	f_2 [Hz]	ϕ [rad]		N [-]	Median [mN]	STD [mN]	max [mN]	RMS [mN]
1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	5	0,01	0,22	0,27	0,23	-0,32
2	0,8	0,8	3,0	3,0	0,74	5	104,36	1,86	107,00	104,42	101,36
3	0,4	0,4	2,2	2,2	0,0	5	179,54	16,89	183,72	171,38	138,89
4	0,5	0,5	2,7	2,7	0,16	5	215,72	7,07	230,32	217,72	209,98
5	0,6	0,6	2,2	2,2	0,0	5	301,31	8,65	313,18	299,84	286,71
6	0,8	0,8	2,6	2,6	0,25	5	324,31	11,78	346,89	330,49	317,50
7	1,0	1,0	2,1	2,1	0,0	5	497,98	4,22	506,51	498,83	476,97

Tabelle 3.3: Studie zur Wiederholbarkeit der Messungen: Es wurden beliebige Parametersätze für wiederkehrende Aktionen ausgewählt. Die in dieser Tabelle angegebenen Schwimmkräfte basieren auf den Ensemble-Mittelwerten von mindestens 21 Bewegungsperioden für die Frequenz von 2,1 Hz (10 s Messzeit). Für die niedrigste untersuchte Frequenz wurden fünf Perioden gemittelt. Jeder Versuch wurde fünf mal wiederholt.

3.2.4.3 Wiederholungsgenauigkeit der kombinierten Kraft- und Winkelmessung im Versuch

Im letzten Schritt wurde die Wiederholungsgenauigkeit des Gesamtmesssystems mit der Aktuierung des Roboters überprüft. Vor jeder Messung wurde das *Offset* durch eine gemittelte Kraftmessung für 3 s (600 Abtastwerte) während der Erfassung ohne Bewegung bestimmt. Dann wurde 4 s (800 Abtastwerte) ohne Messungen aktuieret, damit Bewegung und Strömung ihren periodischen Verlauf erreichen konnten. Schließlich wurde 10,24 s lang gemessen (2048 Abtastwerte, mit Aktuierung und Offsetabgleich), um die Nettoantriebskraft zu erhalten.

In den nachfolgend präsentierten Ergebnissen der Studie werden alle Werte als Ensemble-Mittelwerte über mindestens fünf Zyklen (für 0,5 Hz) dargestellt, jedoch mit einer steigenden Anzahl an Zyklen für höhere Frequenzen, die in Abhängigkeit zur Messdauer von 10,24 s für jeden Punkt berücksichtigt werden konnten. Die Messungen wurden an sechs willkürlich ausgewählten Parametersätzen jeweils fünfmal wiederholt, um die Unsicherheit und die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse zu quantifizieren. Die Standardabweichung variierte in einer Bandbreite von 1,86 mN (Minimum) für einen Median F_{prop} von 104,36 mN und 16,89 mN (Maximum) für einen Median F_{prop} von 179,54 mN. Das Systemrauschen wurde durch wiederholte Nullpunktmessungen mit einem Median von 0,01 mN und einer Standardabweichung von 0,22 mN bestimmt (Einzelheiten siehe Tab. 3.3). Die in den folgenden Abschnitten dargestellte Kraft ist immer die Nettoantriebskraft ohne *Offset*.

Der Spannungsabfall an diesem Widerstand wurde über mehrere Lastwiderstände bei einer konstanten Versorgungsspannung von 13 V gleichzeitig mit der MCU und einem Multimeter bei einer Genauigkeit von 1 mA gemessen um den Messaufbau zu kalibrieren. In dem erwarteten Messbereich bis 500 mA betrug die maximale Abweichung 7 mA, bei einem Median von 6 mA und einer Standardabweichung von 1,6 mA. Die Messung zeigt sehr genaue und lineare Eigenschaften mit einem Bestimmtheitsmaß (R^2) von 0,999. Die Messgenauigkeit entspricht damit einer durchschnittlichen relativen Abweichung von $\pm 1,2\%$ (*full scale*) (Siehe Abb. 3.25).

3.3 Durchführung der Studie

Anmerkung: Zur besseren Übersicht zeigt Abb. 3.26 einen Render des 3D Modells des Versuchs. Abb. 3.27 gibt einen Überblick über die Geometrie des Roboterfisches. Das nachfolgend genutzte und zuvor im Detail beschriebene Messsystem wurde noch einmal in Tab. 3.4 zusammengefasst. Es sollte darauf hingewiesen werden, dass die passive und flexible Kaudalflosse nicht Teil des kinematischen Modells ist und in dieser Untersuchung nicht weiter betrachtet wurde. Durch den experimentellen Versuch ist die Deformation dennoch im System selbst enthalten.

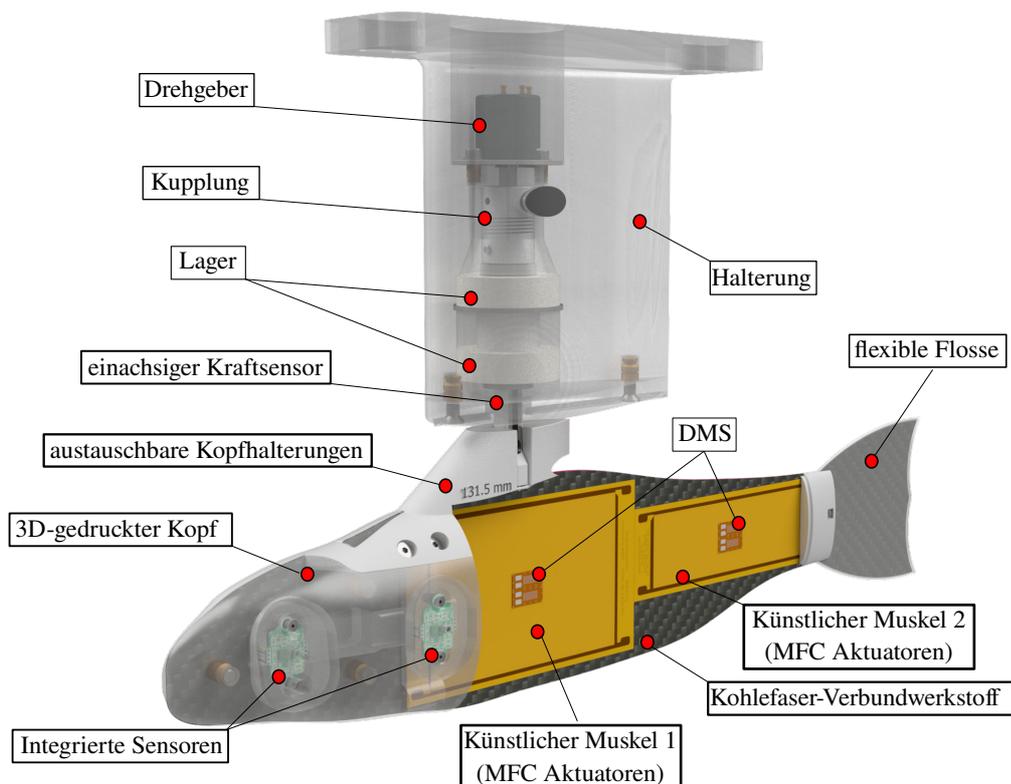


Abbildung 3.26: Ein CAD-Rendering der Konstruktion mit beschrifteten Teilen; piezoelektrische Aktuatoren ermöglichen die Durchführung einer biomimetischen Bewegung mit Bewegungsrückmeldung durch DMS und ein kinematisches Modell. Ein Messbalken erfasst die statische Vortriebskraft, während der Kopfbewegungswinkel mit einem synchronisierten Drehgeber aufgezeichnet wird [9].

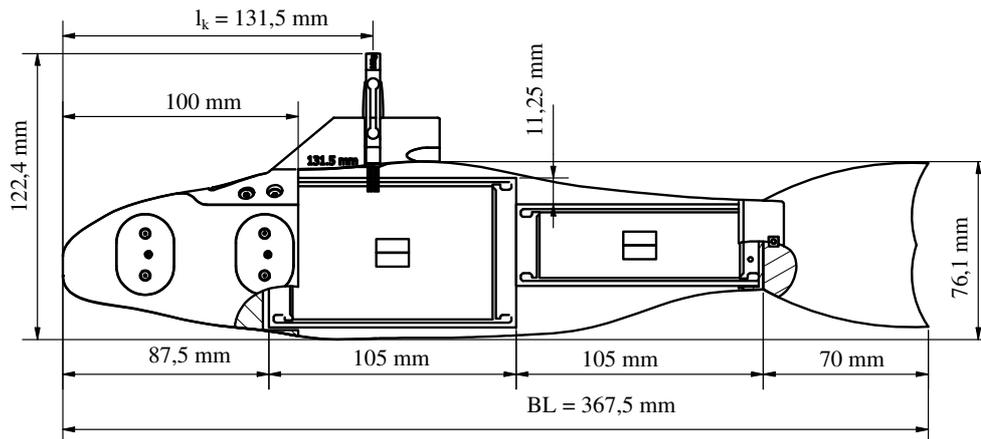


Abbildung 3.27: Geometrische Referenzen und Längen des Roboterfisches. [9]

Tabelle 3.4: Zusammenfassung des Messaufbaus [6]

Allgemein			
Abtastfrequenz		200	Hz
Auflösung ADC		12	bit
Messzeit		10,24	s
Kraft	F_{hyd}		
1D Biegebalken			
Nennsignal bei Nennkraft von 1 N		0,8	$\frac{mV}{V}$
Dehnungsmessstreifen	Vollbrücke	350	Ω
Verstärkung		1000	[-]
Auflösung	1 N/12 bit	0,24	mN
Unsicherheit (<i>full scale</i>)		1,3	%
Linearität	R^2	>0,996	[-]
Winkel	α		
Drehgeber	36215-MI		
Ausgangssignal		0 - 5	V
Auflösung	360°/12 bit	0,088	°
Unsicherheit (bei $\pm 14^\circ$)		$\pm 0,5$	°
Lineare Regression 2 ^{ter} Ordnung	R^2	0,91	[-]
Stromverbrauch	i_{feed}		
Shunt-Widerstand		1	Ω
Auflösung	5 V/12 bit	0,8 mA	
Unsicherheit (<i>full scale</i>)		$\pm 1,2$ %	
Linearität	R^2	>0,999	[-]
Deformationsmessung			
Dehnungsmessstreifen	Vollbrücke	350 $\pm 0,3$ %	Ω
Verstärkung		107	[-]
k-faktor		2,03 $\pm 1,0$	%
Unsicherheit		0,1	mm

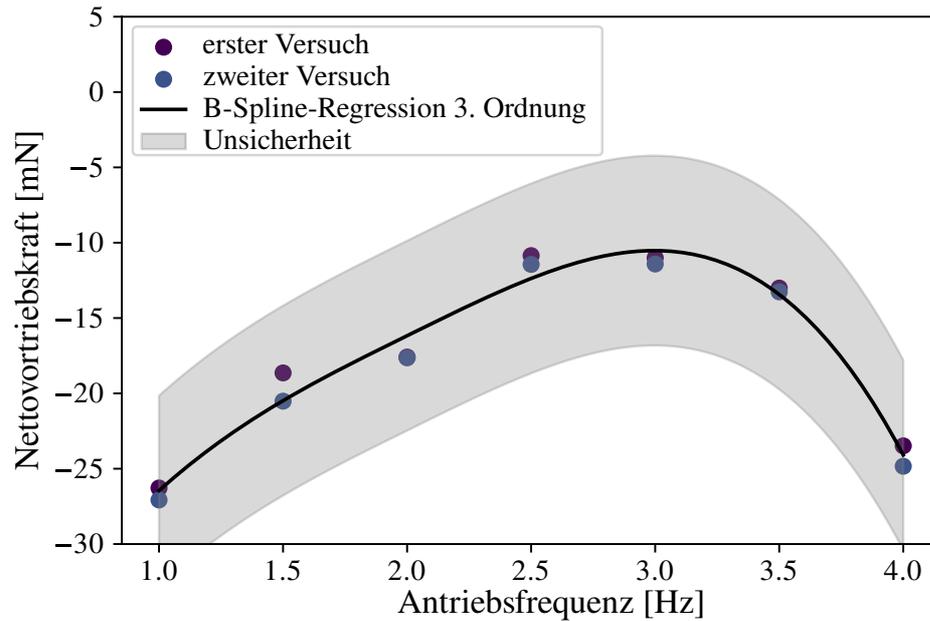


Abbildung 3.28: Eine feste Kopfposition führt zu einem minimalen negativen Nettoantrieb und zeigt, wie wichtig die Kopfbewegung für die Schwimmmechanik von Roboterfischen ist [9].

3.3.1 Referenzstudie mit fixiertem Kopf

In einem ersten Versuchsaufbau mit dem Roboter wurde der Kopfhalter mit dem Messbalken direkt in die Gesamthalterung eingespannt, was zu einem System ohne Freiheitsgrade (für eine Festkörperbewegung) führte und jede Art von Kopfbewegung verhinderte. In Konsequenz konnte sich in diesem Versuchsaufbau nur der flexible Teil des Körpers (in Form der Kaudalflossenbewegung) verformen. Dieser Aufbau diente als Basisstudie zu Referenzzwecken für die weiteren Versuche. Die Arbeitshypothese lautete: „Wenn die Kopfbewegung lediglich ein Rückstoß der Kaudalflossenbewegung ist, die es zu minimieren gilt, muss in diesem Versuch die höchsten Schwimmkraft erzielt werden, da keine Kopfbewegung zugelassen wird und folglich der gesamte Impuls aus der Bewegung über die Flosse ins Wasser übertragen wird.“

Im Experiment wurde unabhängig von den Amplituden oder Schlagfrequenzen der Aktuatoren ein dauerhaft negativer Nettoantrieb von geringer Größe gemessen, was zu einer rückwärtsgerichteten Schwimmkraft führte, wie in Abb. 3.28 gezeigt wird. Das Experiment wurde zweimal durchgeführt um eine Wiederholbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten (violette und blaue Datenpunkte). Es zeigt sich eine sehr gute Wiederholbarkeit der Ergebnisse. Die Nettokraft ist die Differenz zwischen der Antriebskraft während der Aktuierung und der zuvor gemittelten Kraft bei Null-Aktuierung (Offset) über 3 s (600 Werte). Ein B-Spline 3. Ordnung wurde erstellt, um eine Interpolationskurve zu erzeugen. Der graue Bereich stellt die Messunsicherheit der Kraftmessung dar (siehe Kap. 3.2.4.1 für Details). Die Ergebnisse lassen vermuten, dass die Kopfbewegung für den hier untersuchten Roboterfisch, nicht nur dazu dient, den Rückstoß zu kompensieren (was durch die eingespannte Halterung gewährleistet wurde), sondern auch um den Vortrieb zu erzeugen.

Wie bereits im Abschnitt 3.1.3 berichtet, ist es also wichtig in der folgenden Untersu-

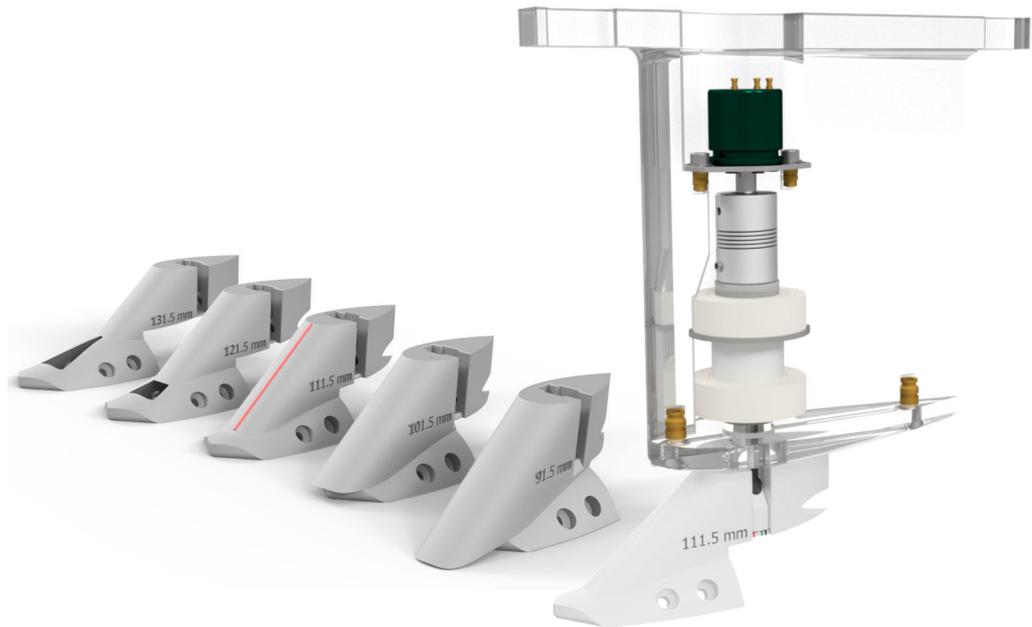


Abbildung 3.29: Fünf austauschbare Kopfhalterungen ermöglichen die individuelle Einstellung der Position des Drehpunkts.

chung eine Kopfbewegung zuzulassen und möglicherweise gezielt zu steuern um diese Vermutung mit Daten zu hinterlegen. Dieses erste Ergebnis steht im Einklang mit [13]. In dieser Studie wurde festgestellt, dass es wichtiger ist, den vorderen Teil des Kopfes und den Kopfwinkel des Roboters zu kontrollieren als den hinteren Teil des Körpers.

Die neue, angepasste Arbeitshypothese lautet deshalb: „*Der Kopf muss in der Lage sein, sich zu drehen, um in dem hier untersuchten Antriebssystem eine Vorwärtsbewegung zu ermöglichen. Die Lage des Drehpunkts und der Drehwinkel sind entscheidende Parameter für die erreichbare Vortriebskraft.*“

Für die nachfolgende Hauptstudie wurde der Aufbau unter Verwendung der zuvor beschriebenen drehbaren Hülse mit Kugellagern im Halter so gestaltet, dass sich der Kopf in verschiedenen Drehpunktabständen von der „Nase“ des Roboterfisches (l_k) drehen kann.

3.3.2 Studie mit Kopfbewegung

Zur Durchführung der Parameterstudie wurden fünf unterschiedlicher Kopfhalterungen konstruiert und mittels 3D Druck hergestellt (siehe Abb. 3.29).

Der Abstand von der Drehachse des Kopfes und damit der Position des Messbal-

Tabelle 3.5: Versuchsaufbau und Parametervariation [9]

Versuch I	Wertebereich	Schrittweite
Drehpunkt	91,5 to 131,5 mm	10 mm
Frequenz	0,5 to 7,0 Hz	0,5 Hz
Amplitude	1 V/V _{max}	-
Versuch II		
Drehpunkt	91,5 to 131,5 mm	10 mm
Frequenz	0,5 to 6,5* Hz	0,5 Hz
Amplitude	0,2 to 0,8 V/V _{max}	0,2

* Der Frequenzbereich wurde so eingegrenzt, dass er in der Nähe des besten in der Versuchsreihe I ermittelten Punktes liegt

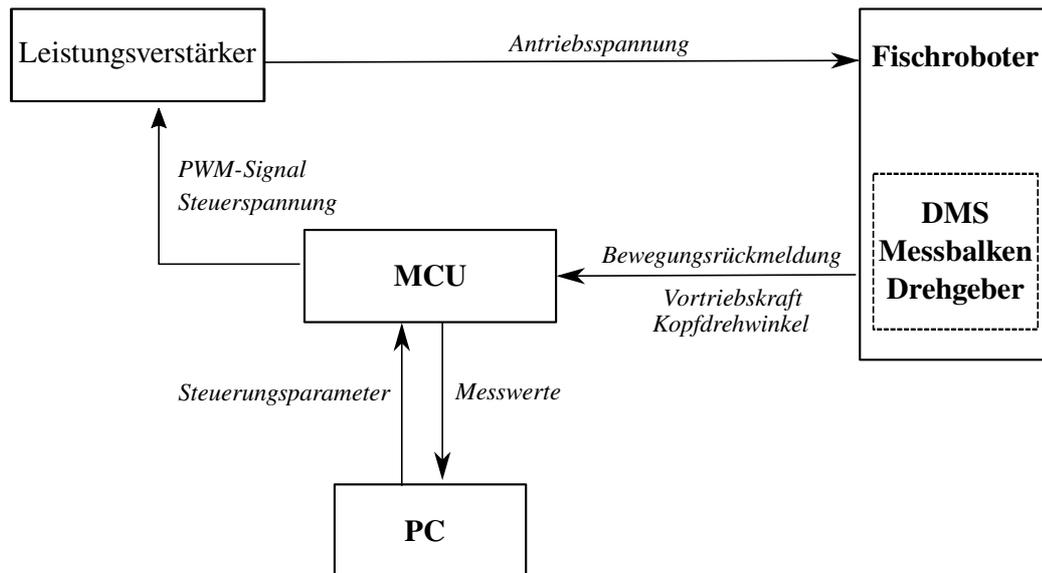


Abbildung 3.30: Darstellung des Versuchsaufbaus, bestehend aus einem Steuerungs-PC und einer MCU für die kombinierte Steuerung der Aktuatoren und das Erfassen mehrerer Sensoren.

kens zur Vorderkante des Roboters, seiner „Nasenspitze“, kann so von 91,5 mm bis 131,5 mm mit 10 mm Schrittweite variiert werden.

Die Kommunikation zwischen PC und MCU während des Versuchs ist in Abb. 3.30 dargestellt.

Das Experiment wurde wie folgt aufgebaut:

- I. Die Vortriebskraft wurde für jede der fünf Drehpunktpositionen mit einem Abstand zur Kopfspitze des Roboters von 91,5 mm ($l_k/BL = 0,25$) bis 131,5 mm ($l_k/BL = 0,36$) in einer Schrittweite von 10 mm ermittelt. Jeder der Halter wurde bei den maximalen, normalisierten Schlag-Amplituden ($A_1 = A_2 = 1$) mit einheitlichen Frequenzen von 0,5 bis 7 Hz mit einer Schrittweite von 0,5 Hz und ohne Phasenverschiebung zwischen den Aktuatoren untersucht. Dies ermöglichte den Einfluss der Frequenz auf die Vortriebskraft für jede Drehpunktposition zu untersuchen.
- II. Für alle Drehpunkte wurde eine Reihe von fünf verschiedenen Amplituden, von einem normalisierten Wert von 0,2 bis 1,0 mit einer Schrittgröße 0,2, für die elf Frequenzen der zuvor ermittelten maximalen Vortriebskraft mit einer Schrittgröße von 0,5 Hz getestet.

Eine Übersicht über alle getesteten Parametervarianten findet sich in Tabelle 3.5.

3.4 Ergebnisse und Diskussion

3.4.1 Versuchsreihe I

Abb. 3.31 zeigt die Ergebnisse des ersten Versuchsreihe mit festen, normalisierten Amplituden ($A_1 = A_2 = 1$) und einheitlichen Antriebsfrequenzen für beide künstli-

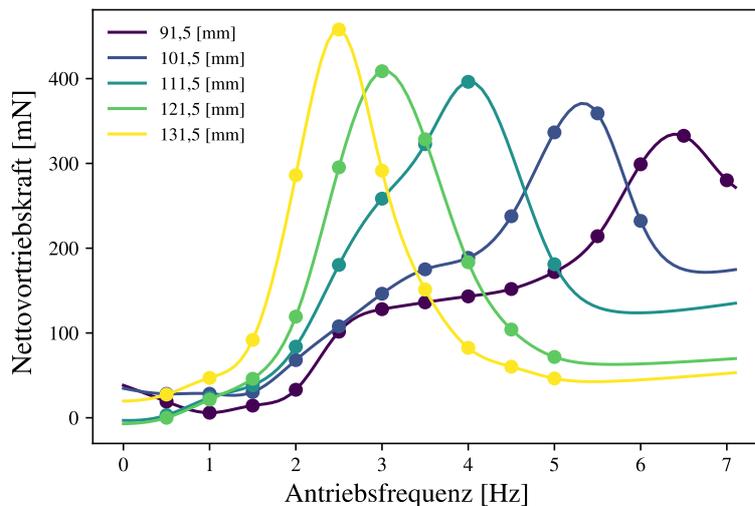


Abbildung 3.31: Vortriebskräfte in Abhängigkeit von der Frequenz und dem Drehpunktabstand bei maximaler normierter Schlagamplitude (Sollwert ($A_1 = A_2 = 1$)). Je größer der Abstand des Drehpunktes von der Nase des Roboterfisches ist, desto niedriger ist die optimale Antriebsfrequenz. Ebenso nimmt die maximale Vortriebskraft mit dem Abstand des Drehpunktes kontinuierlich zu [9].

chen Muskeln im Bereich von 0,5 bis 7,0 Hz auf der Abszisse des Diagramms. Die Ordinate zeigt die Vortriebskraft in Abhängigkeit von der Antriebsfrequenz. Jede Linie stellt einen der austauschbaren Kopfhalter dar. Die Kurven wurden aus den Messungen mit radialen Basisfunktionen aus dem *scipy* toolkit [154] interpoliert.

Bei allen Kurven zeigt sich eine gute Übereinstimmung in der qualitativen Charakteristik. So kann bei allen Kopfabständen ein Optimum festgestellt werden. Ebenso kann eine geringere Steigung im aufsteigenden Zweig der Kurve festgestellt werden, bevor das Maximum der Antriebskraft erreicht wird. Im Vergleich dazu zeigt sich dann eine abrupt abfallende Antriebskraft für Antriebsfrequenzen, die über dem Optimum sind. Die Kurven weisen insgesamt breitere, sanftere Verläufe für kleinere Drehpunktabstände auf.

Mit zunehmender Drehpunktdistanz nehmen die Steigungen zu und werden sowohl für den aufsteigenden als auch den absteigenden Zweig der Vortriebskraft homogener. Der für geringe Distanzen feststellbare Sattelpunkt (z.B. bei $f=3\text{Hz}$ für $l_k=91,5\text{mm}$) verschwindet zunehmend mit steigender Distanz.

Die maximale Amplitude der Vortriebskraft steigt mit zunehmender Entfernung und die Kurvensteigungen nehmen zusammen mit der Distanz ebenfalls zu. Bei einem Abstand von 91,5 mm zur Spitze des Roboterkopfes wird eine maximale Vortriebskraft von 332,6 mN bei einer sehr hohen Antriebsfrequenz von 6,5 Hz erzeugt. Mit zunehmender Entfernung des Drehpunktes nimmt die optimale Frequenz kontinuierlich ab, während der Spitzenwert der Vortriebskraft zunimmt. Leider konnte dieser Trend im Bereich der in dieser Studie untersuchten Parameter nicht durchbrochen werden. Es ist jedoch zu erwarten, dass nach Erreichen des optimalen

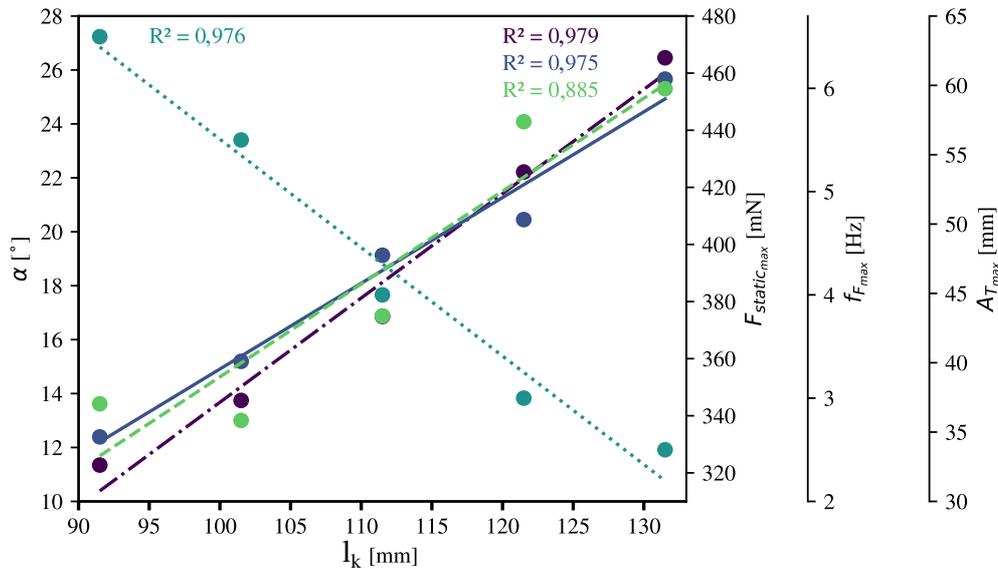


Abbildung 3.32: Korrelation der untersuchten Parameter mit dem Drehpunktabstand (l_k) für maximalen Vortrieb: die Frequenz ($f_{F,max}$) nimmt linear mit zunehmendem Abstand ab (dunkelgrüne gepunktete Linie, $R^2 = 0,976$). Alle anderen Parameter, der Kopfwinkel (α , dunkelviolett gestrichelt gepunktete Linie, $R^2 = 0,979$), die statische Kraft ($F_{static,max}$, dunkelblaue Linie, $R^2 = 0,975$) und die maximale Auslenkung der Kaudalflosse ($A_{T,max}$, hellgrüne gepunktete Linie, $R^2 = 0,889$) steigen ebenfalls linear mit zunehmendem Abstand [9].

Drehpunktabstands, die Vortriebskraft mit zunehmender Entfernung wieder abnehmen wird. Die vorliegenden Versuche ergaben eine maximale Vortriebskraft von etwa 457,9 mN bei einer Frequenz von 2,5 Hz für den größten Abstand von 131,5 mm. Diese Ergebnisse stimmen grundsätzlich mit den Experimenten von [14] überein, die an einem vereinfachten Fischmodell durchgeführt wurden. Dieses Fischmodell war jedoch nicht selbst angetrieben. Vielmehr wurde das System extern durch eine Drehschwingung des Kopfes bewegt. Der nachfolgende flexible Körper- und Flossenbereich war also nicht selbst aktiviert sondern bewegte sich passiv. In der Studie wurde der maximale Vortrieb bei einer Schwingungsfrequenz von etwa 2,5 Hz und einer Phasenverschiebung von 225° zwischen dem Drehpunkt des Kopfes und der (passiven) Kaudalflossenbewegung festgestellt. Die Lage des Drehpunktes wurde jedoch leider weder erwähnt noch weiter untersucht, was keinen detaillierteren Vergleich erlaubt.

Abb. 3.32 zeigt den Einfluss der Kopfwinkel-Bewegung, der Schlagfrequenz, der maximalen Auslenkung des Körpers und des maximalen Vortriebs auf ein effektives Bewegungsmuster. Alle Parameter zeigen lineare Korrelationen mit dem Drehpunktabstand im optimalen Bewegungsmuster. Der Abstand des Drehpunktes wird dabei auf der Abszisse dargestellt, während die oben genannten Parameter auf einzelnen Ordinaten in einem gemeinsamen Diagramm abgebildet sind. Es wurde eine lineare Regression durchgeführt. Die Bestimmtheitsmaße dazu finden sich

ebenfalls im Diagramm, liegen aber alle im Bereich $R^2 > 0,97$. Eine Ausnahme bildet die maximale Auslenkung der flexiblen Kaudalflosse. Hier sind jedoch hochgradig nicht-lineare Mechanismen als Ergebnis der Verformungen der flexiblen Flosse und der FSI zu erwarten, die nicht näher betrachtet wurden.

Die optimale Schlagfrequenz nimmt mit zunehmendem Drehpunktabstand ab, was im Gegensatz zu allen anderen Parametern steht. Generell lässt sich sagen, dass ein großer Drehpunktabstand zu einer langsamen Bewegung mit hohen Auslenkungs- und Kopfbewegungsamplituden führt, die im Vergleich zu kleinen Drehpunktabständen einen besseren Vortrieb erzeugen. Letzteres führt im Extremfall zu hohen Frequenzen, fast ruckartigen Bewegungen bei geringen Bewegungsamplituden und zu einem geringeren effektivem Vortrieb. Abb. 3.33 zeigt eine quadratische Abhängigkeit für

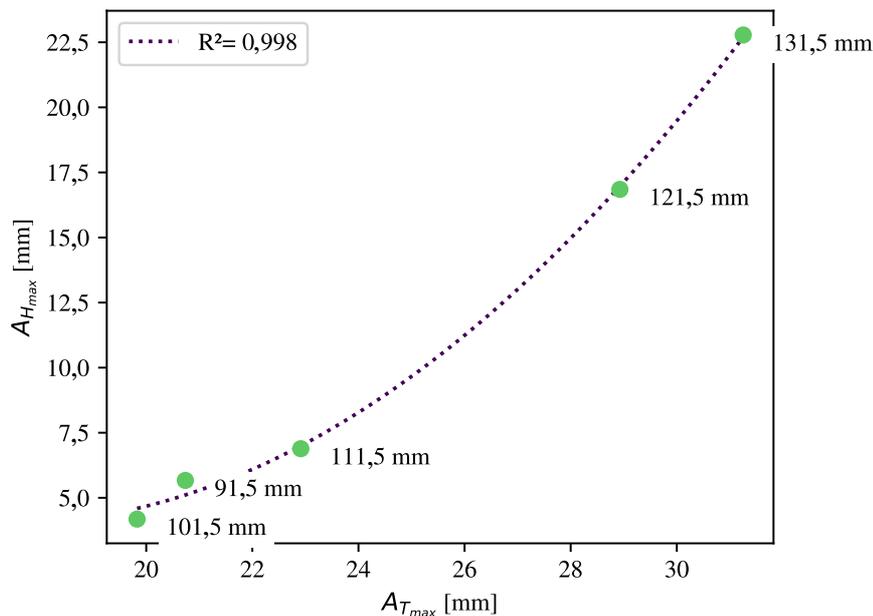


Abbildung 3.33: Die Abhängigkeit zwischen der maximalen Auslenkung der Kaudalflosse (A_T) und der zugehörigen Auslenkung des Kopfes (A_H) von jedem Drehpunktabstand für maximalen Vortrieb. [9]

die aus dem kinematischen Modell und den DMS-Messungen extrahierte Auslenkung der Kaudalflosse im Verhältnis zur Kopfbewegung für jeden Drehpunktabstand. Bei maximalem Vortrieb nimmt die Kopfbewegung im Vergleich zur Bewegung der Kaudalflosse mit dem Abstand des Drehpunkts nichtlinear zu. Dieser Trend bleibt über den gesamten Versuchszeitraum erhalten. Allerdings ist auch ein Ausreißer aus dem Trend für den niedrigsten Drehpunktabstand von 91,5 mm deutlich erkennbar.

3.4.2 Versuchsreihe II

Unter Berücksichtigung der besten Drehpunktpositionen wurde eine zweite Reihe von Experimenten durchgeführt, um den Einfluss der Amplitude auf das Zusammenspiel zwischen Drehpunktposition und Frequenz zu untersuchen. Diese Versuchsreihe

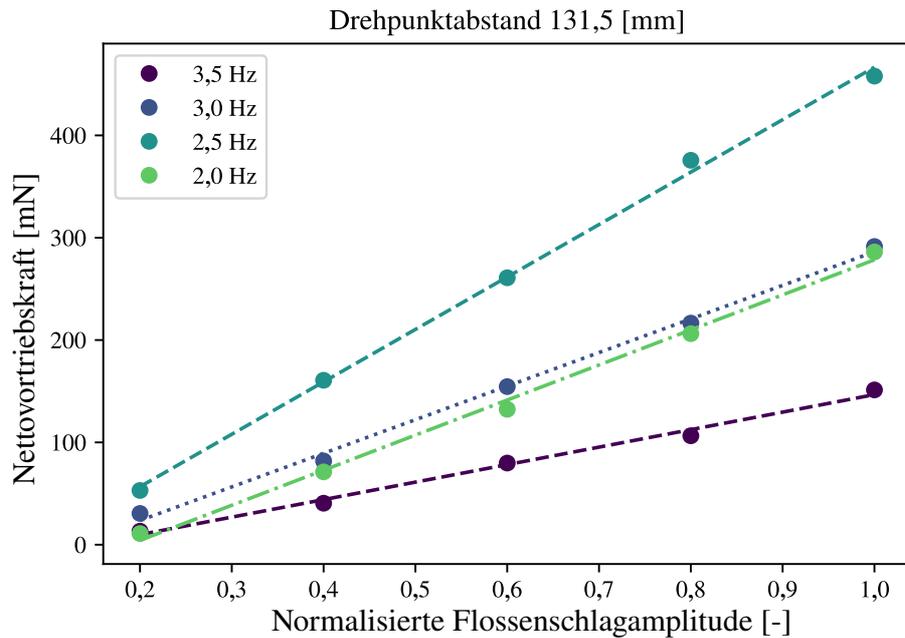


Abbildung 3.34: Vortriebskraft für verschiedene Amplituden bei einem Drehpunkt Abstand von 131,5 mm. Die anderen Drehpunkt Abstände zeigen das gleiche Verhalten und werden hier daher nicht dargestellt. [9]

wurde ebenfalls für alle fünf Drehpunkt Abstände durchgeführt. Wie in Abb. 3.34 für den höchsten Drehpunkt Abstand zu sehen ist, hängt der Vortrieb linear von der Antriebsamplitude ab, die proportional zur Schlagamplitude, aber in ihrem Proportionalitätsfaktor abhängig von der Frequenz ist. In dem gezeigten Fall ($l_k=131,5\text{mm}$) erreicht sie bei etwa 2,5 Hz ihr Maximum. Für alle Drehpunkt Abstände korreliert der höchste Vortrieb mit der höchsten Antriebsamplitude unabhängig von der erreichten Schlagsamplitude bei der optimalen Schlagfrequenz, wie in Abb. 3.31 dargestellt. Die Ergebnisse der anderen Drehpunkt Abstände weisen vollkommen analoge Eigenschaften auf und sind daher nicht explizit dargestellt.

Die Steifigkeit der Kaudalflosse ist ein wichtiger Parameter für die Schwimmkraft und Effizienz. Zhong *et al.* [171] führten eine Reihe von Experimenten mit einem Roboterfisch durch, dessen flexible Flossen über eine einstellbare Körpersteifigkeit verfügen. Demnach ist die einstellbare Steifigkeit der Schlüssel zum Erreichen einer hohen Effizienz bei der Verwendung von Antrieben mit hoher Frequenz.

In der vorliegenden Studie wurde dieser Effekt ebenfalls sichtbar. Die Steifigkeit der flexiblen Kaudalflosse muss für hohe Frequenzen erhöht werden, da eine zu weiche Charakteristik die Übertragung der Kräfte auf die Kaudalflosse beeinträchtigt, wenn die Antriebsamplituden konstant gehalten werden. Mit anderen Worten, wenn das System zu weich ist, wird die Kraft nicht mehr von der Flosse übertragen, da die Belastung mit steigender Frequenz zunimmt. Im Extremfall führt eine Überflexibilität zwar zu einer Bewegung des Flosse (Deformation), aber nicht mehr zu einer Flossenbewegung relativ zum umgebenden Fluid.

In unserem Fall erhöht sich der Hebel der Flossenlasten bei geringen Drehpunktabständen, während die Flexibilität des Systems gleich bleibt. Allerdings verringert der längere Hebel und damit die höhere Belastung die möglichen Amplituden der Betätigung für eine bestimmte Frequenz durch die Biegeverformung des Systems. Daher ist in unserem Fall die Betätigung mit kleinen Amplituden vorteilhafter für höhere Frequenzen bei niedrigen Drehpunktabständen und die Amplituden des besten Punktes steigen zusammen mit den niedrigeren Frequenzen für höhere Drehpunktabstände, was die Ergebnisse sehr gut erklären könnte aber auch zeigt, wie schwer sich daraus allgemeine Aussagen ableiten lassen.

Die einzelnen Ergebnisse sind nachfolgend tabellarisch und in Abb. 3.35 dargestellt:

1. 131,1 mm ($\frac{l_k}{BL} = 0,36$) bei $f = 2,5$ Hz
2. 111,5 mm ($\frac{l_k}{BL} = 0,3$) bei $f = 4,0$ Hz
3. 91,5 mm ($\frac{l_k}{BL} = 0,25$) bei $f = 6,5$ Hz

Die Amplitude der Kopfbewegung pro Körperlänge ($\frac{A_H}{BL}$) nimmt mit l_k ab und wird mit jedem Schritt fast halbiert:

$$\frac{A_H}{BL}[131,5] = 0,18 \quad \frac{A_H}{BL}[111,5] = 0,09 \quad \frac{A_H}{BL}[91,5] = 0,05$$

Die gleiche Entwicklung erfolgt bei der Amplitude der Kaudalflossenbewegung pro Körperlänge $\frac{A_T}{BL}$ mit einer weniger ausgeprägten Abnahme:

$$\frac{A_T}{BL}[131,5] = 0,2 \quad \frac{A_T}{BL}[111,5] = 0,14 \quad \frac{A_T}{BL}[91,5] = 0,11$$

Hinsichtlich des Bewegungsmusters, insbesondere des Einflusses der Kopfbewegung, stimmen die Ergebnisse mit Di Santo *et al.* [130] überein. Laut dieser Studie ist die Kopfbewegung der Schlüssel für die Kinematik von *cruisenden* Fischen. Dabei schnitten Thunfische (*Thunnus albacares*) mit einer *cruise* Geschwindigkeit von bis zu 25 BL/s am besten ab.

Entgegen den Erwartungen, die sich aus den üblichen Annahmen nach Breder ergeben, erreichten sie diese besten Schwimmleistungen mit der höchsten mittleren Amplitude der Kopfbewegung im Verhältnis zur BL ($\frac{A_H}{BL} = 0,04$) und der Amplitude der Kaudalflossenbewegung ($\frac{A_T}{BL} = 0,17$).

Allerdings ist das Verhältnis von Kaudal- zu Kopfbewegung $\frac{A_T}{A_H}$ für den Roboter mit

$$\frac{A_T}{A_H}[131,5] = 1,11 \quad \frac{A_T}{A_H}[111,5] = 1,56 \quad \frac{A_T}{A_H}[91,5] = 2,2$$

im Allgemeinen deutlich kleiner als für den in [130] untersuchten Thunfisch ($\frac{A_T}{A_H} = 4,25$). Dies gilt auch für die absolute Kopf-Körper-Amplitude ($\frac{A_H}{BL}[\text{tuna}] = 0,04$), während der Thunfisch mit einer geringfügig kleineren Körperamplitude ($\frac{A_T}{BL}[\text{tuna}] = 0,17$) *cruiste*.

Es sollte darauf hingewiesen werden, dass die hier vorgestellten Ergebnisse keinen direkten Vergleich mit einem frei schwimmenden Fisch oder Roboter zulassen. Es ist

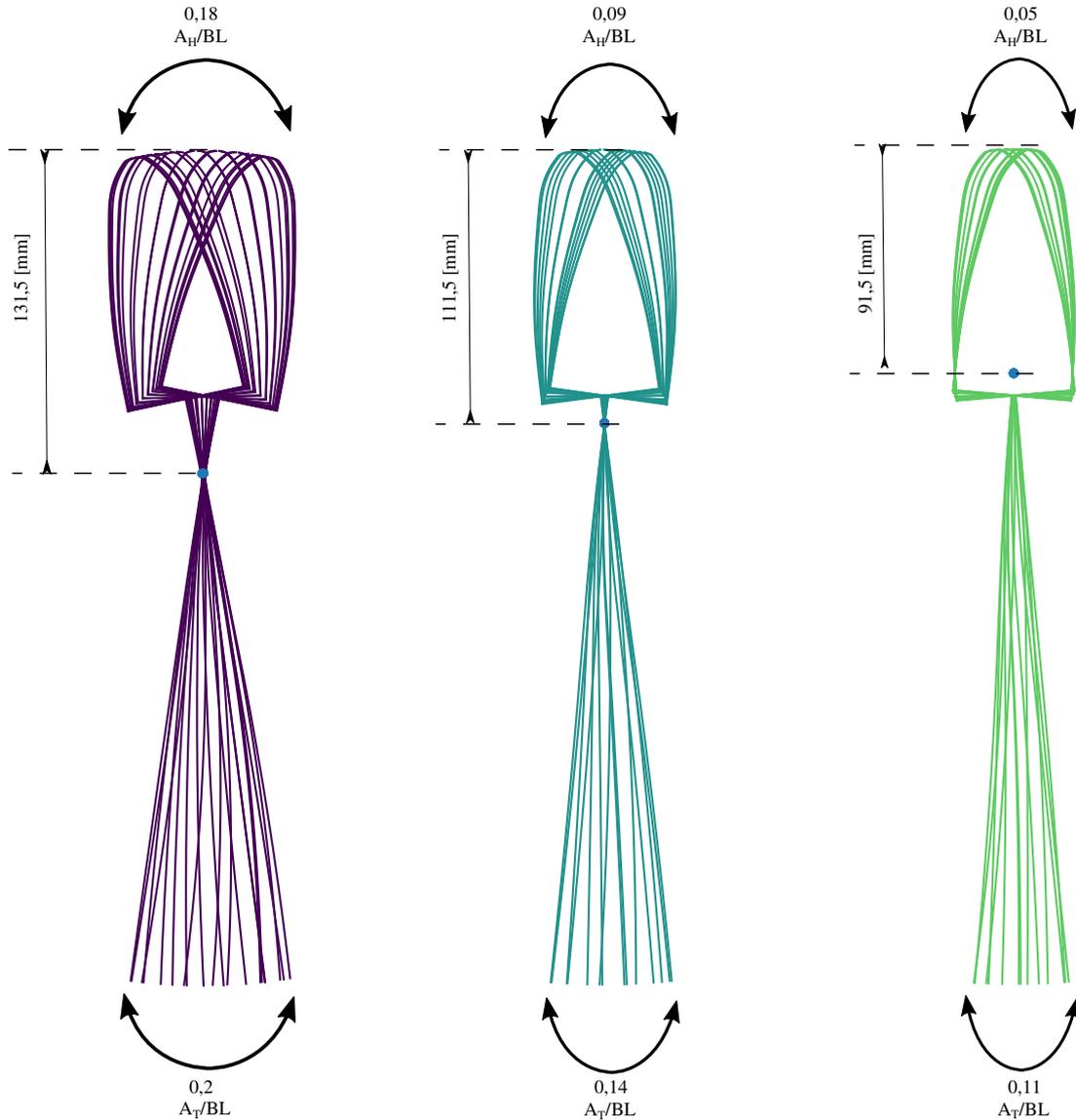


Abbildung 3.35: Momentane Bewegung über einen Zyklus für den besten Betriebspunkt (höchster mittlerer statischer Vortrieb) für verschiedene Drehpunktpositionen k , mit mittlerer Kopf- A_H/BL und Körperauslenkung A_T/BL zur Körperlänge. Von links nach rechts: $l_k = 131,5, 111,5$ und $91,5$ mm [9].

auch zu beachten, dass A_H , die Amplitude der Drehbewegung des Kopfes, in dieser Studie zwar nicht aktiv gesteuert wird, aber alle Regelparameter des Roboters und die Lage des Drehpunktes gesteuert werden.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass A_H stark von der Lage des Drehpunktes abhängt. Sie ist ein Ergebnis der Momente und Kräfte. Eine höhere Masse im Kopfbereich, die zu Problemen beim Ausbalancieren des Roboters im Wasser führt, oder eine größere projizierte Kopffläche mit einem stärkeren zusätzlichen Masseneffekt durch die umgebende Flüssigkeit würden folglich zu einem höheren Verhältnis zwischen Kaudal- und Kopfbewegung $\frac{A_T}{A_H}$ führen, wie es für den frei schwimmenden

Thunfisch festgestellt wurde. Des weiteren wird ein *cruisender* Fisch natürlich nach der effizientesten Antriebsstrategie suchen, während in dieser Studie nur die Größe des Vortriebs ohne Verbrauch untersucht wurde.

Die Kopfbewegung hat in unserer Untersuchung einen erheblichen Einfluss auf die Schwimmleistung des hier untersuchten Roboters, was die zuvor aufgestellte Hypothese bestätigt. Große Kopfabstände und große Bewegungsamplituden bei moderaten Frequenzen um 2,5 Hz sind dabei am vorteilhaftesten.

Andere, ebenfalls aktuelle Studien wie z.B. [171] und [117] berichten über einen positiven Vortrieb für eine eingeklemmte Kopfkongfiguration ohne Drehbewegung mit konventionellen Antrieben. Es ist daher möglich, dass dieser Widerspruch auf das unterschiedliche Antriebsdesign mit MFC bzw. konventionellen Antrieben zurückzuführen ist, was die Grenzen einer verallgemeinerten Aussage auf Basis der hier erzielten Ergebnisse aufzeigt.

Zusammenfassend kann jedoch zweifellos festgestellt werden, dass die Kopfbewegung in jedem Fall einen größeren Einfluss auf die Schwimmkinematik als eine einfache Rückstoßfunktion hat und bei dem Design eines Roboterfisches berücksichtigt werden sollte. Zukünftige Studien sollten untersuchen, inwieweit sich die Kopfbewegung ohne Fixierung des Drehpunktes kontrollieren lässt um den Einfluss für einen Freischwimmenden Roboter zu untersuchen.

Kapitel 4

Fallstudie III: Optimierung der Schwimmmodi eines biomimetischen Roboterfisches

4.1 Einleitung und Stand der Technik

Anmerkung: Teile dieses Abschnittes wurden bereits in einer Fachzeitschrift publiziert [7], und es wurden Passagen daraus entnommen. Dies gilt auch für Abbildungen und Tabellen, die zusätzlich explizit referenziert wurden.

Schwimmen ist eine komplexe Interaktion des Schwimmers mit dem ihn umgebenden Wasser. Die Evolution, ein natürlicher Optimierungsprozess über Millionen von Jahren, hat zu einer großen Vielfalt an Formen, Bewegungsmustern und Fortbewegungstechniken in der aquatischen Fauna geführt, wie sie beispielsweise von Quallen, Meeressäugtieren oder Fischen eingesetzt werden. Viele Fische nutzen ihren gesamten Körper und insbesondere ihre Kaudalflosse für die Fortbewegung und erreichen dabei hohe Schubkraft und Beschleunigung. Fischimitierende Roboter zielen darauf ab, die hochoptimierten Bewegungsmuster echter Fische nachzubilden. Allerdings sind sie in der Regel in ihrer Bewegung stark eingeschränkt und erreichen im Vergleich zu ihren natürlichen Vorbildern nur eine geringe Komplexität. Trotz der Bestrebungen von Ingenieuren in den letzten Jahrzehnten scheinen die beeindruckenden Schwimmleistungen von Thunfischen oder Forellen für einen Roboter immer noch unerreichbar zu sein.

Wie in Abschnitt 3.1.2 bereits beschrieben, basieren aktuelle Konstruktionen auf einer geringen Anzahl von Aktuatoren, verglichen mit der komplexen Vielfalt der Muskelgruppen eines echten Fisches. Die meisten verwenden einen einzigen Aktor [33, 101, 144]. Im Hinblick auf die Herausforderungen und Grenzen künstlicher Systeme wird deutlich, dass sich das Bewegungsmuster eines bio-mimetischen Roboters deutlich von dem eines echten Fisches unterscheiden wird.

Die Schwimmkinematik echter Fische beruht auf ihren Fluid-Körper-Interaktionen.

Die stromlinienförmigen Körper der BCF-Schwimmer sind schlank und flexibel. Die Körperteile sind unterschiedlich steif, einige werden aktiv bewegt, andere sind passiv. Teile des Körpers und der Flossen erfahren häufig große, passive Verformungen. Dies wirkt sich in einer Rückkopplung auf die Strömung aus, während die Verformungen eine Folge der hydrodynamischen Belastungen sind. Diese adaptiven Eigenschaften ermöglichen eine Strömungskontrolle mit einer erheblichen Verringerung des Strömungswiderstands und einem Anstieg der Effizienz [52]. Dieser Effekt kann als ein Mechanismus zur passiven Strömungskontrolle in technischen Anwendungen genutzt werden, wie experimentelle Studien zu flexiblen Profilen durch die Autorin [63] oder numerische Studien an Turbinen [42] belegen. Aus mechanischer Sicht machen sie die Fortbewegung von Fischen jedoch zu einem sehr komplexen Fall der Strömungsmechanik.

Wie in Abschnitt 3.1.3 im Detail analysiert, kann laut Smits eine Analyse der Strömung mit Fokus auf der Kaudalflosse unter Verwendung eines einfachen Ersatzmodells erfolgen. Die Flosse wird als ein vollkommen steifes Profil modelliert, das sich in der Strömung bewegt. Es folgt dabei einer Bewegungskombination aus drehender und translatorischer Oszillation, genauer gesagt einer Nickbewegung kombiniert mit Auf- und Abschwngen des Profils. Aus diesem Modell wird ersichtlich, dass die seitliche Geschwindigkeit senkrecht zur Schwimmrichtung, also die Bewegung der Flosse für die Schuberzeugung ausschlaggebend ist, da sie die zusätzlichen Masseneffekte durch die Wasserverdrängung sowie die Auftriebskräfte durch Druckunterschiede bestimmt. Dies bedeutet, dass die Strömungsgeschwindigkeit vernachlässigbar ist, um ein gut funktionierendes Bewegungsmuster für Fisch nachahmende Roboter zu bestimmen [140]. Die Widerstandskräfte und die Betätigungsfrequenz hängen jedoch von der Geschwindigkeit in Schwimmrichtung, also in axialer Richtung, ab. Die effizientesten Modi sollten unabhängig von der Schwimgeschwindigkeit sehr ähnlich bleiben, die Bewegungsfrequenz und die tatsächliche Schwimmeffizienz sollte sich jedoch ändern. Die ersten beiden Teile dieser Hypothese werden durch die Ergebnisse einer Studie an verschiedenen BCF Schwimmern abgedeckt [130].

Nachfolgend werden die Schwimmmodi für einen fischimitierenden Roboter optimiert. Das Ziel ist eine Maximierung des Körpervortriebs bei geringstem Schwimmaufwand. Diese konkurrierenden Ziele führen zu einem multikriteriellen Optimierungsproblem, das komplexe Fluid-Struktur-Interaktionen mit großen Körperverformungen beinhaltet. Daher dient es als perfekter Anwendungsfall für eine Exp-O.

Im Falle des Roboters erscheint es zudem sinnvoll, maschinelles Lernen gekoppelt mit einem Experiment zur Bestimmung der besten Schwimmmodi einzusetzen. Dadurch lernt der Roboterfisch von selbst, wie er schwimmen muss. Der größte Vorteil dieser Methode besteht jedoch darin, dass sie die Berücksichtigung seiner eigenen Fähigkeiten und Behinderungen (*constraints*) ermöglicht, wie z. B. die nicht linearen Eigenschaften der KM. Neben der eigentlichen Optimierungsaufgabe, dem Auffinden der effizientesten und effektivsten Bewegung, sollen folgende weitere Fragen mit dem Experiment beantwortet werden:

- Wie sieht ein Optimierungsansatz für komplexe Multiphysikalische Systeme unter Einsatz genetischer Algorithmen in Verbindung mit einem automatisierten Experiment aus?

- Was sind die Schlüsselparameter für ein solch effizientes und leistungsfähiges Fortbewegungsgesetz und wie hängen sie voneinander ab?
- Ist es möglich, die Komplexität eines solchen Bewegungsgesetzes mit nur geringen Leistungsverlusten deutlich zu reduzieren, um leistungsfähige Roboter mit geringer Komplexität zu entwerfen?

Dieses Kapitel gliedert sich wie folgt: Zunächst wird die Methodik, der Versuchsaufbau und das an die Optimierung angepasste Software-Framework vorgestellt und beschrieben. Anschließend werden die Ergebnisse der Optimierung, darunter die Pareto-Fronten (sowohl in stehendem als auch in fließendem Wasser bei $v_{\text{mean}}=0,254$ m/s) vorgestellt und analysiert. Diese Analyse liefert Erkenntnisse über den Einfluss der einzelnen Kontrollvariablen und deren Abhängigkeit zur Steuerung des Bewegungsmusters des Roboters. Schließlich werden verallgemeinerte Konstruktionsempfehlungen für fischimitierende Roboter abgeleitet.

4.2 Methodik

4.2.1 Methodik der Optimierung

In Abb. 4.1 ist das Optimierungsverfahren dargestellt. Der Prozess erfordert, dass das gesamte Experiment automatisiert wird, worauf später im Detail eingegangen wird. Zur Steuerung des Gesamtprozesses wird das hauseigene Optimierungstool *optimization algorithms library++* (OPAL++) verwendet, das am Lehrstuhl für Strömungsmechanik und Strömungstechnik der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg entwickelt und in der Vergangenheit bereits sehr häufig zur numerischen Optimierung von Strömungsproblemen (CFD-O) genutzt wurde [35, 37, 78, 83, 79]. Bei der ExpO-Methode kommuniziert OPAL++ jedoch mit einer MCU über ASCII-Dateien und durch die Ausführung von angepasstem Python-Code.

OPAL++ kann autonom und plattformunabhängig jedes andere Programm oder Skript aufrufen, z.B. auf einem entfernten Computer unter Verwendung des *ssh*-Protokolls. Dies ist notwendig für CFD-O auf einem Hochleistungsrechner und für die kombinierte Nutzung von Windows-, Mac- und Linux-OS-basierter Software. Das Werkzeug ermöglicht auch die Kopplung von Simulationen mit Experimenten oder die Integration komplexerer Online-Sensor- und Messtechniken.

Zur Optimierung des Roboterfisches wurde der NSGA-II-Algorithmus [38] ausgewählt. Dieser Optimierungsalgorithmus für multikriterielle Probleme hat den Vorteil, dass er nicht zwingend eine spezifische Initialisierung benötigt und bei komplexen Modellen schnell zur Pareto-Front konvergiert [168]. Der Algorithmus wurde bereits mehrfach in Studien des LSS genutzt, z.B. [11] und zeigte sich dabei als robust und effizient, weshalb er auch hier wieder eingesetzt wurde.

4.2.1.1 Parameter und Ziele der Optimierung

Ziel der Optimierung ist es, einen möglichst leistungsstarken Schwimmmodus bei gleichzeitig geringem Verbrauch für den vorliegenden Roboter zu erreichen. Die

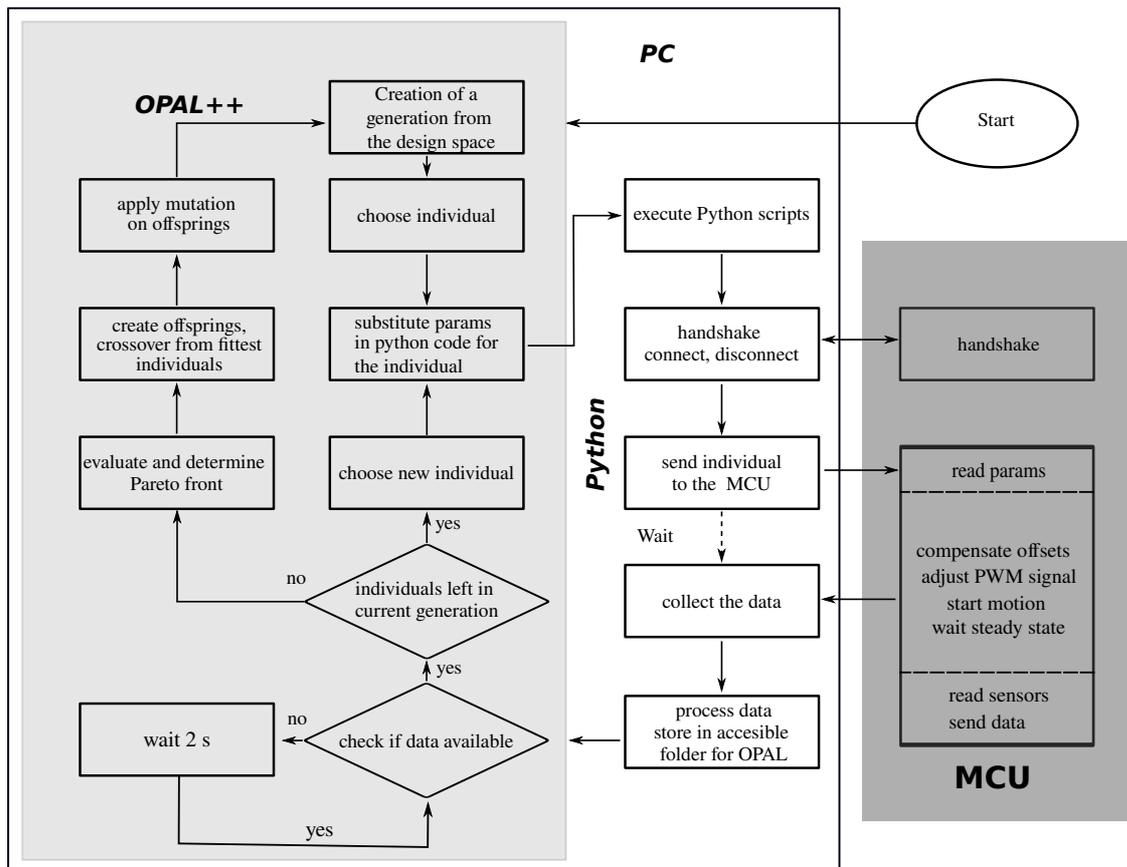


Abbildung 4.1: Flussdiagramm des Optimierungsverfahrens mit gekoppelten PC (Optimierer) und MCU (Regler und Messsystem für den Roboterfisch) [7]

Ansteuerung mit zwei autonom gesteuerten Gruppen von künstlichen Muskeln für die Bewegung der Kaudalflosse, die von zwei sinusförmigen Steuersignalen angetrieben werden, ergeben fünf freie Parameter für die Steuerung des Bewegungsmusters. Der Designraum enthält daher: zwei Amplituden (A_1, A_2) und zwei Frequenzen (f_1, f_2), eine für jede der beiden Gruppen von MFC, und eine frei einstellbare Phasenverschiebung (ϕ) zwischen deren Ansteuerung (siehe Gl. 3.3 und 3.4). Das Optimierungsziel wird durch zwei Gleichungen (O_1, O_2) ausgedrückt, die während der Optimierung umgesetzt werden müssen:

- Für O_1 wird eine maximale Antriebsleistung P_{swim} angestrebt, gegeben durch $F_{\text{prop}} \times v_{\text{swim}}$. In stehendem Wasser ist jedoch v_{swim} für den fixierten Roboter gleich Null. Daher wird nur die Kraft F_{prop} in beiden Konstellationen maximiert, da bei gleicher Geschwindigkeit P_{swim} proportional von F_{prop} abhängt. Es wird des weiteren (bei einem frei schwimmenden Roboterfisch) davon ausgegangen, dass die axiale Geschwindigkeit v_{swim} eine Funktion der Kraft F_{prop} ist. Da der Fisch am Kopf fixiert wurde, kann sich jedoch keine Schwimmggeschwindigkeit entsprechend einem Kräftegleichgewicht einstellen.
- Für O_2 , einen minimalen Verbrauch, wird die elektrische Leistungsaufnahme P_{cons} des Roboters an der Niederspannungsseite der Leistungsverstärker gemessen. In diesem Fall liegt die Speisespannung U_{feed} konstant bei 13,0 V und es wird nur der momentane Strom i_{net} mit einer Abtastrate von 200 Hz erfasst.

Die Gleichungen ergeben sich daher wie folgt:

$$O_1 = \min(-\bar{F}_{\text{prop}}) \quad [N] \quad (4.1)$$

$$O_2 = \min(\bar{i}_{\text{feed}}) \quad [A] \quad (4.2)$$

Setzt man O_1 zu O_2 in Bezug, so lässt sich der dimensionslose Koeffizient C_η bestimmen, der dem Wirkungsgrad des Systems proportional ist:

$$C_\eta = \frac{O_1}{O_2} \propto \frac{P_{\text{swim}}}{P_{\text{cons}}} \quad (4.3)$$

In den Ergebnissen zeigt sich, dass die Pareto-Fronten eine hohe Anfangssteigung aufweisen, die im weiteren Verlauf abnimmt und fast asymptotisch wird. Da die Effizienz proportional zu $\frac{O_1}{O_2}$ ist, impliziert das Abfallen der Steigung eine abnehmende Effizienz in diesem Bereich. Der Designraum wird durch die Ober- und Untergrenzen der Variablen definiert, er wird entsprechend Tab. 4.1 angepasst:

1. die normierten Ansteuerungsamplituden A_1 und A_2 , in einer Bandbreite von 0-1, wobei $A=0$ einer Spannung von 0 V und $A=1$ einer Verstärkerspannung von -500 V für das kontraktierende MFC und $+1500$ V für die expandierende Gegenseite entspricht;
2. die Flossenschlagfrequenzen f_1 und f_2 für beide KM in einer Bandbreite von 0 Hz bis 4,5 Hz;

Tabelle 4.1: Zusammenfassung des Optimierungsaufbaus [7]

Zielraum	Objektiv	Ziel		
Schwimmleistung	O_1	min		
elektrischer Verbrauch	O_2	min		
Designraum (5 Parameters)	Parameter	Einheit	von	bis
norm. Amplitude (optimiert)	A_1, A_2	[-]	0	1
Schlagfrequenzen (optimiert)	f_1, f_2	[Hz]	0	4,5
Phasenverschiebung (optimiert)	ϕ	[°]	0	180
Designraum(2 Parameters)	Parameter	Einheit	von	bis
norm. Amplitude (Konstante)	A_1	[-]	1	-
norm. Amplitude (optimiert)	A_2	[-]	0	1
Schlagfrequenzen (Konstante)	f_1, f_2	[Hz]	2,3	-
Phasenverschiebung (optimiert)	ϕ	[°]	0	180
Constraints				
None	-	-	-	
Optimierer				
Algorithmus	NSGA II			
Generationen	21			
Individuums	140			
Mutationen	20			
Kreuzung	0,8			

- die Phasenverschiebung ϕ zwischen den beiden KM in einem Bereich von 0° bis 180° .

Der Aufbau erfordert keine zusätzlichen Beschränkungen für die Optimierung. Wie bereits erwähnt wurden zur besseren Vergleichbarkeit der Ergebnisse die Eingangsparameter und Messwerte mit ihrem jeweiligen Maximalwert normalisiert. Wie im vorherigen Kapitel, werden auch hier die mechanischen Verformungen per Dehnungsmessstreifen aufgenommen und erlauben einen exakten Rückschluss auf das Bewegungsmuster des Roboterfisches durch das in [6] und Kap. 3 eingeführte kinematische Modell.

4.2.1.2 Ablauf des Optimierungsprozesses

Die Optimierung mit GA ist ein iterativer Prozess mit mehreren Generationen von Individuen. Er entwickelt sich wie folgt: Nach der Initialisierung mit einer ersten Generation werden die in diesem Fall 140 Individuen pro Generation nacheinander durch Übergabe des Parametersatzes an die MCU gestartet. Die MCU erfasst zunächst den aktuellen Zustand, um das *Offset* für Kräfte und Kopfwinkel für jedes Individuum als Mittelwert des Signals über 3 s ohne Aktuierung zu bestimmen. Diese *Offset*-Bestimmung erlaubt es, Artefakte durch eine mögliche Sensordrift zu vermeiden. Außerdem wird nur die *hydraulische netto Kraft* F_{hyd} ohne den Einfluss des Strömungswiderstandes berücksichtigt. Diese Methodik wurde gewählt, um mögliche

Strömungsschwankungen im Kanal während der Optimierung abzumildern. Die Strömung wurde zusätzlich wiederholt mit einem portablen Durchflussmesser aufgezeichnet und zeigte vernachlässigbare Schwankungen bei einer Durchschnittsgeschwindigkeit von 0,254 m/s (max = 0,27 m/s, min = 0,24 m/s, mean = 0,254 m/s, std = 0,008 m/s, n = 17).

Die weitere Auswertung erfordert einen stabilisierten periodischen Strömungsverlauf. Um dies zu erreichen, wartet die MCU 4 s nach Beginn der Aktuierung und zeichnet dann die Daten 10,24 s lang mit 200 Hz Abtastrate auf. Dabei streamt sie den entsprechenden Datensatz an den PC (siehe Abb. 4.1). Die so aufgezeichneten Daten entsprechen einer Evaluierung per Individuum. Sie bestehen aus 2048 Abtastwerten der Messpunkte für die beiden Dehnungsmessstreifen ϵ_1 , ϵ_2 , um die Positionsrückmeldung abzuleiten, sowie der hydrodynamischen Kraft F_{hyd} , des Einspeisestroms i_{feed} , und des Kopfdrehwinkels β_k . Die Daten werden als binäre Einzelvektoren über die serielle Schnittstelle an den PC übertragen.

Nach der Datenerfassung wertet der PC die Ergebnisse aus und speichert sie. Die verarbeiteten Daten für die Nettoleistungsaufnahme (abzüglich der Leerlaufleistung der Verstärker) und die Nettoantriebskraft für jedes Individuum werden als Ergebnisdatei an OPAL++ zurückgegeben. OPAL++ wertet dann intern die Ergebnisse für jede Generation aus. Anschließend wird eine neue Generation mit weiteren 140 Individuen erzeugt. *Crossover* (*Crossover-Rate* = 0,8) aus den besten Individuen (entsprechend $O_{1,2}$) der vorangegangenen Generationen und Mutationen (*Mutationsrate* = 20) der Nachkommen sorgen sowohl für eine gute Konvergenz als auch für die Erkundung des Designraums. Der Prozess wird in der Regel so lange wiederholt, bis eine vordefinierte Anzahl von Generationen erreicht ist oder der Prozess vom Benutzer gestoppt wird. Im Hinblick auf die niedrigen Evaluierungskosten wurde in dieser Studie eine angemessene Anzahl von Individuen pro Generation verwendet, aber kein spezieller Initialisierungsalgorithmus, um eine gleichmäßige, pseudo-zufällige erste Generation, wie Latin Hypercube Sampling oder Sobol-Sequenzen, zu gewährleisten, sondern die Standard Randomisierungsfunktion von OPAL++ genutzt.

Die Kommunikation zwischen OPAL++ und der MCU inklusive der Instrumentierung ist zur besseren Übersicht abschließend noch einmal in Abb. 4.2 dargestellt.

4.3 Ergebnisse und Diskussion

Die Experimente wurden in zwei Kampagnen mit identischen Einstellungen unterteilt:

- in einem Tank mit stehendem Wasser ($v=0,0$ m/s);
- in einem Wasserkanal mit Strömungsgeschwindigkeit ($v=0,254$ m/s).

Zusätzlich wurde die zweite Kampagne im Wasserkanal um eine zusätzliche Unterkampagne erweitert, die den Designraum auf 2 Parameter begrenzt (siehe Tab. 4.1). Details finden sich später in diesem Abschnitt.

Die erste Kampagne wurde in dem im Abschnitt 3.2 vorgestellten Becken durchgeführt. Der Roboter wurde seitlich mittig in 0,12 m Wassertiefe fixiert, so dass er vollständig eingetaucht war. Die geringe Breite des Tanks führte dazu, dass die Wellen

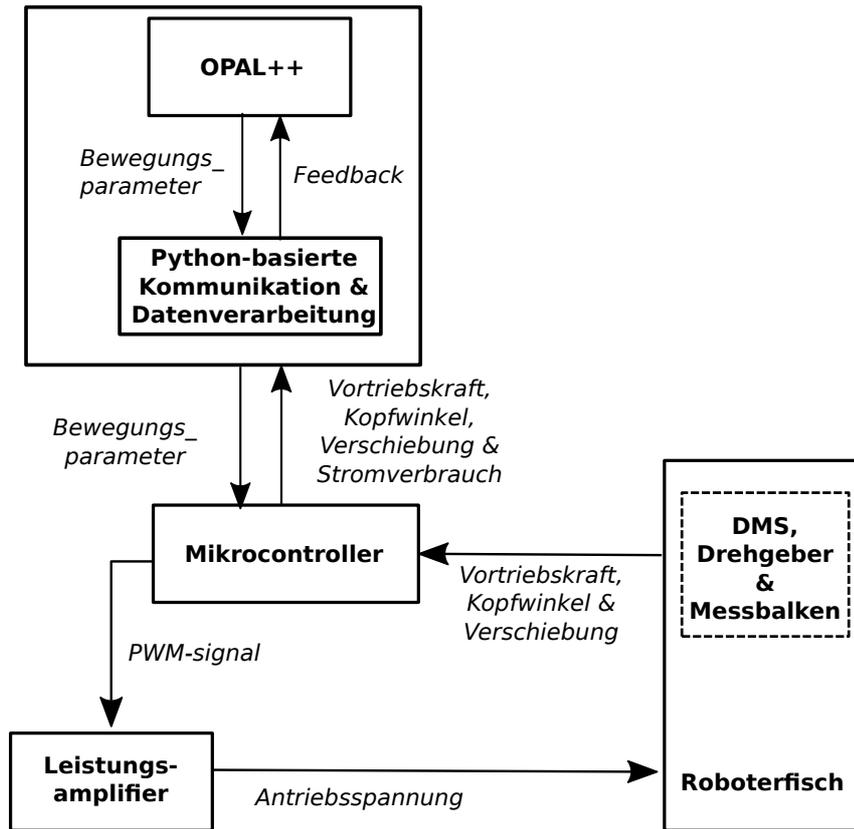


Abbildung 4.2: Strukturdiagramm des Experimentellen Aufbaus der Optimierung; Der MCU wird über Pythonskripte mit dem auf einem PC laufenden Optimierer verbunden, steuert die Aktorik des Roboters und liest die Messdaten (ϵ_1 , ϵ_2 , F_{prop} , i_{feed} , β_k) ein. Diese werden mittels Python verarbeitet und an den Optimierer zurückgeführt [7].

von beiden Seiten der Wände reflektiert wurden. Da die Ergebnisse des anschließenden zweiten Versuchs im Wasserkanal mit einer Breite von 1,2 m, einem Wasserstand von 0,42 m und gleicher Eintauchtiefe eine sehr gute Übereinstimmung mit den Ergebnissen im Becken zeigten, können die Wandeffekte trotz anderer Erwartung als vernachlässigbar angesehen werden.

4.3.1 Pareto-Fronten

Abb. 4.3 zeigt die Ergebnisse der beiden Optimierungskampagnen. Die Diagramme zeigen auf der Abszisse den zeitlich gemittelten Nettoverbrauch $P_{cons_{net}}$ und auf der Ordinate die zeitlich gemittelte Nettoantriebskraft F_{prop} . $P_{cons_{net}}$ errechnet sich aus der Speisespannung mit dem konstanten Wert $U_{feed} = 13 \text{ V}$ multipliziert mit dem zeitlich gemittelten Nettoeinspeisestrom \bar{i}_{net} . Der \bar{i}_{net} ergibt sich aus der Differenz zwischen dem gemessenen Speisestrom und dem von den Verstärkern aufgenommenen Leerlaufstrom:

$$\bar{i}_{net} = \bar{i}_{feed} - \bar{i}_{noload} \quad (4.4)$$

$$P_{cons_{net}} = U_{feed} \cdot \bar{i}_{net} \quad (4.5)$$

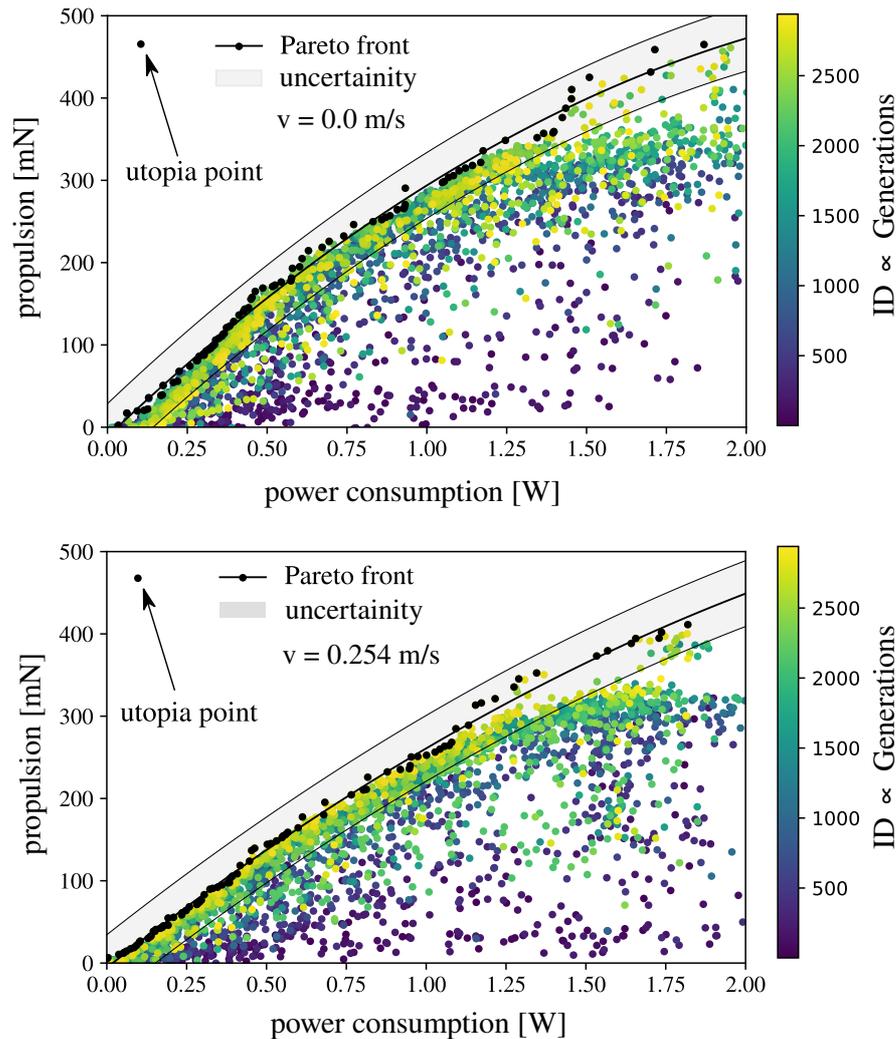


Abbildung 4.3: Pareto-Front der multikriteriellen Optimierung mit fünf Parametern in stehendem Wasser (oben) und im fließendem Wasser (unten, $v=0,254$ m/s) [7].

Jedes Diagramm in Abb. 4.3 zeigt den vollständigen Optimierungsverlauf mit 2940 Individuen. Das Farbschema stellt die ID der Individuen dar. Beginnend in dunkelviolett für die ersten Individuen und endend in hellgelb für die letzten Generationen, ist so ein Überblick über die Konvergenz der Optimierung möglich. Die Lösung konvergiert gleichmäßig, angetrieben durch die Kreuzung (*Crossover*) der fittesten Individuen in den Elterngenerationen (die helleren Farben konzentrieren sich auf die Pareto-Front). Die Mutationen verursachen zufällige Änderungen im Parametersatz. Das erlaubt eine kontinuierliche Erforschung des Designraums (helle Punkte unterhalb der Pareto-Front, die möglicherweise weniger erfolgreiche Nachkommen der neueren Generationen darstellen). Die Pareto-Front selbst ist mit schwarzen Punkten dargestellt. Sie ist für beide Experimente gut sichtbar und hat eine klare Form. Die Optimierung kann in der Region mit geringem Verbrauch/geringem Antrieb im linken Teil des Diagramms als vollständig konvergiert angesehen werden. Im Bereich des höchsten Antriebs und Verbrauchs wird die Pareto-Front dagegen etwas schwächer.

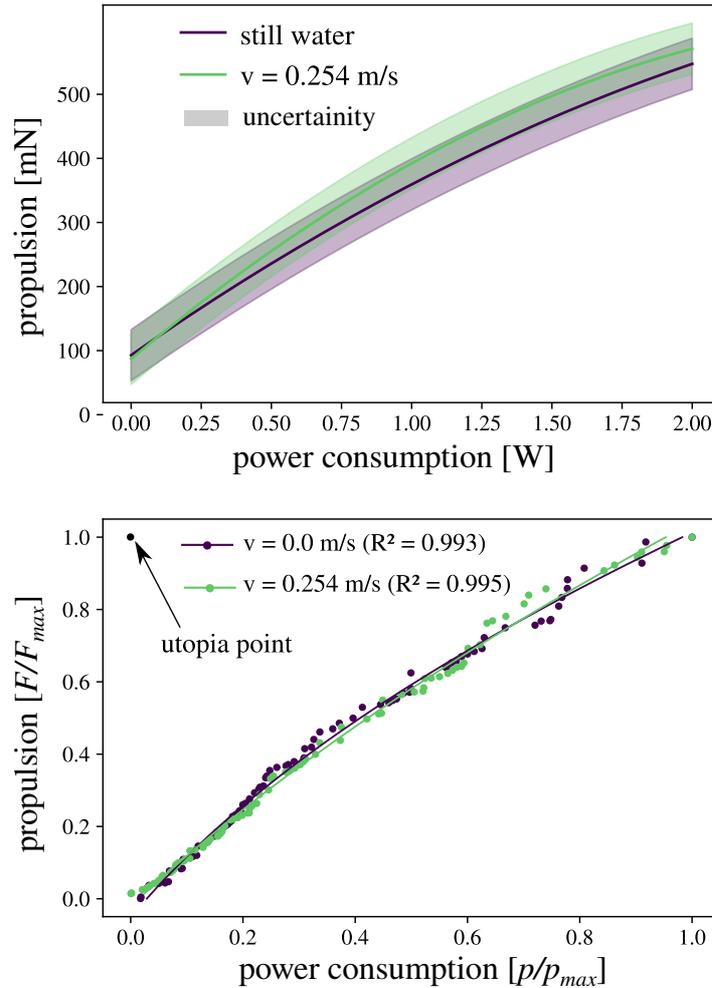


Abbildung 4.4: Regression der Pareto-Fronten von stehendem und fließendem Wasser. Die Unterschiede der beiden Regressionskurven liegen in der Unsicherheit der Kraftmessungen (oben). Die normalisierten Kurven (unten) stimmen perfekt überein. [7]

Auf diese Tatsache wird später noch genauer eingegangen.

Abb. 4.4 bietet einen direkten Vergleich der Regressionskurven. Es wurde eine polynomiale Regression zweiter Ordnung mit den Datenpunkten der Pareto-Front durchgeführt. Die graue Fläche zeigt die Bandbreite der Messunsicherheit (Tab. 3.4). Die Regressionskurve für stehendes Wasser weist eine etwas höhere Steigung und ein höheres Maximum der Nettoantriebskraft auf. Wie bereits erwähnt, impliziert ein geringerer Verlauf der Steigung (Änderung der Tangentensteigung) eine abnehmende Effizienz (der Quotient aus Vortrieb und Verbrauch), auch wenn die Steigung nicht direkt mit der Effizienz zusammenhängt. Die beiden polynomialen Regressionskurven zweiter Ordnung ($R^2_{(v=0 \text{ m/s})}=0,993$ und $R^2_{(v=0,254 \text{ m/s})}=0,995$) sind wie folgt bestimmt:

für $v = 0,0 \text{ m/s}$:

$$F_{\text{prop}} = -63,19 P_{\text{consnet}}^2 + 368,4 P_{\text{consnet}} - 11,38 \quad (4.6)$$

für $v = 0,254 \text{ m/s}$:

$$F_{\text{prop}} = -39,18 P_{\text{consnet}}^2 + 305,7 P_{\text{consnet}} - 5,589 \quad (4.7)$$

Die höhere Steigung der Optimierung im Becken kommt in Gl. (4.6) & (4.7) deutlich zum Ausdruck. Die geringere Steigung ist daher entgegen der Erwartungen aus [133, 140], da eine höhere Reynoldszahl eine höhere Effizienz vermuten lassen würde. Die Unterschiede der beiden Kurven liegen jedoch in der Unsicherheit der Messungen (Abb. 4.4 oben). Nach der Normalisierung der beiden Pareto-Fronten ($F_{\text{prop}}/\max(F_{\text{prop}})$ über $P_{\text{cons}}/\max(P_{\text{cons}})$) stimmen die beiden Kurven perfekt überein (Abb. 4.4 unten). Somit lässt sich aus den vorliegenden Daten kein eindeutiger Einfluss der Strömung auf die Kurvenformen feststellen.

Die entsprechende, auf der Körperlänge basierende Reynoldszahl beträgt 92.710 ($\text{Re}=\frac{v \cdot BL}{\nu}$) unter Berücksichtigung der kinematischen Viskosität ν des Wassers. Dies deutet auf eine Übergangsgrenzschicht auf der Roboter Oberfläche hin, die sich in einem hohen Widerstand bemerkbar macht. Die Strouhal-Zahl von 0,45 ($\text{St} = \frac{f \cdot w}{v}$, bezogen auf die Breite des Roboters $w=0,05$ m) ist unerwartet hoch. Triantafylou *et al.* 1991 [149] konnte feststellen, dass die typischen St von freischwimmenden Fischen und oszillierende Profilen bei $\text{Re} = 25.700$ (eigene Berechnung auf der Grundlage der Veröffentlichung von [149] zum Vergleich) zwischen 0,25 und 0,35 liegen, um den höchsten Wirkungsgrad zu erreichen. Senturk & Smits 2018 fanden heraus, dass ein St von 0,4 für ein oszillierendes Profil bei $\text{Re} = 16.000$ am effizientesten ist [133].

Es ist davon auszugehen, dass in der gegebenen Anordnung die optimale Frequenz nicht von der Strömung, sondern von der Systemfrequenz des Roboters zusammen mit den Effekten wie Dämpfung und Frequenzverschiebung durch die virtuelle Masse des ihm umgebenden Wassers bestimmt wird. Diese Annahme wird auch durch die Tatsache unterstützt, dass sich die optimale Antriebsfrequenz zwischen den Experimenten mit stehendem und fließendem Wasser nicht ändert. Es ist jedoch anzumerken, dass die Eigenfrequenz des Gesamtaufbaus nicht weiter untersucht wurde.

Es ist außerdem zu beachten, dass die Optimierung an einem fixierten Roboter durchgeführt wurde. Obwohl die zweite, mit der ersten identische Kampagne bei einer Strömungsgeschwindigkeit von 0,254 m/s (ca. 0,7 BL/s) mit fast identischen Ergebnissen wie im Becken durchgeführt wurde, ist dennoch zu erwarten, dass die optimale Schwimmkinematik für ein frei schwimmendes Roboter zumindest geringfügig anders ausfällt.

4.3.2 Stichprobenanalyse

Die folgende Auswertung willkürlich ausgewählter Individuen der Pareto-Front basiert auf Abb. 4.5 & 4.6 bei der Optimierungen im fließendem Wasser. Alle Individuen, die aus den Pareto-Fronten ausgewählt wurden, sind auch in Tab. 4.2, um einen Überblick über die Individuen zu bieten.

In der zweiten Kampagne ($v=0,254$ m/s, 5 Parameter) wurde die maximale Antriebskraft bei Individuum 2872 (ID2872) mit $F_{\text{prop}} = 411,26$ mN bei einer verbrauchten Leistung von $P_{\text{cons}_{\text{net}}} = 1,81$ W erreicht. Der Parametersatz ist: $A_1 = 1$, $A_2 = 0,54$ mit einer nahezu identischen Frequenz von $f_1=2,34$, $f_2 = 2,32$ und $\phi = 89^\circ$. Anhand (4.3) lässt sich ein Effizienzkoeffizient von $C_\eta=228,47$ berechnen.

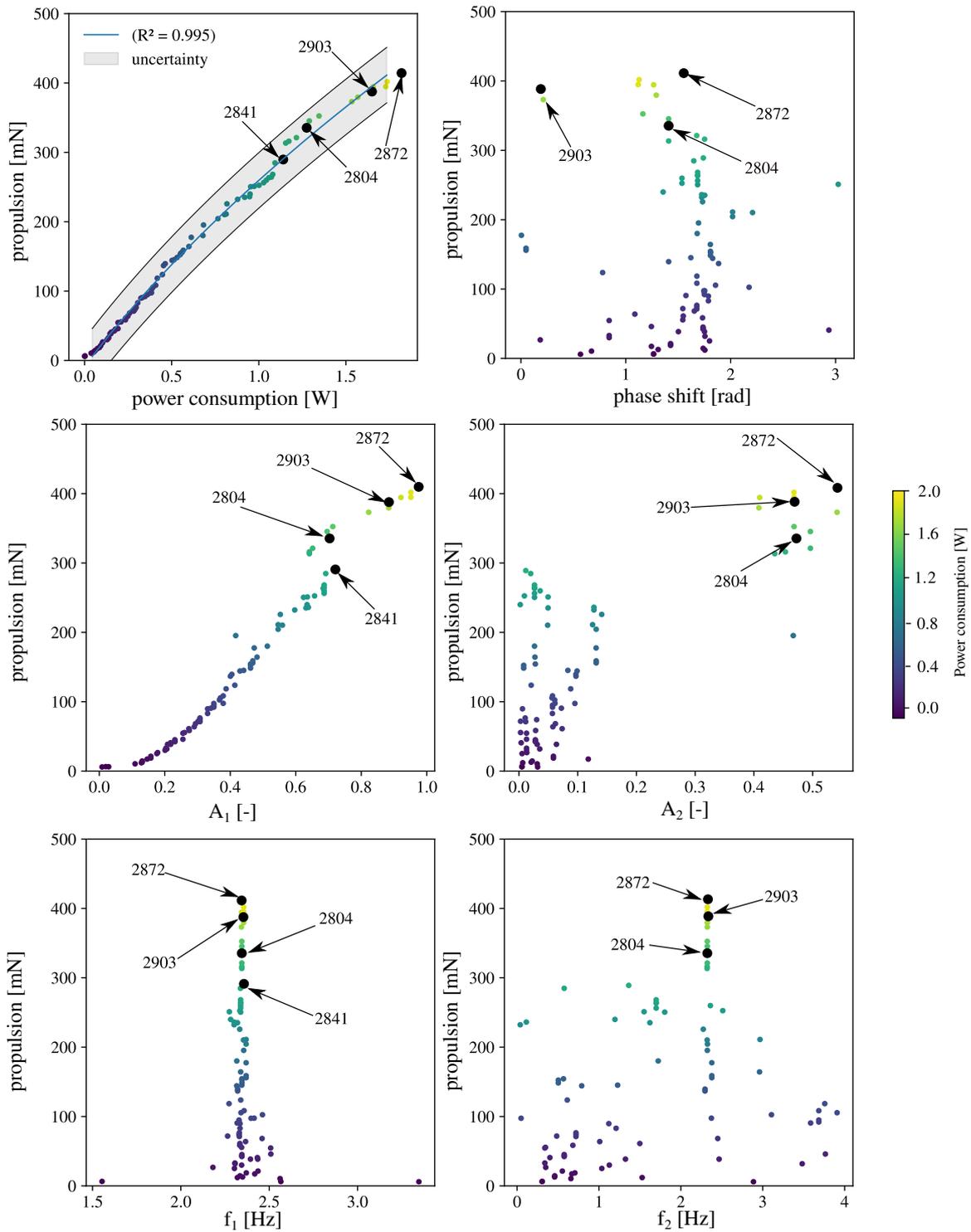


Abbildung 4.5: Ergebnisse der multikriteriellen Optimierung (Pareto-Front, oben links) und Korrelation der Antriebskraft mit den Auslegungsparametern ϕ oben rechts, A_1 mitte links, A_2 mitte rechts, f_1 unten links und f_2 unten rechts) für ein Antriebskonzept mit fünf Steuerungsparametern und bei einer Strömungsgeschwindigkeit von $0,254 \frac{m}{s}$ [7]. (Wegen der passiven KM II bei der ID2841 wurde dieses Individuum auf der rechten Seite nicht eingezeichnet)

ID	Parameter					Kraft	Verbrauch	Eff.Koeff
Symbol	A_1	A_2	f_1	f_2	ϕ	F_{prop}	P_{consnet}	C_η
	[-]	[-]	[Hz]	[Hz]	[°]	[mN]	[W]	[-]
5 Parameter Setup								
2872	1	0,54	2,34	2,32	89	411,26	1,81	228,47
2903	0,88	0,46	2,35	2,33	11,0	388,41	1,64	236,8
2841	0,72	-*	2,35	-*	-*	289,02	1,13	255,75
2804	0,65	0,49	2,34	2,32	96,0	321,24	1,21	265,3
2 Parameter Setup								
472	0,99	0,99	2,35	2,35	23,4	526,05	2,78	189,2
560	0,99	0,98	2,35	2,35	7,8	530,28	2,77	191,32
356	0,99	0,97	2,35	2,35	30	509,6	2,64	192,75
250	0,99	-*	2,35	-*	-*	339,24	1,61	211,2
481	0,99	0,93	2,35	2,35	40,98	494,18	2,31	213,9
249	0,99	0,92	2,35	2,35	15,5	502,9	2,19	229,0
245	0,99	0,49	2,35	2,35	40,0	420,44	1,77	236,8
292	0,99	0,64	2,35	2,35	34,0	451,45	1,87	240,71

* passiver Antrieb

Tabelle 4.2: Zusammenfassung der willkürlich ausgewählten Individuen aus der Pareto-Front für die Stichpunkt-Analyse bei einer Geschwindigkeit von $0,254 \frac{m}{s}$ [7]. Die Reihenfolge entspricht dem aufsteigenden Effizienzkoeffizienten C_η , wie er in (4.3) definiert ist. Das leistungsfähigste und das effizienteste Individuum sind jeweils fett gedruckt.

Betrachtet man den Einfluss der einzelnen Parameter auf die Vortriebskraft in der Pareto-Front, so zeigt die Amplitude A_2 des hinteren KM II ein interessantes Muster. Sie teilt sich deutlich in zwei Bereiche möglicher Optimierungsansätze für ein effizientes Schwimmen:

1. der hintere KM sollte sich entweder passiv verhalten, oder
2. mit etwa 40% bis 50% der maximalen Amplituden angetrieben werden

Niedrigere Amplituden des KM II wurden bereits in einer frühen Phase des Optimierungsprozesses als suboptimal angesehen und verworfen. Eine höhere Amplitude und damit Antriebsleistung sorgt für einen stärkeren Vortrieb, ist aber ineffizienter. Allerdings wird eine Lücke in der Abhängigkeit von A_2 für Fälle mit hohem Antrieb gefunden (oben rechts in Abb. 4.5).

Individuum 2841 mit einer Amplitude $A_1 = 0,7$ und einem passiven KM II erreicht etwa 70% der maximal erreichbaren Kraft bei einer Reduzierung auf 60% des Stromverbrauchs. Infolgedessen steigt C_η um etwa 12% auf 255,75 in Bezug auf den Punkt des maximalen Vortriebs. In diesem Fall profitiert der Optimierer von den nichtlinearen Eigenschaften des MFC und reduziert die Amplituden des ersten Aktuators zusammen mit einer Deaktivierung des zweiten.

Wenn man jedoch A_1 leicht auf 0,65 reduziert und den zweiten Muskel mit $A_2 = 0,5$ in Kombination mit einer Phasenverschiebung von 96° antreibt, wie in Individuum 2804 gezeigt, steigt der Verbrauch auf 66%, während die Kraft 78% des Maximalfalls (ID2872) erreicht. Daraus ergibt sich ein Effizienzkoeffizient $C_\eta = 265,3$, was eine Steigerung von etwa 16% gegenüber ID2872 und dem besten Effizienzpunkt des Systems bedeutet.

In all diesen Fällen entscheidet sich der Optimierer für eine Phasenverschiebung ϕ in einem Bereich von $89-95^\circ$ zwischen den beiden Muskeln. Diese Einstellung erzeugt eine S-förmige Bewegung entlang des Körpers während des Schwimmens. Dies erinnert an anguilloforme Schwimmer.

Individuum 2903 zeigt dagegen, dass eine Vortriebskraft von fast 95% ohne nennenswerte Phasenverschiebung (11°) erreicht werden kann. Hier sind die Amplituden auf $A_1 = 0,88$ und $A_2 = 0,46$ eingestellt. In diesem Fall verhalten sich die beiden Muskeln wie ein einziger großer Muskel entlang des Körpers. Die Schlagfrequenzen der beiden Muskeln konvergieren auf fast die gleiche Frequenz, 2,3 Hz. Eine Hypothese könnte sein, dass dies der Eigenfrequenz des Aufbaus entspricht, aber wie bereits erwähnt, wurde dieser Aspekt nicht weiter untersucht. Mit dem gegebenen Szenario F_{prop} erreicht 388,4 mN und $P_{\text{cons}_{\text{net}}} = 1,64$ W, C_η wird bei 236,8 ermittelt, was 4% höher ist als ID2872.

Mit dem Ziel, die Begrenzung von A_2 auf 50% für alle optimalen Lösungen besser zu verstehen und die Lücken im oberen Teil der Pareto-Front zu schließen, wurde eine dritte Kampagne mit nur 2 Parametern unter Verwendung der bereits erhaltenen Ergebnisse als Ausgangspopulation durchgeführt. Diesmal wurde die Frequenz der beiden Muskeln auf 2,3 Hz und die Amplitude A_1 auf 0,99 festgelegt, die während der Optimierung konstant blieb. Die Amplitude A_2 durfte von 0,5 bis 1 variieren, während die Phasenverschiebung den gesamten Bereich von 0 bis 180° abdeckte.

Im Abb. 4.6 ist der gesamte Zielraum dieser zweiten Kampagne in fließendem Wasser

dargestellt. Auch hier wurden alle Individuen von dunkelblau nach hellgelb sortiert, von der niedrigsten zur höchsten ID. Die einzelnen Elemente der Pareto-Front sind mit schwarzen Punkten dargestellt. Die maximale Vortriebskraft konnte für das Individuum 560 (ID560) auf 530,28 mN steigen. A_2 war 0,99 und die Phasenverschiebung betrug $7,8^\circ$. Aufgrund der höheren Amplitude stieg jedoch auch die Leistungsaufnahme entsprechend auf 2,8 W.

Der letzte Teil der Pareto-Front ist sehr flach, was bedeutet, dass es in diesem Teil der Kurve keinen Effizienzgewinn gibt. Der Vergleich zwischen den Individuen 481 (ID481) und ID560 zeigt, dass 93% der Antriebskraft mit nur 83% des Verbrauchs erreicht werden können ($F_{\text{prop}} = 494,18$ mN und $P_{\text{consnet}} = 2,31$ W). ID481 wurde aufgrund seiner charakteristischen Parametervariation ausgewählt, es sollte jedoch darauf hingewiesen werden, dass er nicht direkt auf der Pareto-Front liegt. Denn Individuum 481 ist nahezu identisch mit ID560. Lediglich die Phasenverschiebung von 40° unterscheidet sich deutlich von 8° in ID560. Daraus ergibt sich $C_\eta=191$ für ID560 und $C_\eta= 213,9$ für ID481, was einen Gewinn von 11,8% bedeutet, aber immer noch 6% weniger als ID2872. Auch ID245 weist eine Phasenverschiebung von 40° auf und gehört zu den effizientesten Individuen der gesamten Pareto-Front.

Vergleicht man die leistungsstärksten (ID560) und die effizientesten (ID2804) Individuen der Optimierung, so stellt man fest, dass der höchste Leistungsgewinn aus einer vollständigen Betätigung beider künstlicher Muskeln bei der für das System optimalen Frequenz von 2,3 Hz mit einer kleinen Phasenverschiebung von $7,8^\circ$ resultiert. Nimmt man dies als Referenz, so verliert das effizienteste Individuum etwa 40% an Vortrieb, gewinnt aber etwa 40% an Effizienz. Hier ist das Schwimmmuster S-förmig und hat seinen Ursprung in einer Phasenverschiebung von 96° .

Daraus folgt, dass der Roboter je nach Zielstellung von zwei verschiedenen Bewegungsmustern profitieren würde:

1. einer höchst effektiven Sprintbewegung entsprechend ID560
2. einer effizienten Bewegung (*cruising*) entsprechend ID2804

Eine weitere Vereinfachung des Roboteraufbaus könnte durch die Reduzierung des Verstärkers auf ein Gerät mit einem einzigen Kanal mit einem invertierten Ausgang von -500 V (Kontraktion) und 1500 V (Streckung) für beide Betätigungspaare erreicht werden. Dies würde zu einem einzigen künstlichen Muskel über den gesamten flexiblen Teil mit einer gemeinsamen Antriebsamplitude $A_{1,2} = A$ und Schlagfrequenz $f_{1,2} = f$ ohne Phasenverschiebung führen. Ein solcher Aufbau entspricht ID560 (unter Vernachlässigung der Phasenverschiebung von $7,8^\circ$) bei maximaler Antriebseinstellung $A=1$ bei $f=2,3$ Hz. Eine zusätzliche einfache Elektronik würde es ermöglichen, den zweiten künstlichen Muskel passiv einzustellen, um die Effizienz für einfache Fahrten nur mit dem ersten künstlichen Muskel zu erhöhen. Dieser Aufbau entspricht ID2841 und bietet einen erheblichen Effizienzgewinn im Vergleich zu ID560.

4.3.3 Die Kosten der Optimierung

Wie bereits erwähnt, jeder Optimierungsprozess, an dem die Strömungsmechanik beteiligt ist, stellt eine Herausforderung dar. Das chaotische Verhalten von Flüssigkeiten

führt zu komplizierten nichtlinearen Gleichungssystemen, die - außer für akademische Anwendungen - nur mit starken physikalischen Vereinfachungen numerisch gelöst werden können. In jeder technischen Anwendung bedeutet dies einen extremen Rechenaufwand. Der gut etablierte CFD-O-Ansatz wird am LSS bereits seit vielen Jahren zur Optimierung von Turbinen angewendet [35, 84, 83, 136, 31]. Teilweise unter der Verwendung desselben Optimierungsalgorithmus (NSGA-II) wie in dieser Studie [12]. Diese letzte Optimierung führte zu Rechenkosten von 30.240 CPUh für 3 Parameter und 270 Individuen in 9 Generationen unter Berücksichtigung von 74 CPU-Stunden pro Individuum.

In dem Fall des Roboterfisches findet zusätzlich eine multiphysikalische Kopplung statt, da die Verformungen der flexiblen Kaudalflosse des Roboterfisches einen wesentlichen Einfluss auf die Antriebskraft haben. Dabei war die Steifigkeit von Kaudalflossen selbst Gegenstand zahlreicher Optimierungsstudien [174].

Um den wirklichen Nutzen von Exp-O im vorliegenden Fall zu analysieren, muss der Rechenaufwand zumindest abgeschätzt werden. Die Untersuchung des Strömungsfelds einer starren Version des hier untersuchten Roboterfisches mittels CFD (OpenFOAMv2012)[86] ermöglicht eine solche Abschätzung des Rechenaufwands für eine CFD-O-basierte Optimierung der Aufgabe. Die Simulation basierte auf einer räumlichen 3D-Diskretisierung mit etwa 4 M Zellen und verwendete einen instationären *Solver* (pimpleFoam). Die Rechenzeit für das Modell (eine einzelne Berechnung bzw. ein Individuum der Population) betrug etwa 384 CPUh. Unter Berücksichtigung eines größeren Netzes und einiger Verbesserungen der Rechenzeit, was realistisch ist, da dies üblicherweise vor einer Optimierung durchgeführt wird, kann von einer Reduzierung um 50% ausgegangen werden. Dieser Wert ist sehr optimistisch und entspricht einem Aufwand von 190 CPUh pro Individuum.

Die in dieser Studie durchgeführte 5 Parameter-Optimierung für eine Fließgeschwindigkeit von 0,25 m/s erforderte die Auswertung von 2940 Individuen in 21 Generationen. Dies entspräche etwa 560.000 CPUh und vernachlässigt jegliche Verformung der flexiblen Kaudalflosse. Die Berücksichtigung dieser zusätzlichen multiphysikalischen Charakteristik (eine stark gekoppelte FSI wäre erforderlich) würde zusätzliche Kosten um den Faktor 10 verursachen, wie ein Studie zeigt, die verschiedene Stufen der Fluid-Solid-Kopplung an einer schlanken Struktur verglich [159].

Bei 5,6 Mio. CPUh für MPS-O und 560.000 CPUh für CFD-O, die beide mit einer systematischen Unsicherheit solcher Simulationen (URANS, grobes Netz) einhergehen, ist der extreme Vorteil von EXP-O offensichtlich: die experimentelle Optimierungskampagne dauerte 25:43 h für die 2940 Individuen, die in jeweils etwa 31 s bewertet wurden. Dies bedeutet eine Reduzierung der Auswertezeit um den Faktor 215.000 bei Verwendung eines einzelnen Prozesses. Der Fairness halber muss an dieser Stelle erwähnt werden, dass die realen Zeitkosten durch massiv parallelisierte Berechnungen bis zu einem gewissen Punkt reduziert werden können.

Was die dritte Optimierung betrifft, so dauerte die gesamte Kampagne mit weiteren 16 Generationen und 640 Individuen 5:36 h. Hier bestand jede Generation aus 40 Individuen.

Für einen ehrlichen und strengen Vergleich muss der gesamte Prozess inklusive Vorbereitungszeit berücksichtigt werden. Die Herausforderung für CFD-O- und MPS-O-

Methoden besteht darin, einen Kompromiss zwischen der notwendigen Reduzierung der Auswertungskosten und der Modellgenauigkeit zu finden. Bei EXP-O besteht die Herausforderung darin, das vollautomatisierte Experiment und die Kopplung des Regelsystems mit dem Optimierer zu realisieren. Eine verallgemeinerte Aussage über die bessere Eignung eines der Verfahren für eine beliebige Aufgabenstellung kann daher nicht getroffen werden.

Kapitel 5

Zusammenfassung und Ausblick

5.1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden Methoden zur experimentellen Optimierung (Exp-O) komplexer und realistischer Aufgabenstellungen aus den Ingenieurwissenschaften untersucht und entwickelt. Ein besonderer Augenmerk lag auf elektrisch aktuierten, fluid-solid gekoppelten, mechatronischen Systemen. Bedingt durch die nichtlinearen Charakteristiken von Fluid-Struktur-Wechselwirkungen, ist die Konzeption, Regelung und Optimierung eines solchen Systems eine herausfordernde Aufgabe.

Experimentelle Optimierungsansätze erfordern ein hohes Maß an Vorbereitung und einen vollständig automatisierten Experimentalaufbau. Der hohe Aufwand verursacht in der Regel hohe Kosten und erfordert viel Vorbereitungszeit. Daher werden sie erst dann interessant, wenn andere Verfahren keine zufriedenstellende und kosteneffiziente Antwort liefern können. Es gilt die Faustregel, dass eine experimentelle Optimierung um so vielversprechender ist, um so komplexer die zugrunde liegenden physikalische Prozesse zu modellieren sind.

Als Gegenpol in der Bandbreite möglicher Optimierungsmethoden finden sich analytische Ansätze. In der Regel sind diese Methoden nicht kosten- oder zeitintensiv, bieten aber aufgrund einer meist vereinfachten Physik, zum Beispiel durch Vernachlässigung von Reibung oder einer Reduktion der betrachteten Dimensionen, nicht immer die erforderliche Genauigkeit. Zudem kann es sehr herausfordernd sein analytische Modelle für komplexe Aufgaben zu entwickeln.

Numerische Simulationen können eine deutlich höhere Genauigkeit bieten. Erfordert die Fragestellung allerdings eine Betrachtung im Zeitverlauf und in allen drei Raumrichtungen ist dies rechnerisch meist sehr aufwändig. Stark gekoppelte FSI-Simulationen, die immer notwendig sind, wenn große Verformungen auftreten und die Strömung als Rückkopplung von den Deformationen beeinflusst wird, erhöhen die Rechenkosten um den Faktor 10 oder höher. Eine Rechenzeit- und damit Kostenreduzierung zwingt in der Regel zur Vereinfachung des Modellierungsansatzes, z. B. durch die Verwendung grober Netze zur räumlichen Diskretisierung und/oder einer vereinfachten Physik. Das kann wiederum zu hoher Ungenauigkeit oder sogar Unzuverlässigkeit der Ergebnisse führen.

Ziel dieser Arbeit war es, die Grundhypothese, dass Exp-O eine geeignete und in komplexen Fällen kosteneffiziente Methode zur systematischen Optimierung ist, zu untersuchen. Anhand konkreter Fälle wurde demonstriert, dass Exp-O eine signifikante Reduktion der Auswertezeit für multiphysikalische Optimierungsprobleme in realistischen Szenarien erreichen kann. Darüber hinaus ermöglicht sie die Berücksichtigung der realen Strömungsphysik ohne signifikante Modellvereinfachungen. Falls erforderlich, erlaubt die zusätzliche Verwendung von Ähnlichkeitsgesetzen eine verlässliche Skalierung eines Modells.

In der ersten Fallstudie der Thesis wurde die optimale Pitch-Trajektorie einer Gezeitenturbine ermittelt. Dies geschah anhand eines vereinfachten Ersatzmodells. Es handelt sich dabei um eine Voruntersuchung für ein derzeit laufendes internationales Projekt (OPTIDE), dessen Ziel es ist, die Optimierung an einem laborskalierten Turbinenmodell durchzuführen. In dem Projekt werden derzeit verschiedene, im Rahmen dieser Dissertation entwickelte Methoden und Techniken verwendet. So basiert der Messaufbau, die Kommunikation mit der elektrischen Maschine und das Optimierungskonzept auf den hier beschriebenen Ansätzen und Lösungen. Das Optimierungsziel ist, durch kontinuierliches Nachführen (*Pitchen*) der Turbinenschaufeln innerhalb einer Rotordrehung, ein Optimum zwischen niedrigem Strömungswiderstand (Verhinderung von dynamischem Strömungsabriss) und hohem Blattvortrieb durch maximalem Auftrieb (entweder kurz vor dem Einsetzen des Strömungsabrisses oder im Regime eines leichten dynamischen Strömungsabrisses) zu finden. Dieser Betriebspunkt ist hochdynamisch, höchst instabil und nur sehr schwer vorherzusagen. Gängige analytische und teilempirische Modelle können die physikalischen Zusammenhänge nicht beschreiben und die Modellunsicherheiten liegen teilweise nahezu in der gleichen Größenordnung wie die eigentlichen Ergebnisse. Gängige Simulationsmodelle (CFD-RANS und teilweise LES) sind derzeit nicht in der Lage, diesen Punkt präzise vorherzusagen. Die Anwendung kann daher als perfekter Kandidat für eine experimentelle Optimierung betrachtet werden.

Die eigentliche Optimierung wurde in einem vollautomatischen Versuchsaufbau unter Einsatz einer Brute-Force-Methodik durchgeführt. Für das Ersatzmodell wurde die dreiblättrige Turbine zunächst auf eine einblättrige Schaufel reduziert und dann als ein drehoszillierendes, hydrodynamisches Profil in einem Wassertunnel betrachtet. Der Vorteil dieses Ersatzmodells ist die Möglichkeit, durch die Variation von zwei Parametern, der Oszillationsfrequenz und der Bewegungstrajektorie des Profils, unterschiedliche Betriebspunkte (λ) und eine Vielzahl von Turbinendesigns (k) zu untersuchen. Dies ist mit einer sehr kurzen Laufzeit von unter einer Minute pro Versuch möglich. Zum Vergleich: numerische Modelle, mit einem zuvor auf minimale Rechenleistung getrimmten 2D Ansatz, benötigen 96 CPUh zur Berechnung.

Die Kopplung von Exp-O mit dem Ersatzmodell ermöglichte lediglich eine qualitative Untersuchung der optimalen Blattverstellung. Die Ergebnisse der Studie zeigen jedoch deutlich, dass die durch den Strömungswiderstand (*Drag*) verursachten Verluste aufgrund eines Strömungsabrisses am Profil eine wesentlich größere Auswirkung haben als der verminderte Auftrieb durch die optimierte Pitch-Trajektorie. Die optimale Pitch-Trajektorie, die im Versuch für einen gängigen Betriebs- und Designpunkt bestimmt wurde, zeigte eine erhebliche Verbesserung des Schubkoeffizienten vom 0,15

auf 0,33. Sie wurde in nur wenigen Stunden Laufzeit nach Evaluierung hunderter Varianten ermittelt. Die Untersuchung war somit ein *Proof-of-concept* für beides: (1) die Methodik und (2) den Pitch-Ansatz, was die erfolgreiche Förderung von OPTIDE und damit eine Fortführung des Projektes ermöglichte.

Im zweiten Anwendungsfall wurde eine experimentelle Parameterstudie durchgeführt. Diese in Ingenieur Anwendungen häufig ebenfalls als Optimierung bezeichnete Studie ohne systematischen Optimierungsansatz hatte zum Ziel einen Versuchsaufbau zu *verbessern*. Der Aufbau wurde nachfolgend zur systematischen Optimierung des Antriebs eines biomimetischen Fischroboters genutzt (dritter Anwendungsfall). Für die Optimierung war es notwendig, den Roboter am Messaufbau zu befestigen um dessen Schwimmkraft zu messen. Diese Fixierung hat aber einen signifikanten Einfluss auf die Schwimmkinematik des Roboters. Zunächst wurde daher der Versuchsaufbau so verbessert, dass die Lage des Fixierungspunktes einen maximalen Vortrieb ermöglichte. Die als Parameterstudie durchgeführte Voruntersuchung nutzte parametrisierte Geometrien des Haltepunktes die anschließend 3D gedruckt wurden. Aufgrund der Notwendigkeit die Halterungen manuell zu installieren, wurde jedoch auf eine systematische Optimierung verzichtet. Untersucht wurde demnach der Einfluss des Drehpunktes des Kopfes auf den Vortrieb, was bereits eine eigenständige Forschungsfrage der Robotik Community darstellt, zu deren Beantwortung erfolgreich beigetragen werden konnte.

Die Messung der phasengemittelten Vortriebskraft ermöglichte die Bestimmung des besten Betriebs- und Lagerungspunktes für den Roboter. Ein zugrundeliegendes, für den Versuch entwickeltes kinematisches Modell lieferte eine genaue Positionsrückmeldung für die betätigte Körperbewegung. Zusammen mit synchronisierten Kopfwinkel-messungen war eine Charakterisierung des Bewegungsmusters und der resultierenden Schwimmkraft möglich.

In der Parameterstudie wurde die Vortriebskraft in Abhängigkeit zur gesamten Bandbreite der Steuerparameter (Schlagamplitude und Frequenz) für fünf unterschiedliche Haltepunkte untersucht und die höchste Vortriebskraft als bestes Ergebnis für die nachfolgende Optimierung ausgewählt. Es ist offensichtlich, dass dieses Ergebnis nicht dem absoluten Optimum entspricht. Dennoch ermöglichte die Studie eine Verbesserung der Konstruktion des Versuchsaufbaus und lieferte neue Erkenntnisse zur Kopfbewegung als Teil der robotischen Schwimmkinematik. Entsprechend unserer Ergebnisse sollte ein Fischroboter so konstruiert werden, dass der Drehpunkt mindestens bei einem Drittel der Körperlänge (0,3 BL) liegt. Die gesamte Parameterstudie dauerte nur wenige Stunden und bewies, dass die Kopfbewegung und damit die Lage des Drehpunktes, ein Schlüssel für einen effektiven fischähnlichen Antrieb ist. Die höchste Vortriebskraft wurde mit der größten Amplitude der Kopfbewegung erreicht. Ein überraschendes Ergebnis, das sich jedoch mit Beobachtungen an echten Fischen deckt und derzeit Gegenstand einer wissenschaftlichen Kontroverse ist.

Der dritte und letzte Anwendungsfall bestand darin, das Bewegungsmuster des bereits beschriebenen Roboters experimentell zu optimieren. Ziel der Optimierung war es, einen möglichst leistungsstarken und effizienten Schwimmmodus für den Roboter zu erreichen. Es wurden zwei Sinussignale für die Ansteuerung von zwei unabhängig voneinander gesteuerten künstlichen Muskeln eingesetzt. Daraus ergaben sich

fünf Steuerparameter, zwei Amplituden (A_1, A_2) und Frequenzen (f_1, f_2) sowie eine frei einstellbare Phasenverschiebung (ϕ) zwischen der Ansteuerung der Muskeln, für die Bewegungsmusteroptimierung. Unter der Verwendung genetischer Algorithmen (NSGA-II) und Nutzung der am Lehrstuhl für Strömungsmechanik entwickelten Optimierungsoftware OPAL++ wurde ein vollständig automatisiertes Experiment mit mehreren Aktoren und Sensoren realisiert um die besten Bewegungsmuster für eine hohe Vortriebsleistung (O_1) in Kombination mit einem geringen Energieverbrauch (O_2) zu ermitteln. Die dazu erforderliche Kopplung des Optimierers mit dem Versuch, bzw. dem zur Automatisierung eingesetztem MCU erfolgte über Python-Skripte. Die Optimierung wurde sowohl in stehendem als auch fließendem Wasser (0,254 m/s) mit identischen Parametern durchgeführt. Jede Optimierungskampagne dauerte rund 26 Stunden für 2940 Individuen, die in jeweils in etwa 31 Sekunden durchgeführt und bewertet wurden.

Die Vielzahl der Individuen erlaubte nachfolgend eine statistische Analyse der Parameter und ihrer Korrelation zu den Optimierungszielen. Die Optimierung konnte so zum besseren Verständnis des Systems beitragen und es konnten Handlungsempfehlungen formuliert werden. So ist es sinnvoll im *Cruise* Modus nur einen Muskel zu betreiben. Es ist jedoch auch möglich eine leichte Phasenverschiebung bei Reduktion der maximalen Schlagamplituden auf beiden Muskeln zu nutzen, was die Effizienz des Antriebs zusätzlich erhöht. Im Sprintbetrieb sollten beide Aktoren synchron betrieben werden. Es wurden also über die Optimierung hinaus weitere Erkenntnisse gewonnen, die für die Robotik Community von Interesse sind.

Zusammengefasst könnte in dieser Arbeit gezeigt werden, dass Exp-O-Techniken eine robuste Methodik zur Optimierung multiphysikalischer Optimierungsprobleme in realistischen Szenarien bieten, die eine massive Reduzierung der Auswertzeit erlauben. Experimentelle Optimierungsansätze bieten einige Vorteile gegenüber anderen Ansätzen, die es ermöglichen, Probleme zu überwinden, die mit anderen Methoden nur mit sehr hohen Kosten oder gar nicht zu lösen sind. Dies gilt insbesondere Anwendungen mit komplexer Multiphysik. Exp-O zeigt hier insbesondere drei große Vorteile:

1. Experimente sind von Natur aus näher an der realen Physik, theoretisch sind keine Vereinfachungen notwendig;
2. Ähnlichkeitsgesetze erlauben in den meisten Fällen eine sinnvolle Verkleinerung des Problems, bei weiterem Reduktionsbedarf können Ersatzmodelle bestimmt werden;
3. die Auswertungszeit für ein Problem liegt im Sekunden- oder Minutenbereich.

Der letzte Punkt erlaubt eine sehr gute Abdeckung des Designraum und damit eine fundierte statistische Analyse aller genutzten Parameter. Dies ermöglicht in der Regel als zusätzlichen Nutzen ein tieferes Verständnis des optimierten Systems bei einer hohen Stichprobengröße. Um die der Arbeit zugrunde liegende Hypothese zu beantworten: Exp-O sind sehr gut geeignet, komplexe, ingenieurtechnisch relevante Systeme zu optimieren. Dabei steigt ihr Nutzen mit der Komplexität der Aufgabe. Es ist zu erwarten, dass diese Methodik in den kommenden Jahren zunehmend eingesetzt wird, um komplizierte und interdisziplinäre Optimierungsaufgaben zu lösen.

5.2 Ausblick

Auf der Grundlage der ersten Fallstudie der Arbeit wurde bereits ein neues weiterführendes Projekt gestartet. In dem derzeit laufenden Projekt (OPTIDE) wird der Einfluss der aktiven Blattverstellung auf vertikalachsigen Wasserturbinen untersucht. Dabei werden numerische (CFD-O) und hier dargestellte experimentelle Methoden (Exp-O) zur Optimierung kombiniert. Eine solche Hybridisierung ist sehr vielversprechend und kann in vielen Bereichen eingesetzt werden, da sie im besten Fall die Vorteile der verschiedenen Ansätze miteinander verbindet.

Eine gesteuerte Aktuierung kann auch zur Formoptimierung (*Morphing*) verwendet werden. Dies ist insbesondere für aero- oder hydrodynamische Anwendungen und die Optimierung von Turbomaschinen interessant. Für Fälle, die eine komplexe Formänderung erfordern, die nicht mit vertretbarem Aufwand per *Morphing* zu erreichen ist, bietet sich ein gekoppelter 3D-Druck-Ansatz an. In diesem Fall generiert der Optimierer die Parametersätze für einen CAD-Modellierer und die verschiedenen Geometrien werden 3D-gedruckt und ausgewertet. Eine solche hybride Kombination aus Versuch mit Aktorik und 3D-Druck deckt ein sehr breites Anwendungsspektrum ab, z.B. ein spezifisches Düsendesign mit Variation der Durchflussgeschwindigkeit wie es derzeit in einem weiteren laufenden Projekt geplant ist.

Exp-O-Methoden ermöglichen somit eine systematische, genaue und wirtschaftliche Optimierung von realen Ingenieuraufgaben und sind eine perfekte Ergänzung zu bestehenden analytischen, CFD-O- oder MPS-O-Methoden. Um die Übernahme dieses Ansatzes durch andere Gruppen zu erleichtern, wurden der Code und das Setup der hier beschriebenen Anwendungen im Sinne von Open Science und Open Source öffentlich zugänglich gemacht. Die Autorin will so zur Etablierung ihrer Methoden als gängiges Werkzeug für komplexe Optimierungsaufgaben in Wissenschaft und Industrie beitragen.

Literaturverzeichnis

- [1] FloWatt Project : La ferme hydrolienne la plus puissante au monde. URL: <https://www.flowatt.fr/>.
- [2] Hydroquest SAS, Grenoble France. URL: <https://www.hydroquest.fr/en/oceanquest-en/>.
- [3] Macro Fiber Composite (MFC) online brochure. URL: <https://www.smart-material.com/Datasheets-MFC.html>.
- [4] RETERO – Reduktion von Tierversuchen bei Turbinenpassagen durch Einsatz von Roboterfischen, Strömungssimulationen und Vorhersagemodellen. URL: <https://retero.org>.
- [5] S. Abbaszadeh. Hardware-based optimization of a pitched vertical axis water turbine, 2017, *LEGI seminar* (invited talk), Grenoble, France.
- [6] S. Abbaszadeh, S. Hoerner, and R. Leidhold. A design concept and kinematic model for a soft aquatic robot with complex bio-mimicking motion. *Bionic Engineering*, 2021. doi:<https://doi.org/10.1007/s42235-021-00126-4>.
- [7] S. Abbaszadeh, S. Hoerner, and R. Leidhold. Experimental optimization of a fish robot’s swimming modes - a complex multiphysical problem. *under review- Experiments in Fluids*, 2023.
- [8] S. Abbaszadeh, S. Hoerner, T. Maître, and R. Leidhold. Experimental investigation of an optimised pitch control for a vertical-axis turbine. *IET Renewable Power Generation*, 13:3106–3112, 2019. doi:[10.1049/iet-rpg.2019.0309](https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2019.0309).
- [9] S. Abbaszadeh, Y. Kiiski, R. Leidhold, and S. Hoerner. On the influence of head motion on the swimming kinematics of robotic fish. *Bioinspiration & Biomimetics*, 2023. doi:[10.1088/1748-3190/aceedb](https://doi.org/10.1088/1748-3190/aceedb).
- [10] S. Abbaszadeh, G. Toming, J. A. Tuhtan, R. Leidhold, and S. Hoerner. A robotic fish-mimicking device for ecohydraulic research. In *40th IAHR World Congress*, 2023.
- [11] I. Abdelghafar, A. G. Refaie, E. Kerikous, D. Thévenin, and S. Hoerner. Optimum geometry of seashell-shaped wind turbine rotor: Maximizing output power and minimizing thrust. *Energy Conversion and Management*, 292:117331, 2023. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2023.117331>.
- [12] I. Abdelghafar, A. G. Refaie, E. Kerikous, D. Thévenin, and S. Hoerner. Optimum geometry of seashell-shaped wind turbine rotor: Maximizing output power

- and minimizing thrust. *Energy Conversion and Management*, 292:117331, 2023. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2023.117331>.
- [13] O. Akanyeti and J. Liao. A kinematic model of Kármán gaiting in rainbow trout. *Experimental Biology*, 216(24), 2013. doi:doi.org/10.1242/jeb.093245.
- [14] O. Akanyeti, P. Thornycroft, G. V. Lauder, Y. Yanagitsuru, A. Peterson, and J. Liao. Fish optimize sensing and respiration during undulatory swimming. *Nature Communications*, 7:11044, 2016. doi:[10.1038/ncomms11044](https://doi.org/10.1038/ncomms11044).
- [15] J. Antony. *Design of Experiments for Engineers and Scientists*, volume 6. Elsevier, 2014.
- [16] V. Aumelas. *Bare and shrouded vertical axis water turbine modelling : development of an experimental device and a numerical facility for the study of cavitation*. Thesis, Université de Grenoble, September 2011.
- [17] V. Aumelas, Y. Lecoffre, G. Maj, and J.-P. Franc. Micro-bubbles seeding for flow characterization. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 49:062005, nov 2016. doi:[10.1088/1755-1315/49/6/062005](https://doi.org/10.1088/1755-1315/49/6/062005).
- [18] M. Ay, D. Korkmaz, G. Ozmen Koca, C. Bal, Z. H. Akpolat, and M. C. Bingol. Mechatronic design and manufacturing of the intelligent robotic fish for bio-inspired swimming modes. *Electronics*, 7(7), July 2018.
- [19] N. C. Batista et al. New blade profile for Darrieus wind turbines capable to self-start. In *IET Conference on Renewable Power Generation (RPG 2011)*, Sep. 2011. doi:[10.1049/cp.2011.0219](https://doi.org/10.1049/cp.2011.0219).
- [20] G. Bedon, S. D. Bett, and E Benini. Performance-optimized airfoil for Darrieus wind turbines. *Renewable Energy*, 94:328–340, 2016. doi:[doi:10.1016/j.renene.2016.03.071](https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.03.071).
- [21] S. B. Behbahani and X. Tan. Design and modeling of flexible passive rowing joint for robotic fish pectoral fins. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(5):1119–1132, 2016. doi:[10.1109/TR0.2016.2593452](https://doi.org/10.1109/TR0.2016.2593452).
- [22] T. Bennecke, K. Ruiz-Hussmann, P. Joedecke, S. Abbaszadeh, P.-L. Delafin, C.-T. Weber, and S. Hoerner. A methodology to capture the single blade loads on a cross-flow tidal turbine flume model. *Proceedings of the European Wave and Tidal Energy Conference*, 15, Sep. 2023. doi:[10.36688/ewtec-2023-501](https://doi.org/10.36688/ewtec-2023-501).
- [23] F. Berlinger, M. Duduta, H. Gloria, D. Clarke, R. Nagpal, and R. Wood. A modular dielectric elastomer actuator to drive miniature autonomous underwater vehicles. In *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 3429–3435, 2018.
- [24] M. S. Bevelhimer, B. M. Pracheil, A. M. Fortner, and K. L. Deck. An overview of experimental efforts to understand the mechanisms of fish injury and mortality caused by hydropower turbine blade strike. Technical report, Oak Ridge National Laboratory, 12 2017. doi:[10.2172/1425338](https://doi.org/10.2172/1425338).

- [25] C. M. Breder. The locomotion of fishes. *Zoologica: scientific contributions of the New York Zoological Society*, 4:159–297, 1926. doi:10.5962/p.203769.
- [26] I. D. Brownstein, M. Kinzel, and J. O. Dabiri. Performance enhancement of downstream vertical-axis wind turbines. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 8(5):053306, 2016. arXiv:https://doi.org/10.1063/1.4964311, doi:10.1063/1.4964311.
- [27] C. Busch, A. Gehrke, and K. Mulleners. On the parametrisation of motion kinematics for experimental aerodynamic optimisation. *Experiments in Fluids*, 63(10), 2022. doi:https://doi.org/10.1007/s00348-021-03367-5.
- [28] T. J. Carrigan et al. Aerodynamic shape optimization of a vertical-axis wind turbine using differential evolution. *ISRN Renewable Energy*, 2012(528418), 2012. doi:10.5402/2012/528418.
- [29] L. Cen and A. Erturk. Bio-inspired aquatic robotics by untethered piezohydroelastic actuation. *Bioinspiration & Biomimetics*, 8(1), 2013.
- [30] R. J. Clapham and H. Hu. iSplash-II: realizing fast carangiform swimming to outperform a real fish. In *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1080–1086, 2014. doi:10.1109/IR0S.2014.6942692.
- [31] O. Cleynen, S. Engel, S. Hoerner, and D. Thévenin. Optimal design for the free-stream water wheel: A two-dimensional study. *Energy*, 214:118880, 2021. doi:10.1016/j.energy.2020.118880.
- [32] D. Costa, M. Callegari, G. Palmieri, D. Scaradozzi, M. Brocchini, and G. Zitti. Experimental setup for the validation of the bio-inspired thruster of an ostraciiform swimming robot. In *2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*, pages 1–6, 2018. doi:10.1109/MESA.2018.8449165.
- [33] D. Chen and W. Shao and C. Xu. Development of a soft robotic fish with BCF propulsion using MFC smart materials. In *2018 37th Chinese Control Conference (CCC)*, number 18148115, pages 5358–5363. IEEE, July 2018.
- [34] J. O. Dabiri. Potential order-of-magnitude enhancement of wind farm power density via counter-rotating vertical-axis wind turbine arrays. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 3(043104), 2011. doi:10.1063/1.3608170.
- [35] L. Daróczy, G. Gábor, and D. Thévenin. Systematic analysis of the heat exchanger arrangement problem using multi-objective genetic optimization. *Energy*, 65:364–373, 02 2014. doi:10.1016/j.energy.2013.11.035.
- [36] L. Daróczy, G. Janiga, K. Petrasch, M. Webner, and D. Thévenin. Comparative analysis of turbulence models for the aerodynamic simulation of H-Darrieus rotors. *Energy*, 90:680–690, 2015. doi:https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.07.102.
- [37] L. Daróczy, G. Janiga, and D. Thévenin. Computational fluid dynamics based shape optimization of airfoil geometry for an H-rotor using a genetic algorithm. *Engineering Optimization*, 50(9):1483–1499, 2018. doi:10.1080/0305215X.2017.1409350.

- [38] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6:182 – 197, 05 2002. doi:10.1109/4235.996017.
- [39] P. Deglaire, S. Engblom, O. Ågren, and H. Bernhoff. Analytical solutions for a single blade in vertical axis turbine motion in two-dimensions. *European Journal of Mechanics - B/Fluids*, 28(4):506–520, 2009. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0997754608001209>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.euromechflu.2008.11.004>.
- [40] P.-L. Delafin, F. Deniset, J. A. Astolfi, and F. Hauville. Performance improvement of a Darrieus tidal turbine with active variable pitch. *Energies*, 14(3), 2021. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/3/667>, doi:10.3390/en14030667.
- [41] P.-L. Delafin, F. Deniset, J. A. Astolfi, and F. Hauville. Performance improvement of a Darrieus tidal turbine with active variable pitch. *Energies*, 14(3), 2021. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/3/667>, doi:10.3390/en14030667.
- [42] P.-O. Descoteaux and M. Olivier. Performances of vertical-axis hydrokinetic turbines with chordwise-flexible blades. *J Fluids Struct*, 102:103235, 2021. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jfluidstructs.2021.103235>.
- [43] F.M. Dittes. *Optimierung – Wie man aus allem das Beste macht*. Springer, 2015.
- [44] S. Du, Z. Wu, and J. Yu. Design and yaw control of a two-motor-actuated biomimetic robotic fish. In *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pages 126–131. IEEE, December 2019. doi:10.1109/ROBIO49542.2019.8961862.
- [45] J. A. Duro, R. C. Purshouse, S. Salomon, D. C. Oara, V. Kadirkamanathan, and P. J. Fleming. sParEGO – a hybrid optimization algorithm for expensive uncertain multi-objective optimization problems. In Kalyanmoy Deb, Erik Goodman, Carlos A. Coello Coello, Kathrin Klamroth, Kaisa Miettinen, Sanaz Mostaghim, and Patrick Reed, editors, *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, pages 424–438, Cham, 2019. Springer International Publishing.
- [46] G. Ebel, editor. *Fischschutz und Fischabstieg an Wasserkraftanlagen Handbuch Rechen- und Bypasssysteme*, volume 3. Büro für Gewässerökologie und Fischereibiologie, 2013.
- [47] G. Erfort, T. W. von Backström, and G. Venter. Reduction in the torque ripple of a vertical axis wind turbine through foil pitching optimization. *Wind Engineering*, 44(2):115–124, 2020. doi:10.1177/0309524X19836711.
- [48] M. Estarki, R. H. Varnousfaderani, H. Ghafarirad, and M. Zareinejad. Design and implementation of a soft robotic fish based on carangiform fish swimming. In *International Conference on Robotics and Mechatronics (ICRoM 2021)*, pages 322–328, Nov. 2021.
- [49] G. Fasse, M. Sacher, F. Hauville, J.-A. Astolfi, and G. Germain. Multi-objective optimization of cycloidal blade-controlled propeller: an experimental approach. *Preprint submitted to Elsevier*, 04 2023.

- [50] C. S. Ferreira, H. Bijl, G. v. Bussel, and G. v. Kuik. Simulating dynamic stall in a 2D VAWT: Modeling strategy, verification and validation with particle image velocimetry data. *Journal of Physics: Conference Series*, 75:012023, jul 2007. doi:10.1088/1742-6596/75/1/012023.
- [51] C. S. Ferreira, H. A. Madsen, M. Barone, B. Roscher, P. Deglaire, and I. Arduin. Comparison of aerodynamic models for vertical axis wind turbines. *Journal of Physics Conference Series* 524, 2014. doi:10.1088/1742-6596/524/1/012125.
- [52] F. E. Fish, L. E. Howle, and M. M. Murray. Hydrodynamic flow control in marine mammals. *Integrative and Comparative Biology*, 48(6):788–800, 05 2008. doi:10.1093/icb/icn029.
- [53] T. Fu, Z. D. Deng, J. P. Duncan, D. Zhou, T. J. Carlson, G. E. Johnson, and H. Hou. Assessing hydraulic conditions through francis turbines using an autonomous sensor device. *Renewable Energy*, 99:1244 – 1252, 2016. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148116307303>, doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.08.029>.
- [54] F. Geiger, M. Cuchet, and P. Rutschmann. Zur Berechnung der Schädigungsraten von Fischen bei der Turbinenpassage. *Wasserwirtschaft*, 12/2020, 2020. doi:10.1007/s35147-020-0757-4.
- [55] B. Han et al. Individual pitch controller based on fuzzy logic control for wind turbine load mitigation. *IET Renewable Power Generation*, 10(5):687–693, 2016. doi:10.1049/iet-rpg.2015.0320.
- [56] C. R. Harris, K. J. Millman, S. J. van der Walt, R. Gommers, P. Virtanen, D. Cournapeau, E. Wieser, J. Taylor, S. Berg, N. J. Smith, R. Kern, M. Picus, S. Hoyer, M. H. van Kerkwijk, M. Brett, A. Haldane, J. F. del Río, M. Wiebe, P. Peterson, P. Gérard-Marchant, K. Sheppard, T. Reddy, W. Weckesser, H. Abbasi, C. Gohlke, and T.E. Oliphant. Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825):357–362, September 2020. doi:10.1038/s41586-020-2649-2.
- [57] I. Hashem and M.H. Mohamed. Aerodynamic performance enhancements of h-rotor Darrieus wind turbine. *Energy*, 142:531 – 545, 2018. doi:<https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.10.036>.
- [58] I. Hashem, M.H. Mohamed, and A. A. Hafiz. Unsteady investigation of small-scale shrouded wind turbine with a brimmed diffuser. *Energy*, 136(118):345–368, October 2016. doi:10.1016/j.energy.2016.12.049.
- [59] R. Hesse. Die Bergmannsche Regel. *Naturwissenschaften*, 13:675–680, 1925. doi: <https://doi.org/10.1007/BF01558836>.
- [60] S. Hoerner. *Characterization of the Fluid-Structure Interaction on a Vertical Axis Turbine with Deformable Blades*. PhD thesis, ISUT University Otto-von-Guericke Magdeburg & LEGI University Grenoble-Alpes, 2020.
- [61] S. Hoerner and S. Abbaszadeh. Kollmorgen AKD Drive Communication library for Python. Software repository, 2018. URL: <https://servforge.legi.grenoble-inp.fr/projects/soft-kamkgd>.

- [62] S. Hoerner, S. Abbaszadeh, A. Busch, I. Kopecki, R. Leidhold, N. Mueller, D. Powalla, T. Roessger, M. S. Roth, M. Schneider, J. Stamm, D. Thévenin, G. Toming, J. A. Tuhtan, J. Wagner, and P. Warth. The RETERO project: 3R motivated risk assessment method for downstream fish passage through hydraulic structures. In *14th International Symposium on Ecohydraulics (ISE), Nanjing, China, 2022*.
- [63] S. Hoerner, S. Abbaszadeh, O. Cleynen, C. Bonamy, T. Maître, and D. Thévenin. Passive flow control mechanisms with bioinspired flexible blades in cross-flow tidal turbines. *Exp Fluids*, 62(104), 2021. doi:10.1007/s00348-021-03186-8.
- [64] S. Hoerner, S. Abbaszadeh, T. Maitre, L. Vignal, C. T. Weber, R. Leidhold, and D. Thévenin. Experimental evaluation of the behavior of highly flexible structures for vertical-axis water turbines. In *The 17th International Conference on Fluid Flow Technologies (CMFF'18)*, 2018.
- [65] S. Hoerner, S. Abbaszadeh, T. Maître, O. Cleynen, and D. Thévenin. Characteristics of the fluid–structure interaction within Darrieus water turbines with highly flexible blades. *Journal of Fluids and Structures*, 88:13–30, 2019. doi:https://doi.org/10.1016/j.jfluidstructs.2019.04.011.
- [66] S. Hoerner and C. Bonamy. Structured-light-based surface measuring for application in fluid–structure interaction. *Exp Fluids*, 60(11):168, Oct 2019. doi:10.1007/s00348-019-2821-3.
- [67] S. Hoerner, C. Bonamy, O. Cleynen, T. Maître, and D. Thévenin. Darrieus vertical-axis water turbines: deformation and force measurements on bioinspired highly flexible blade profiles. *Exp Fluids*, 61(141), 2020. doi:10.1007/s00348-020-02970-2.
- [68] S. Hoerner, E. Kerikous, G. Janiga, and D. Thévenin. Optimization and Fluid Mechanics – an Introduction to OPAL++. cloud, 2021. URL: https://cloud.ovgu.de/s/rgH6zGmrb83W4bw.
- [69] S. Hoerner, W. I. Kösters, L. Vignal, O. Cleynen, S. Abbaszadeh, T. Maître, and D. Thévenin. Cross-flow tidal turbines with highly flexible blades—experimental flow field investigations at strong fluid–structure interactions. *Energies*, 14(4), 2021. doi:10.3390/en14040797.
- [70] S. Hoerner, R. Leidhold, S. Abbaszadeh, K. Ruiz-Hussmann, T. Bennecke, Z. Zhao, P. Joedecke, C.T. Weber, P.-L. Delafin, C. Bonamy, and Y. Delannoy. Experimental optimization environment for developing an intracycle pitch control in cross flow turbines. In *Proceedings of the European Wave and Tidal Energy Conference*, volume 15, 2023. doi:10.36688/ewtec-2023-578.
- [71] S. Hoerner, J. A. Tuhtan, S. Abbaszadeh, A. Busch, W. I. Kösters, I. Kopecki, R. Leidhold, D. Powalla, T. Roessger, M. S. Roth, M. Schneider, J. Stamm, G. Toming, and J. Wagner. Towards a unified 3r framework to replace live fish testing when assessing the risk of injury and mortality during fish downstream passage. *Royal Society Open (under review)*, 2023.
- [72] R. Hollstein. *Multikriterielle Optimierungsverfahren*, pages 121–124. Springer Fachmedien Wiesbaden, iesbaden, 2023. doi:10.1007/978-3-658-39855-2_9.

- [73] Y. Hu, J. Liang, and T. Wang. Mechatronic design and locomotion control of a robotic thunniform swimmer for fast cruising. *Bioinspiration Biomimetics*, 10(2), 2015.
- [74] J. J. Hubbard, M.I Fleming, V. Palmre, D. Pugal, K. J. Kim, and K. K. Leang. Monolithic ipmc fins for propulsion and maneuvering in bioinspired underwater robotics. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 39(3), July 2014.
- [75] T. D. Ivanov et al. VAWT optimization using genetic algorithm and CST airfoil parameterization. In *FME Transactions (2017)*, volume 45, pages 26–31. FME Transactions, Januar 2017. doi:10.5937/fmet1701026I.
- [76] E. Jacobs, K. Ward, and R. Pinkerton. Report 460 - the characteristics of 78 related airfoil sections from tests in the variable-density wind tunnel. Technical report, NACA National Advisory Committee for Aeronautics, 1933. URL: ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19930091108.pdf.
- [77] G. Janiga. *Flow Optimization using Computational Fluid Dynamics*. Habilitation Thesis, 2011.
- [78] G. Janiga, L. Daróczy, P. Berg, D. Thévenin, M. Skalej, and O. Beuing. An automatic cfd-based flow diverter optimization principle for patient-specific intracranial aneurysms. *Journal of Biomechanics*, 48, 10 2015. doi:10.1016/j.jbiomech.2015.09.039.
- [79] G. Janiga and D. Thévenin. *Optimization and Computational Fluid Dynamics*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008. doi:10.1007/978-3-540-72153-6_2.
- [80] M. S. Javed, T. Ma, J. Jurasz, and M.Y. Amin. Solar and wind power generation systems with pumped hydro storage: Review and future perspectives. *Renewable Energy*, 148:176–192, 2020. doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.11.157>.
- [81] G. Karthigan, S. Mukherjee, and R. Ganguli. Fish inspired biomimetic ionic polymer-metal composite pectoral fins using labriform propulsion. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, 22(11):933–944, 2015. doi:10.1080/15376494.2014.884656.
- [82] R. K. Kavade and P. M. Ghanegaonkar. Performance evaluation of small-scale vertical axis wind turbine by optimized best position blade pitching at different tip speed ratios. *Inst. Eng. India*, C(100):1005–1014, 2019. doi:<https://doi.org/10.1007/s40032-018-0482-2>.
- [83] E. Kerikous and D. Thévenin. Optimal shape and position of a thick deflector plate in front of a hydraulic Savonius turbine. *Energy*, 189:116157, 2019. doi:<https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116157>.
- [84] E. Kerikous and D. Thévenin. Optimal shape of thick blades for a hydraulic Savonius turbine. *Renewable Energy*, 134:629 – 638, 2019. doi:10.1016/j.renene.2018.11.037.
- [85] S. Khalid, L. Zhang, Q.-H. Sheng, and X.-W Zhang X. Difference between fixed and variable pitch vertical axis tidal turbine-using CFD analysis in CFX. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 5(1), 2013.

- [86] A. H. Khan, K. Ruiz Hussmann, D. Powalla, S. Hoerner, M. Kruusmaa, and J. A. Tuhtan. An open 3d cfd model for the investigation of flow environments experienced by freshwater fish. *Ecological Informatics*, 69:101652, 2022. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101652>.
- [87] E.-M. Klopries and H. Schüttrumpf. Mortality assessment for adult european eels (*anguilla anguilla*) during turbine passage using cfd modelling. *Renewable Energy*, 147, 09 2019. doi:[10.1016/j.renene.2019.09.112](https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.09.112).
- [88] P. Kodati, J. Hinkle, and X. Deng. Micro autonomous robotic ostraciiform (marco): Design and fabrication. In *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 960–965, 2007. doi:[10.1109/ROBOT.2007.363109](https://doi.org/10.1109/ROBOT.2007.363109).
- [89] P. Kodati, J. Hinkle, A. Winn, and X. Deng. Microautonomous robotic ostraciiform (marco): Hydrodynamics, design, and fabrication. *IEEE Transactions on Robotics*, 24(1):105–117, 2008. doi:[10.1109/TR0.2008.915446](https://doi.org/10.1109/TR0.2008.915446).
- [90] W. I. Kösters and S. Hoerner. Development of a blade-strike apparatus for fish-surrogate sensor probes. In *40th IAHR World Congress*, 2023.
- [91] W. I. Kösters and S. Hoerner. Simultaneous flow measurement and deformation tracking for passive flow control experiments involving fluid–structure interactions. *Journal of Fluids and Structures*, 121:103956, 2023. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jfluidstructs.2023.103956>.
- [92] U. I. Gupta, L. Qin, Y. Wang, H. Godaba, and J. Zhu. Soft robots based on dielectric elastomer actuators: a review. *Smart Materials and Structures*, 28(10), September 2019.
- [93] J. Lagarias, J. Reeds, M. Wright, and P. Wright. Convergence properties of the Nelder – Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on Optimization*, 9:112–147, 12 1998. doi:[10.1137/S1052623496303470](https://doi.org/10.1137/S1052623496303470).
- [94] A. Laneville and P. Vittecoq. Dynamic stall: The case of the vertical axis wind turbine. *Journal of Solar Energy Engineering Transactions of ASME*, 108:140–145, May 1986. doi:[10.1115/1.3268081](https://doi.org/10.1115/1.3268081).
- [95] G. V. Lauder, E.J. Anderson, J Tangorra, and P.G.A. Madden. Fish biorobotics: kinematics and hydrodynamics of self-propulsion. *The Journal of Experimental Biology*, 210:2767–2780, April 2007.
- [96] L. Lazauskas and B.K. Kirke. Modelling passive variable pitch cross flow hydrokinetic turbines to maximize performance and smooth operation. *Renewable Energy*, 45:41–50, 2012. doi:[10.1016/j.renene.2012.02.005](https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.02.005).
- [97] S. Le Fouest and K. Mulleners. The dynamic stall dilemma for vertical-axis wind turbines. *Renewable Energy*, 198:505–520, 2022. doi:<https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.07.071>.
- [98] LEGI publication team. Legi - the hydrodynamic tunnel. Laboratory webpage, 2018. URL: <http://www.legi.grenoble-inp.fr/web/spip.php?article1264&lang=en>.

- [99] Y. Liang, L.-X. Zhang, E.-X. Li, and F.-Y. Zhang. Blade pitch control of straight-bladed vertical axis wind turbine. *Journal of Central South University*: 23, 23(5):1106–1114, 2016.
- [100] J. Liao, D. Beal, G.V. Lauder, and M. Triantafyllou. The Kármán gait: novel body kinematics of rainbow trout swimming in a vortex street. *Experimental Biology*, 206(6), 2003. doi:doi.org/10.1242/jeb.00209.
- [101] B. Liu and F. L. Hammond. Modular platform for the exploration of form-function relationships in soft swimming robots. In *2020 3rd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pages 772–778. IEEE, 2020. doi:10.1109/RoboSoft48309.2020.9116053.
- [102] H. Liu et al. Individual pitch control strategy of wind turbine to reduce load fluctuations and torque ripples. In *International Conference on Renewable Power Generation (RPG 2015)*, number 0138. IET, Oct. 2015. doi:10.1049/cp.2015.0437.
- [103] H. Liu, D. Kolomenskiy, T. Nakata, and G. Li. Unsteady bio-fluid dynamics in flying and swimming. *Acta Mechanica Sinica*, (33):663–684, 2017. doi:DOI10.1007/s10409-017-0677-4.
- [104] R. Liu, L. Wang, J. Jin, H. Zhao, A. Zahng, and D. Chen. A novel 3-DoF piezoelectric robotic pectoral fin: design, simulation, and experimental investigation. *Smart Materials and Structures*, 31(6), 2022. doi:10.1088/1361-665x/ac663f.
- [105] B. Lou, Y. Ni, M. Mao, P. Wang, and Y. Cong. Optimization of the kinematic model for biomimetic robotic fish with rigid headshaking mitigation. *Robotics MDPI*, 6(30), 2017.
- [106] K.H. Ly and V.A.L. Chasteau. Experiments on an oscillating aerofoil and applications to wind-energy converters. *Journal of Energy*, 5(2):116–121, 1981. doi:10.2514/3.62511.
- [107] D. W. MacPhee and A. Beyene. Fluid-structure Interaction analysis of a morphing vertical axis wind turbine. *Journal of Fluid and Structures*, 60:143–159, 2016. doi:https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.04.005.
- [108] A. D. Marchese, C. D. Onal, and D. Rus. Autonomous soft robotic fish capable of escape maneuvers using fluidic elastomer actuators. *Soft Robotics*, 1(1):75–87, 2014.
- [109] F. L. Matthews, G. A. O. Davies, D. Hitchings, and C. Soutis, editors. *Finite Element Modelling of Composite Materials and Structures*. Woodhead Publishing Series in Composites Science and Engineering. Woodhead Publishing, 2000.
- [110] M. Mauri, I. Bayati, and M. Belloli. Design and realisation of a high-performance active pitch-controlled H-Darrieus VAWT for urban installations. In *3rd Renewable Power Generation Conference (Publisher: IET)*, 2014. doi:10.1049/cp.2014.0930.
- [111] T. Maître, E. Amet, and C. Pellone. Modelling of the flow in a Darrieus water turbine: Wall grid refinement analysis and comparison with experiments. *Ren Energy*, 51:497–512, 2013. doi:10.1016/j.renene.2012.09.030.

- [112] W.J. McCroskey. The phenomenon of dynamic stall. Technical report, NASA TM-81264, 1981.
- [113] W.J. McCroskey, L.W. Carr, and K.W. McAllister. Dynamic stall experiments on oscillating airfoils. *American Institute of Aeronautics and Astronautics Journal*, (1):57–63, 1976. doi:10.2514/3.61332.
- [114] I. Munteanu et al. Hardware-in-the-loop-based simulator for a class of variable-speed wind energy conversion systems: design and performance assessment. *IEEE Transaction on Energy Conversion*, 25(2):564–576, 2010.
- [115] S. Müller, O. Cleynen, S. Hoerner, N. Lichtenberg, and D. Thévenin. Numerical analysis of the compromise between power output and fish-friendliness in a vortex power plant. *Journal of Ecohydraulics*, 3(2):86–98, 2018.
- [116] J. A. Nelder and R. Mead. A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, 7(4):308–313, 01 1965. doi:10.1093/comjnl/7.4.308.
- [117] D. Q. Nguyen and V. A. Ho. Anguilliform swimming performance of an eel-inspired soft robot. *Soft Robotics*, 9(3):425–439, 2022. doi:10.1089/soro.2020.0093.
- [118] B. Paillard, J.A. Astolfi, and F. Hauville. URANSE simulation of an active variable-pitch cross-flow Darrieus tidal turbine: Sinusoidal pitch function investigation. *International Journal of Marine Energy*, 2015.
- [119] I. Paraschivoiu. Wind turbine design: With emphasis on Darrieus concept. *Presses Internationales Polytechnique*, 2002.
- [120] I. S. Pauwels, R. Baeyens, G. Toming, M. Schneider, D. Buysse, J. Coeck, and J. A. Tuhtan. Multi-species assessment of injury, mortality, and physical conditions during downstream passage through a large archimedes hydrodynamic screw (albert canal, belgium). *Sustainability*, 12(20), 2020. doi:10.3390/su12208722.
- [121] P. F. Pelz, M. Metzler, C. Schmitz, and T. M. Müller. Upper limit for tidal power with lateral bypass. *Journal of Fluid Mechanics*, 889:A32, 2020. doi:10.1017/jfm.2020.99.
- [122] D. Powalla and S. Abbaszadeh. RETERO - Reduction of live fish testing through science and technology. In *Digitale Auftaktveranstaltung zum neuen Bundesnetzwerk 3R*, 2022, Berlin.
- [123] D. Powalla, S. Hoerner, O. Cleynen, and D. Thévenin. A numerical approach for active fish behaviour modelling with a view toward hydropower plant assessment. *Renewable Energy*, 188:957–966, 2022. doi:https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.02.064.
- [124] Y. Qiao, S. Han, Y. Deng, Y. Liu, J. Dong, L. Pan, R. Li, and B. Zhao. Research on variable pitch control strategy of wind turbine for tower vibration reduction. *The Journal of Engineering (Publisher: IET)*, 2017(13):2005–2008, October 2017. doi:10.1049/joe.2017.0680.
- [125] J. Radinger, R. van Treeck, and C. Wolter. Evident but context-dependent mortality of fish passing hydroelectric turbines. *Conservation Biology*, 36(3):e13870, 2022. doi:https://doi.org/10.1111/cobi.13870.

- [126] D. Ragni, C. F. Ferreira, and M. Barone. Experimental and numerical investigation of an optimized airfoil for vertical axis wind turbines. In *AIAA SciTech, 32nd ASME Wind Energy Symposium*, number 0171, pages 1–10. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2014. doi:10.2514/6.2014-0171.
- [127] P. Romero-Gomez, M. Lang, J. Michelcic, and S. Weissenberger. Particle-based evaluations of fish-friendliness in Kaplan turbine operations. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 240:042016, 03 2019. doi:10.1088/1755-1315/240/4/042016.
- [128] K. Ruiz-Husmann, P.-L. Delafin, C. Bonamy, Y. Delannoy, D. Thévenin, and S. Hoerner. Objective functions for the blade shape optimization of a cross-flow tidal turbine under constrains. *Proceedings of the European Wave and Tidal Energy Conference*, 15, Sep. 2023. doi:10.36688/ewtec-2023-252.
- [129] W. Russel and R. Burch. *The Principles of Humane Experimental Technique*. Methuen, London, 1959.
- [130] D. V. Santo, E. Goerig, D. K. Wainwright, O. Akanyeti, J. C. Liao, T. Castro-Santos, and Lauder G. V. Convergence of undulatory swimming kinematics across a diversity of fishes. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(49):e2113206118, 2021. doi:10.1073/pnas.2113206118.
- [131] R. Saylor, P.L. Wang, M. Bevelhimer, P. M., Lloyd, J. Goodwin, R. Laughter, D. Young, D. Sterling, P. Mhatre, C. Atkins, and B. Post. Creation of a prototype biomimetic fish to better understand impact trauma caused by hydropower turbine blade strikes. *PeerJ Materials Science*, (3), 2021. doi:10.7717/peerj-matsci.16.
- [132] D. Scaradozzi, G. Palmieri, D. Costa, and A. Pinelli. BCF swimming locomotion for autonomous underwater robots: a review and a novel solution to improve control and efficiency. *Ocean Engineering*, 130:437–453, 2017. doi:https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2016.11.055.
- [133] U. Senturk and A. J. Smits. Numerical simulations of the flow around a square pitching panel. *Journal of Fluids and Structures*, 76:454–468, 2018. doi:https://doi.org/10.1016/j.jfluidstructs.2017.11.001.
- [134] M. Sfakiotakis, D.M. Lane, and J.B.C. Davies. Review of fish swimming modes for aquatic locomotion. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 24(2):237–252, 1999. doi:10.1109/48.757275.
- [135] H. Shaw and A. Thakur. Shape memory alloy based caudal fin for a robotic fish: Design, fabrication, control and characterization. In *AIR 2019: Proceedings of the Advances in Robotics 2019*, number 56, pages 1–6, July 2019.
- [136] A. Shingala, O. Cleynen, A. Jain, S. Hoerner, and D. Thévenin. Genetic optimisation of a free-stream water wheel using 2D computational fluid dynamics simulations points towards design with fully immersed blades. *Energies*, 15(10), 2022. URL: https://www.mdpi.com/1996-1073/15/10/3723, doi:10.3390/en15103723.
- [137] J. Shintake, V. Cacucciolo, H. Shea, and D. Floreano. Soft biomimetic fish robot made of dielectric elastomer actuators. *Soft Robotics*, 5(4):466–474, 2018.

- [138] J. Shintake, H. Shea, and D. Floreano. Biomimetic underwater robots based on dielectric elastomer actuators. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 4957–4962, 2016.
- [139] M. Shiono, K. Suzuki, and S. Kiho. An experimental study of the characteristics of a Darrieus turbine for tidal power generation. *Electrical Engineering in Japan*, 132(3):38–47, 8 2000. doi:10.1002/1520-6416(200008)132:3<38::AID-EEJ6>3.0.CO;2-E.
- [140] A. J. Smits. Undulatory and oscillatory swimming. *Journal of Fluid Mechanics*, 874:P1, 2019. doi:10.1017/jfm.2019.284.
- [141] M. Soliman, O. P. Malik, and D. T. Westwick. Multiple model multiple-input multiple-output predictive control for variable speed variable pitch wind energy conversion systems. *IET Renewable Power Generation*, 5(2):124–136, 2011. doi:10.1049/iet-rpg.2009.0137.
- [142] P. Y. Song, Yi H. L., Shun C. W., and Hung Y. P. A novel global maximum power point tracking algorithm based on Nelder–Mead simplex technique for complex partial shading conditions. *Applied Energy*, 321:119380, 2022. doi:https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119380.
- [143] B. Strom, S. Brunton, and B. Polagye. Intracycle angular velocity control of cross-flow turbines. *Nature Energy*, 2, 05 2016. doi:10.1038/nenergy.2017.103.
- [144] D. Tan, Y. C. Wang, E. Kohtanen, and A. Erturk. Trout-like multifunctional piezoelectric robotic fish and energy harvester. *Bioinspiration & Biomimetics*, 16(4):046024, 2021. doi:10.1088/1748-3190/ac011e.
- [145] J. Tangorra, C. Phelan, C. Esposito, and G.V. Lauder. Use of biorobotic models of highly deformable fins for studying the mechanics and control of fin forces in fishes. *Integrative and Comparative Biology*, 51(1):176–189, 06 2011. arXiv:https://academic.oup.com/icb/article-pdf/51/1/176/1792086/icr036.pdf, doi:10.1093/icb/icr036.
- [146] F. Thönnißen, M. Marnett, B. Roidl, and W. Schröder. A numerical analysis to evaluate Betz’s law for vertical axis wind turbines. *Journal of Physics: Conference Series*, 753, 09 2016. doi:10.1088/1742-6596/753/2/022056.
- [147] W. A. Timmer. Two-dimensional low-Reynolds number wind tunnel results for airfoil NACA 0018. *Wind Engineering*, 2008.
- [148] R. Tong, Z. Wu, D. Chen, J. Wang, S. Du, M. Tan, and J. Yu. Design and optimization of an untethered high-performance robotic tuna. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 27(5):4132–4142, 2022. doi:10.1109/TMECH.2022.3150982.
- [149] M. S. Triantafyllou, G. S. Triantafyllou, and R. Gopalkrishnan. Wake mechanics for thrust generation in oscillating foils. *Physics of Fluids A: Fluid Dynamics*, 3(12):2835–2837, 1991. doi:10.1063/1.858173.
- [150] J. A. Tuhtan, J. Fuentes, T. Angerer, and M. Schletterer. Monitoring upstream fish passage through a bypass pipe and drop at the fish lift runserau: Comparing dynamic

- pressure measurements on live fish with passive electronic fish surrogates. In *12th International Symposium on Ecohydraulics Aug19 Aug24,2018, Tokyo, Japan, 2018*.
- [151] T. Van Buren, D. Floryan, and A.J. Smits. Scaling and performance of simultaneously heaving and pitching foils. *AIAA Journal*, 57(9):3666–3677, 2019. doi:10.2514/1.J056635.
- [152] S. Van der Walt, J.L. Schönberger, J. Nunez-Iglesias, F. Boulogne, J.D. Warner, N. Yager, E. Gouillart, and T. Yu. scikit-image: image processing in python. *PeerJ*, 2:e453, 2014.
- [153] Gijs A.M. van Kuik. The Lanchester–Betz–Joukowski limit. *Wind Energy*, 10(3):289–291, 2007. doi:<https://doi.org/10.1002/we.218>.
- [154] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, E. Burovski, P. Peterson, W. Weckesser, J. Bright, S. J. van der Walt, M. Brett, J. Wilson, K. J. Millman, N. Mayorov, A. R. J. Nelson, E. Jones, R. Kern, E. Larson, C. J. Carey, I. Polat, Y. Feng, E.W. Moore, J. VanderPlas, D. Laxalde, J. Perktold, R. Cimrman, I. Henriksen, E.A. Quintero, C. R. Harris, A. M. Archibald, A.H. Ribeiro, F. Pedregosa, P. van Mulbregt, and SciPy 1.0 Contributors. SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, 17:261–272, 2020. doi:10.1038/s41592-019-0686-2.
- [155] W. Wang, D. Gu, and G. Xie. Autonomous optimization of swimming gait in a fish robot with multiple onboard sensors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 49(5):891 – 903, April 2017.
- [156] C. T. Weber, S. Abbaszadeh, and S. Hoerner. Experimental and numerical evaluation of a multi-degree of freedom biomimicking fish locomotion with micro fibre composite actuation for a flexible robot. In *MECHCOMP7 – 7th International Conference on Mechanics of Composite, Porto, Portugal, September 2021*.
- [157] L. Wen and G. V. Lauder. Understanding undulatory locomotion in fishes using an inertia-compensated flapping foil robotic device. *Bioinspiration & Biomimetics*, 8, Aug. 2013.
- [158] R. W. Whittlesey, S. Liska, and J. O. Dabiri. Fish schooling as a basis for vertical axis wind turbine farm design. *IOP Publishing Ltd, Bioinspiration & Biomimetics 5(3): 035005*, 5(3):6, May 2010. doi:10.1088/1748-3182/5/3/035005.
- [159] K. Wijesooriya, D. Mohotti, A. Amin, and K. Chauhan. Comparison between an uncoupled one-way and two-way fluid structure interaction simulation on a super-tall slender structure. *Engineering Structures*, 229:111636, 2021. doi:<https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2020.111636>.
- [160] Z. Wu, J. Yu, M. Tan, and J. Zhang. Kinematic comparison of forward and backward swimming and maneuvering in a self-propelled sub-carangiform robotic fish. *Bionic Engineering*, 11(2):199–212, 2014. doi:10.1016/S1672-6529(14)60037-8.
- [161] Z. Wu, J. Yu, J. Yuan, and M. Tan. Towards a gliding robotic dolphin: Design, modeling, and experiments. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 24(1):260–270, February 2019.

- [162] X. Zheng and D. Ding and P. Li. Power stable regulation of direct-drive permanent magnet wind power system using pitch and torque control. In *International Conference on Renewable Power Generation (RPG 2015)*. IET Conference on Renewable Power Generation (RPG 2015), 2015. doi:10.1049/cp.2015.0303.
- [163] F. Xie, Q. Zuo, Q. Chen, H. Fang, K. He, R. Du, Y. Zhong, and Z. Li. Designs of the biomimetic robotic fishes performing body and/or caudal fin (bcf) swimming locomotion: A review. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 102, 05 2021. doi:10.1007/s10846-021-01379-1.
- [164] P. Valdivia y Alvarado. *Design of biomimetic compliant devices for locomotion in liquid environments*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2007. URL: <http://hdl.handle.net/1721.1/38927>.
- [165] Z. Tong Y. Hu and S. Wang. A new type of vawt and blade optimization. In *International Technology and Innovation Conference (ITIC)*, 2009. doi:10.1049/cp.2009.1392.
- [166] W. Yamazaki. Experiment / simulation integrated shape optimization using variable fidelity kriging model approach. *Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 11(5), 2017. doi:10.1299/jamdsm.2017jamdsm0053.
- [167] D. H. Zeiner-Gundersen. A novel flexible foil vertical axis turbine for river, ocean, and tidal applications. *Applied Energy*, 151:60–66, 2015. doi:<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.04.005>.
- [168] A. Zhang, S. Ma, B. Li, M. Wang, and J. Chang. Parameter optimization of eel robot based on NSGA-II algorithm. In H. Yu, J. Liu, L. Liu, Z. Ju, Y. Liu, and Dalin Zhou, editors, *Intelligent Robotics and Applications*, pages 3–15, Cham, 2019. Springer International Publishing. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-030-27535-8_1.
- [169] L. Zhang, Y. Liang, E. Li, S. Zhang, and J. Guo. Vertical axis wind turbine with individual active blade pitch control. In *2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*, pages 1–4, March 2012. doi:10.1109/APPEEC.2012.6307108.
- [170] S. Zhang, Y. Qian, P. Liao, F. Qin, and J. Yang. Design and control of an agile robotic fish with integrative biomimetic mechanisms. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 21(4):1846–, August 2016.
- [171] Q. Zhong, J. Zhu, F. E. Fish, S. J. Kerr, A. M. Downs, H. Bart-Smith, and D. B. Quinn. Tunable stiffness enables fast and efficient swimming in fish-like robots. *Science Robotics*, 6(57):eabe4088, 2021. doi:10.1126/scirobotics.abe4088.
- [172] Y. Zhong, Z. Li, and R. Du. A novel robot fish with wire-driven active body and compliant tail. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22(4):1633–1643, 2017. doi:10.1109/TMECH.2017.2712820.
- [173] Y. Zhong, J. Song, H. Yu, and R. Du. A study on kinematic pattern of fish undulatory locomotion using a robot fish. *Mechanisms and Robotics*, 10, Aug. 2018.
- [174] Q. Zou, C. Zhou, B. Lu, X. Liao, and Z. Zhang. Tail-stiffness optimization for a flexible robotic fish. *Bioinspiration & Biomimetics*, 17(6):066003, sep 2022. doi:10.1088/1748-3190/ac84b6.

- [175] W. Zuo, A. Keow, and Z. Chen. Three-dimensionally maneuverable robotic fish enabled by servo motor and water electrolyser. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 4667–4673, 2019. doi:10.1109/ICRA.2019.8793870.

Abbildungsverzeichnis

1.1	Oberfläche-zu-Volumen-Verhältnis	2
1.2	Energiegewinnung aus Wind optimiert über Jahrtausende	3
1.3	Zielraum- und Designraum	6
1.4	Optimierungsstrategien für komplexe multiphysikalische Probleme	11
2.1	Oceanquest Turbine der Firma Hydroquest	13
2.2	3D Modell und Geschwindigkeitsdreieck einer VAWT	15
2.3	α/α_{max} und w/w_{max} für ein Turbinenblatt bei einer Rotordrehung	16
2.4	Kraft- und Geschwindigkeitsdreieck an einer Turbinenschaufel	18
2.5	3D CAD-Modell einer VAWT und 2D Vortizitätsfeld bei einer $\lambda = 2$	19
2.6	Der Einfluss von λ und k_f auf das Turbinendesign	22
2.7	LEGI-Wassertunnel	24
2.8	Versuchsaufbau am LEGI-Wassertunnel mit geschlossenem Wasserkreislauf	25
2.9	Ablauf der Erzeugung des Bewegungsprofils	27
2.10	Über die Motordrehmomentkonstante gemessenes Drehmoment	28
2.11	Signalverstärker für die sechsachsige Messdose	29
2.12	Übersicht über das Kontrollskript des Experiments	30
2.13	Verhältnis zwischen α , γ und α'	32
2.14	Erzeugung der Knoten für den Basis-Spline	33
2.15	Flussdiagramm der experimentellen Optimierung	34
2.16	Parametervariation und Entwicklung des Schubkoeffizienten	35
2.17	Die Entwicklung des Bewegungsgesetzes bis zum Optimum	36
2.18	Lift- und Drag-Kräfte der Parametervariationen	37
2.19	Drehmomentkoeffizient eines Blattes	39
2.20	OPTIDE Modell der Turbine	41
2.21	Vollautomatischer Versuchsaufbau	42
3.1	Simulation eines Schaufelblattschlags im Labor	45
3.2	Charakterisierung von Leistung und Spezifikationen von Antriebssystemen	47
3.3	Beispiele für den Einsatz unkonventioneller Antriebe in Unterwasserrobotern	50
3.4	Darstellung der Schwimmmarten von Fischen	52
3.5	Hydrodynamische Kräfte zur Beschreibung des Roboterfisches	54
3.6	Kaudalflossenbewegung eines schwimmenden Fisches	55
3.7	Strömungssimulation zur Konzeption des Antriebs	57
3.8	Konzept der elektromagnetischen Muskeln	58
3.9	Simulation der elektromagnetischen Muskeln	59
3.10	Freischwimmende Roboterfisch	60

3.11	Designkonzept für den Roboterfisch	62
3.12	Analyse des Antriebs mittels Finite-Elemente-Methode	63
3.13	RETERO-Sensor	64
3.14	Ein Beispiel für ein Steuersignal für die Leistungsverstärker	66
3.15	Schlagsimulator des LSS	67
3.16	Messkonzept für die Vortriebskraft des Roboterfisches	68
3.17	Messkonzept und Kinematisches Modell der Körperverformung	69
3.18	Signalflussdiagramm für die optischen Messungen	71
3.19	Experimenteller Aufbau für die optischen Messungen	72
3.20	Auslenkung der Marker als Funktion der Position entlang der Wirbelsäule	75
3.21	Validierung der Kinematikfunktion	76
3.22	Regression zwischen den vordefinierten Messpunkten und der Eingangsspannung	78
3.23	Abweichung der Winkelmessung	79
3.24	Schaltplan der Verbrauchsmessung	81
3.25	Extern gemessener Strom und Eingangsspannung der MCU	81
3.26	Ein CAD-Render der Konstruktion mit beschrifteten Teilen	83
3.27	Geometrische Referenzen des Roboterfisches	84
3.28	Basisaufbau ohne Kopfbewegung	85
3.29	Austauschbare Kopfhalterungen	86
3.30	Darstellung des Versuchsaufbaus	87
3.31	Vortriebskräfte in Abhängigkeit von der Frequenz und dem Drehpunktabstand	88
3.32	Korrelation der untersuchten Parameter mit dem Drehpunktabstand (l_k)	89
3.33	A_T/A_H für jeden Drehpunktabstand für maximalen Vortrieb.	90
3.34	Vortriebskraft bei einem Drehpunktabstand von 131,5 mm	91
3.35	Momentane Bewegung über einen Zyklus für den besten Betriebspunkt	93
4.1	Flussdiagramm des Optimierungsverfahrens mit PC, MCU und Roboterfisch	98
4.2	Strukturdiagramm des Experimentellen Aufbaus der Optimierung	102
4.3	Pareto-Front der multikriteriellen Optimierung mit fünf Parametern	103
4.4	Regression der Pareto-Fronten von stehendem und fließendem Wasser.	104
4.5	Ergebnisse der multikriteriellen Optimierung mit fünf Parametern	106
4.6	Ergebnisse der multikriterielle Optimierung mit zwei Parametern	109

Tabellenverzeichnis

2.1	LEGI Spezifikationen des Antriebssystems	26
3.1	Technische Daten der Hardwarekomponenten	60
3.2	Parametersatz der DMS nach (3.10)	73
3.3	Studie zur Wiederholbarkeit der Messungen	80
3.4	Zusammenfassung des Messaufbaus	84
3.5	Versuchsaufbau und Parametervariation	86
4.1	Zusammenfassung des Optimierungsaufbaus	100
4.2	Stichpunkt-Analyse bei einer Geschwindigkeit von $0,254 \frac{m}{s}$	107