

# Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen

Vom Fachbereich Maschinenbau  
an der Technischen Universität Darmstadt  
zur Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktor-Ingenieurs  
(Dr.-Ing.)

eingereichte

## D I S S E R T A T I O N

vorgelegt von

**Philipp Wetterich, M. Sc.**

Berichterstatter:	Prof. Dr.-Ing. Peter F. Pelz
Mitberichterstatter:	Prof. Dr.-Ing. habil. Leon Urbas
Tag der Einreichung:	06.05.2025
Tag der mündlichen Prüfung:	30.06.2025

Darmstadt 2025

D 17



## Vorwort des Herausgebers

### Einfach Verzwicktes beherrschen

Verzwickte Aufgaben sind individuell, vielfältig, nichtlinear. Sie sind von Zeitdruck, Volatilität, Unsicherheit oder gar Unwissen geprägt. Sie betreffen viele Stakeholder. Sie haben weite Systemgrenzen und verknüpfen damit viele Entitäten wie Menschen und Maschinen sowie Agenten und Datenquellen. All diese Merkmale finden wir in der Pharmazie, Biotechnologie und Feinchemie: schon in naher Zukunft werden Medikamente individuell für die einzelnen Patienten hergestellt. Bedarfsanalyse, Struktursynthese, Produktionsplanung, Genehmigung und Produktion geschehen unter extremem Zeitdruck. Ein Tumor oder eine Pandemie wartet nicht.

Wie kann Komplexität beherrscht werden? Chemische Wirkstoffe werden in einer Folge von verfahrenstechnischen Prozessen mit Teilfunktion wie Dosieren, Mischen, Heizen usw. hergestellt. Die Idee der modularen Prozesstechnik ist einfach: Die Teilfunktion erfüllen Module mit definierten Modulgrenzen. Über die Modulgrenzen fließen Energie, Stoffe und Informationen von einem Modul in das andere. Die Modulgrenzen sind also nicht nur physisch, wie bei den uns bekannten LEGO-Steinen.

Tatsächlich liegen die Herausforderungen selten in der physischen Welt. Sie liegen in der Welt des Digitalen und Sozialen, d.h. in der Welt der Informationen und der Normen. Die fünf Herausforderungen bei modularen Prozessanlagen sind (i) Orchestrierung, (ii) Automatisierung, (iii) Genehmigung, (iv) Dokumentation und (v) Diagnose. Dabei wechseln die Rollen z.B. bei der Verantwortung, von Modulhersteller zu Betreiber bis hin zur Gesellschaft. Doch Modularität hat verschiedene Komplexitätsstufen, die durch Stakeholder, Aufgaben und Topologie bestimmt sind. Hierzu haben wir selbst Erfahrungen gesammelt.

**LEGO** Als Kinder waren wir modul- und systemverantwortlich für unsere Bausteine. Alle Module hatten eine CE-Kennzeichnung, sodass Module und System von vornherein genehmigt waren: Es gab also scheinbar nur einen Stakeholder, uns. Ein grüner LEGO-Stein dient uns einmal für ein Flugzeug, ein anderes Mal für ein Auto und ein weiteres Mal für ein Krokodil. So haben wir spielend erlebt, dass Modularisierung der Königsweg ist, um Individualität und

## II

Schnelligkeit zu ermöglichen. Wir konnten uns alle Welten erschaffen, wobei die erschaffene Welt eckig war. Das Glätten übernahm unsere Fantasie. Gleichzeitig wurde Komplexität für die Modulhersteller reduziert. LEGO normte die physischen Klemmverbindungen und skalierte die Steine diskret. So gibt es Steine mit einer, zwei, drei, vier, sechs und mehr Noppen. Die Basislänge ist die einer Noppe und diese Größe wird an die Motorik der Kinder angepasst.

**Personal Computer** Als Heranwachsende bauten viele von uns einen Personal Computer (PC) aus gekauften Modulen. Damit nähern wir uns der modernen und modularen Prozesstechnik. Der Zusammenbau und Betrieb eines PCs ist ein Kinderspiel. Das gilt für die Physik, die Informationstechnik und die Genehmigung: die Funktionsmodule Motherboard, CPU, Grafikkarte, Arbeitsspeicher, Laufwerk und Netzteil beliebiger Hersteller können wir einfach zusammenstecken und in ein Gehäuse integrieren. Das Betriebssystem sorgt für die Orchestrierung, den Betrieb und die Diagnose der Module. Fehlende Treiber werden automatisiert heruntergeladen. Es gilt: Wenn die Einzelkomponenten eine CE-Kennzeichnung haben, dann gilt dies auch für das Gesamtsystem, unseren PC. Beim PC wirkt vereinfachend, dass dessen modulare Struktur, d.h. seine Topologie, immer gleich ist.

**Modulare Prozessanlagen** Bei einer modularen Produktionsanlage ist die Topologie wegen der Individualität der Produkte für jede Produktion unterschiedlich. Auch sind die Prozesszustände sowie die Stoffe und deren Ströme unterschiedlich. Wie erwähnt gibt es die fünf Aufgaben: (i) Orchestrierung, (ii) Automatisierung, (iii) Genehmigung, (iv) Dokumentation und (v) Diagnose für modulare Prozessanlagen. Um modulare Anlagen zu orchestrieren und zu automatisieren, wurde der Standard Modular Type Package (MTP) geschaffen. Erste Realisierungen auf der Basis von MTP zeigen bereits heute das Potenzial der modularen Prozesstechnik. Orchestrierung und Automatisierung sind aber nur die ersten zwei von fünf Herausforderungen. Derzeit gibt es noch keine zufriedenstellende Antwort zu Genehmigung, Dokumentation und Diagnose modularer Prozessanlagen.

## Der Weg zur modularen Prozesstechnik

Genehmigung und Dokumentation modularer Anlagen geschieht in der Welt der Informationen und Normen. Informationsquellen sind technisch oder menschlich. Physische oder soziale Agenten und digitale Objekte sind über Identifikatoren und Metainformationen idealerweise semantisch miteinander verbunden. In meiner Forschungsgruppe wird hierfür der treffende Begriff

*Semantischer Digitaler Zwilling (SDT)* verwendet, wobei das Adjektiv *semantisch* den Zwilling erst qualifiziert. Dieses Konzept wurde von meinem ehemaligen Mitarbeiter Herrn Dr.-Ing. Manuel Rexer vorbildlich für die Prüfstands-Automatisierung und -Dokumentation erarbeitet: Jede Komponente eines Systems ist über einen Identifikator mit seinem semantischen Graphen, d.h. seinem SDT, verbunden.

Graphen bestehen aus Knoten und Kanten. Graphen lassen sich einfach modular erweitern. Semantische Graphen können von Maschinen und Menschen einfach befragt werden, auch in natürlicher Sprache.

Interessant ist, dass das Konzept des semantischen Graphen in unserer menschlichen Sprache und offensichtlich auch in unserem Gedächtnis zu finden ist. Wir erinnern, sprechen und folgern auf Basis von Tripeln aus Subjekt, Prädikat und Objekt. Damit sind zwei Knoten und die verbindende Kante definiert. Das Tripel ist also das Grundelement der Datenwelt, wie es das Klemmelement in der physischen LEGO-Welt ist.

Wie das Klemmelement unveränderlich sein muss, setzt Sprache das Verständnis über Begriffe voraus. Wir brauchen ein gemeinsames Verständnis und eine Akzeptanz von Begriffen, d.h. von Ontologien. Dieser Begriff ist der Philosophie entlehnt und meint hier Begriffsdefinitionen. Wir nutzen nur akzeptierte Begriffskataloge. Herr Dr.-Ing. Rexer gebrauchte allein bewährte Ontologien, wie sie beispielsweise der W3C definiert.

## Modularität und semantische Vernetzung

**Dokumentation (der Nachhaltigkeit)** Die Europäische Union (EU) fordert ab dem Jahr 2027 zunächst für eine Teilmenge der auf den Markt gebrachten Produkte einen digitalen Produktpass (DPP). Der DPP ist eine Realisierung der europäischen Ökodesignverordnung, mit dem der Ressourcenverbrauch und -quellen sowie Recyclinghinweise oder Hinweise zur Wiederverwendbarkeit im Produktlebenszyklus transparent gemacht werden sollen. Mit dem DPP soll also die Aufgabe (iv) Dokumentation einer Komponente, eines Moduls oder eines Systems angegangen werden.

Wie wünschen wir uns den DPP? Wir sollten einmal das Thema Informationsflüsse grundlegend angehen, nämlich semantisch. Damit haben wir ein Informationsmodell, das allen fünf Aufgaben dient. Der DPP sollte also Teil eines gesamten semantischen Informationsmodells des Moduls sein. Weiterhin wünschen wir uns, dass der DPP in der Informationshülle der Komponente oder des Moduls integriert ist. Diese Informationshülle ist als sogenannte Asset Administration Shell (AAS) definiert.

## IV

**Genehmigung** Wirtschaft, Politik und Gesellschaft merken, dass Genehmigungsverfahren Wohlstand gefährdet. So hat der deutsche Vizekanzler Lars Klingbeil am 15. Juni dieses Jahrs in einem von der FAS geführten Interview geäußert: „Wir machen weniger Kontrollen und fahren dafür die Haftung hoch für Leute, die bei Regelverstößen erwischt werden“. Dabei ging es um Energie- und Kommunikationsinfrastruktur. Bei der derzeitigen Bundesregierung ist damit eine Trendwende von einer deutschen Genehmigungsstrategie „Kontrolle ist besser“ hin zu einer risikobasierten Strategie, wie sie in den USA üblich ist, ersichtlich.

Der Soziologe Niklas Luhmann hat im Untertitel seines Buches „Vertrauen“ gleich die These gegeben: „Vertrauen – Ein Mechanismus der Reduktion sozialer Kompetenz“ [5. Auflage, UVK, 2014]. Wenn durch technische Systeme Menschenleben gefährdet werden und der Schaden für die Natur nachhaltig sein kann, dann muss man die Rechtfertigung für Vertrauen hinterfragen.

Das Seveso-Unglück am 10. Juli 1976 hat dazu geführt, dass vor der Inbetriebnahme von Anlagen „was wäre, wenn“ Fragen beantwortet werden. Es hat auch dazu geführt, dass Anlagen funktional sicher und Module eigensicher sein müssen. Der nächste Schritt ist, dass Komponentenhersteller, Anlagenbetreiber und Behörden lernen „was wäre, wenn“ Fragen einem SDT zu stellen. Hierfür müssen Behörden und Betreiber auf relevante Teile des SDT Zugang haben. Der SDT muss also FAIR sein (FAIR ist das Akronym für findable, accessible, interoperable, reusable). Semantische Graphen sind per se FAIR. Damit ist eine notwendige Voraussetzung für ein gemeinsames Informationsmodell aller Stakeholder gegeben.

Herr Philipp Wetterich war bei all diesen Überlegungen Wegbereiter, indem er maßgeblich half, das Projekt REUNION aus der Taufe zu heben. In REUNION arbeiten Universitäten (TU Darmstadt, Dortmund, Dresden), Dienstleister (Semodia, Industrial Science u.a.), Behörde (Hessisches Ministerium für Landwirtschaft und Umwelt), Anlagenbetreiber (Merck, Evonik), Modulhersteller (De Dietrich u.a.) und Komponentenhersteller (KSB u.a.) im Verbund an der Realisierung der modularen Prozessindustrie.

REUNION wird vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWE) gefördert und von meiner Arbeitsgruppe geleitet. Das Projekt ist ein Leuchtturm für das gewinnbringende Zusammenspiel von Wissenschaft, Wirtschaft und Gesellschaft. Im Projekt arbeiten Stakeholder gemeinsam an Methoden, Technologien und Strategien, um mit Digitalität Komplexität zu beherrschen

und die fünf Aufgaben zu erfüllen.

REUNION formt den SDT der Module und des Systems auf der Basis von SPEAD. SPEAD ist der SDT von verfahrenstechnischen Modulen und in der Informationshülle dieser Bauteile hinterlegt. Herr Wetterich hat REUNION zusammengeführt, die Förderung beantragt, die Vertragsbildung moderiert, die Ideen für SPEAD entwickelt und für die Kommunikation gesorgt. Damit hat Herr Wetterich der Prozessindustrie nicht zu unterschätzende Dienste geleistet.

Die Ideen von REUNION und die Konzepte von Herrn Wetterich in REUNION und in seiner Dissertation entstanden auf der Grundlage dreier Projekte: 1.) das Projekt Nationale Forschungsdateninitiative für die Ingenieurwissenschaften (NFDI4ING), das Robert Schmitt von der RWTH Aachen und ich gemeinsam leiten; 2.) der Sonderforschungsbereich SFB805 „Beherrschen von Unsicherheit“, den ich als Sprecher vertreten durfte; 3.) Projekte der Gemeinschaftsforschung mit dem Verband Deutscher Maschinen und Anlagenbauer (VDMA). Aus Arbeiten in den Projekten 1 und 2 basiert die Dissertation von Herrn Dr.-Ing. Manuel Rexer. Aus Arbeiten in 2 und 3 basiert die Dissertation von Herrn Dr.-Ing. Christian Schänzle.

Ich sehe die Arbeit von Herrn Wetterich in einer Reihe von Herrn Rexer und Herrn Schänzle, wobei sowohl REUNION als auch das Thema Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen den Stand der Technik deutlich verschiebt.

## **Die Nutzung einer Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen**

Qualität hat die drei Dimensionen Akzeptanz, Verfügbarkeit und Aufwand. Die Akzeptanz wird durch wahrgenommene und formale Qualität verbessert. Wahrgenommene Qualität wird vom subjektiven Nutzererlebnis und der objektiven funktionalen Qualität bestimmt. Letztere wird durch die Differenz zwischen Funktionserfüllung und Funktionsbedarf gemessen (bekannt auch als Regelgüte). Formale Qualität ist Normenkonformität und erfordert ein semantisches Metainformationsmodell, auf das Behörden und Betreiber gemeinsam zugreifen können.

Es ist wichtig zu betonen, dass die drei Qualitätsdimensionen teilweise voneinander abhängen. So wird Akzeptanz gesteigert, wenn die Verfügbarkeit steigt und der Aufwand gemessen in Betriebs- und Investitionskosten sinkt.

## VI

Eine zunehmende Verfügbarkeit reduziert offensichtlich den Investitions- und Wartungsaufwand.

Es ist klar, dass eine Fehlerdiagnose für modulare Anlagen alle drei Qualitätsdimensionen verbessert. Daher ist das Forschungsthema von Herrn Wetterich für Modulhersteller, Anlagenbetreiber und Gesellschaft von hohem Nutzen. Erstaunlicherweise gibt es keine Methoden zur Fehlerdiagnose modularer Systeme. Ist die Methode gefunden, kann die Diagnose gezielt für Genehmigung, Betrieb, Wartung und Wiederverwendung genutzt werden.

### **Die Wetterich-Diagnosemethode**

Wissenschaft birgt die Gefahr, sich in Details zu verlieren. Die Arbeit von Herrn Wetterich zeigt genau dies nicht. Herr Wetterich hat die Aufgabe, die unterschiedlichen Rollen der Stakeholder, das Praktikable und auch die Wissenschaftlichkeit im Sinne einer Unsicherheitsbewertung immer im Blick. Das ist alles andere als selbstverständlich. Es ist als Wissenschaftler einfach „alleine in einer Ecke zu spielen“. Es ist einfach sich in Details zu verlieren oder komplizierte Methoden zu ersinnen.

Beim Lesen der Arbeit von Herrn Wetterich staunt man über die Klarheit seiner Methode für eine wirklich verzwickte Aufgabe. Modulare Prozesstechnik hat mit der Beherrschung von Komplexität zu tun. Auf die Arbeit passt sehr schön ein Ausspruch, der zu dem Sparsamkeitsprinzip der Wissenschaft passt.

*Es ist einfach, kompliziert zu sein, aber schwer, einfach zu bleiben.*

Gerade bei verzwickten Aufgaben (individuell, vielfältig, nichtlinear, Zeitdruck, Volatilität, Unsicherheit, Unwissen, viele Stakeholder und Entitäten) ist es notwendig, aber auch sehr schwer, in der Methode einfach zu bleiben. Dies ist Herrn Wetterich hervorragend gelungen.

Herr Wetterich teilte die Diagnose konsequent in Fehlerdetektion, Fehlerisolation und Fehleridentifikation. Die Fehlerdetektion erkennt eine Anomalie von der erwarteten Funktionserfüllung. Bei der Fehlerisolation schafft Herr Wetterich eine Methode, bei der die Fehlerursache erkannt wird. Die Fehleridentifikation bemisst das Fehlerausmaß. Durch diese dreischichtige Diagnose können Fehlentwicklungen erkannt und die Anlagensicherheit frühzeitig gewährleistet werden.

Die Wetterich-Diagnose ist dabei ein Hybrid:

Auf der Modulebene arbeiten 1.) Beobachter auf der Basis von Vorwissen.

Durch Messwerte wird eine Redundanz erreicht, die zu 2.) Residuen führt. Die Residuen werden 3.) auf Symptome in den Modulen abgebildet. Diese drei Schritte sind in der Verantwortung des Modulherstellers.

Herr Wetterich zeigt, wie mit Standardmethoden wie der Gauß'sche Methode der kleinsten Fehlerquadrate und anderen diese drei Schritte vom Modulhersteller durchgeführt werden sollten. Dabei bleibt Herr Wetterich ganz bewusst bei diesen Standards. Allerdings wäre es schön gewesen, wenn Herr Wetterich auch Bayes'sche Methoden als Alternative zur Gauß'schen Methode untersucht hätte. Aber auch hier gilt: *„Es ist einfach, kompliziert zu sein, aber schwer, einfach zu bleiben.“*

Beobachter nutzen Vorwissen. Bei einer Dosierpumpe ist dies z.B. das Wirkungsgradmodell, welches in meiner Gruppe entstanden ist und von der Pumpenfirma Brinkmann zur Verschleißdiagnose den Kunden angeboten wird. Herr Wetterich nutzt dieses Vorwissen, das ja ingenieurspezifisches oder auch unternehmensspezifisches Wissen ist, mit Erfolg.

Seine Methode ist hybrid in dem Sinne, dass auf der Systemebene die Diagnose regelbasiert ist. Die Modulhersteller liefern über das Informationsmodell die Symptome ihrer Module an den Anlagenbetreiber und dort wird über Regeln die Diagnose abgeschlossen. Auf Systemebene wird dabei die Redundanz einer modularen Prozessanlage genutzt, da durch die Verwendung mehrerer Module entsteht. Damit geht der Blick der Diagnose über den Tellerrand eines Moduls hinaus und betrachtet deren Zusammenspiel. Aus der anlagenweiten Anwendung von Erhaltungsgleichungen werden die notwendigen Diagnoseregeln abgeleitet.

Somit wird in der hybriden Methode das Beste aus zwei Welten vereint. Vorwissen der Modulhersteller für die Module wird im Informationsmodell der Module einfach abgebildet. Dies bleibt wie die Module selbst unverändert und bildet die Grundlage der Diagnose. Das Zusammenspiel der Module einer Anlage unterliegt einem steten Wandel. Dieses wird über die Diagnoseregeln abstrahiert und kann in der Methode von Herrn Wetterich vom Anlagenbetreiber an die spezifische Anlagenkonfiguration unkompliziert angepasst werden.

# Vorwort

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Fluidsystemtechnik (FST) der Technischen Universität Darmstadt. Während dieser prägenden Zeit habe ich die Unterstützung vieler Menschen erfahren, denen ich an dieser Stelle meinen Dank aussprechen möchte.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Peter F. Pelz danke ich sehr herzlich für die Freiräume und das Vertrauen bei der Gestaltung meiner Forschung. Durch die Verantwortung für eine Vielzahl auch forschungsfremder Aufgaben, die er mir zugetraut hat, konnte ich wachsen und hatte viel Spaß bei der Arbeit. Den humorvollen Umgang miteinander habe ich sehr genossen.

Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Leon Urbas bin ich für die freundliche Übernahme des Koreferats und das Interesse an meiner Arbeit sehr dankbar. Der Austausch und die Zusammenarbeit innerhalb der ENPRO-Community hat diese Arbeit erst möglich gemacht.

In meiner Zeit am Institut für Fluidsystemtechnik konnte ich mich stets auf den Rückhalt und die Unterstützung im Kollegium verlassen. Vielen Dank daher auch an Dr.-Ing. Gerhard Ludwig, Birgit Seibert und Jutta Hägele für die wichtige Arbeit im Hintergrund und den Rückhalt in allen organisatorischen Belangen. Ein besonderer Dank geht an den Betreuer meiner Masterarbeit, geschätzten Kollegen und Co-Autor meiner Veröffentlichungen Dr.-Ing. Maximilian Kuhr. Ohne ihn wäre ich nicht ans FST gekommen und seiner Unterstützung konnte ich mir immer sicher sein. Vielen Dank an meine Bürokollegen Tim und Pascal, mit denen die Arbeit mehr Freude bereitet hat und auf die ich mich immer verlassen konnte. Den Händen von Katharina und Sascha überlasse ich gerne meine Projekte und weiß, dass sie dort gut aufgehoben sind. Ihnen gilt auch ein Dank für die Anmerkungen zum Text dieser Arbeit. Insgesamt möchte ich allen WiMis danken, mit denen ich fünf Jahre lang arbeiten, diskutieren, Daten FAIR machen, Kaffee trinken, Skifahren, Weihnachtsfeiern gestalten, Bier brauen und LEGO-Autos bauen durfte. Den Studierenden, die mit ihren Arbeiten wertvolle Beiträge zu meinen Projekten, meiner Forschung, der Brauanlage oder anderen Themen geleistet haben, danke ich ebenfalls herzlich. Ich hoffe, ich konnte meinen Ansprüchen an die Betreuung gerecht werden.

Mein größter Dank gilt meiner Frau Nadine, meinen Eltern und meiner Schwester Laura. Auch wenn es mir oft schwerfiel zu erklären, was es mit meiner Arbeit auf sich hat, sind sie doch immer interessiert und stärken mir den Rücken. Ihnen ist diese Arbeit gewidmet.

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit, abgesehen von den in ihr ausdrücklich genannten Hilfen, selbständig verfasst habe.

Darmstadt, im Mai 2025  
Philipp Wetterich



# Kurzfassung

Der steigende globale Wettbewerbsdruck und die Nachfrage nach flexiblen, individualisierten Lösungen erfordern strukturelle Anpassungen in der Produktion von Fein- und Spezialchemikalien. Modulare Prozessanlagen bieten hierbei eine vielversprechende technologische Lösung. Sie bestehen aus standardisierten Prozesseinheiten, die sich flexibel kombinieren lassen. Ihre Steuerung erfolgt dezentral, basierend auf dem Plug-and-Produce-Prinzip. Um eine hohe Anlagenverfügbarkeit zu gewährleisten, ist eine kontinuierliche und angepasste Prozess- und Zustandsüberwachung unerlässlich.

Klassische Fehlerdiagnoseverfahren stoßen aufgrund der dynamischen Topologie modularer Anlagen an ihre Grenzen. Daher wurde in dieser Arbeit ein neuer Ansatz entwickelt, der die hierarchische Struktur modularer Prozessanlagen berücksichtigt. Auf Modulebene beschreiben Modellgleichungen das physikalische Verhalten. Abweichungen zwischen Modell und Messung ergeben Residuen, die als Symptome für Fehler dienen. Die auftretende Mess-, Modell- und Parameterunsicherheit wird dabei konsequent fortgepflanzt.

Auf Anlagenebene werden diese Symptome durch ein zentrales Diagnosesystem anhand von Regeln zur Modulinteraktion ausgewertet. Fehlerindikatoren quantifizieren den Zusammenhang zwischen Fehlerausmaß und Residuen, um den Fehlertyp und dessen Stärke zu bestimmen. Die Diagnose erlaubt somit sowohl die Isolation als auch die Identifikation von Fehlern.

Die Methode wurde erfolgreich an einer modularen Mischanlage der TU Darmstadt getestet. Die Versuchsanlage besteht aus mehreren Dosier- und Mischmodulen, in denen gezielt hydraulische Fehler und Sensorabweichungen simuliert wurden. Die Fehlerdiagnose zeigte hohe Erfolgsraten, insbesondere im quasi-stationären Anlagenbetrieb. Abweichungen traten nur bei einem Modul mit unzureichender Modellgenauigkeit auf. Zudem war eine eindeutige Unterscheidung zwischen bestimmten Fehlerarten aufgrund zu hoher Modellunsicherheit nicht immer möglich. Somit wurde die Modellgüte als entscheidender Erfolgsfaktor für die entwickelte Methode identifiziert.

Die Methode zeigte insgesamt hohe Robustheit, auch bei rekonfigurierten Anlagen oder simultanen Fehlern. Der Anpassungsaufwand an neue Anlagenkonfigurationen ist gering, da die Symptomerzeugung unverändert bleibt. Die Diagnose lässt sich außerdem nahtlos in modulare Geschäftsmodelle integrieren: Modulhersteller liefern die notwendigen Modelle, während Betreiber die Diagnoseregeln entsprechend ihrer Anlage anpassen. Somit wurde ein praxisnaher und zukunftsfähiger Ansatz zur Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen erfolgreich entwickelt und validiert.

## Abstract

Increasing global market pressure and the demand for flexible, customised solutions require structural adjustments in the production of fine and speciality chemicals. Modular process plants offer a promising technological solution. They consist of standardised process units that can be flexibly combined. They are controlled decentrally, based on the plug-and-produce principle. Continuous and customised process and condition monitoring is essential to ensure high system availability.

Traditional fault diagnosis methods reach their limits due to the dynamic topology of the modular plants. A new approach was therefore developed that considers the hierarchical structure of modular process plants. Model equations describe the physical behaviour at module level. Deviations between model and measurement result in residuals that serve as symptoms for faults. The resulting measurement, model and parameter uncertainty is consistently propagated.

At plant level, these symptoms are analysed by a central diagnostic system using rules for module interaction. Fault indicators quantify the relationship between fault extent and residuals in order to determine the fault type and its severity. The diagnosis thus allows both the fault isolation and fault identification.

The method was successfully tested on a modular mixing plant at TU Darmstadt. The test rig consists of several dosing and mixing modules in which hydraulic faults and sensor deviations were simulated. The fault diagnosis showed high success rates, especially in quasi-stationary plant operation. Deviations only occurred in one module with insufficient model accuracy. In addition, it was not always possible to clearly differentiate between certain fault types due to excessive model uncertainty. The model quality was therefore identified as a decisive success factor for the developed method.

The method showed a high degree of robustness overall, even with reconfigured plant topologies or simultaneous faults. The adaptation effort to new plant configurations is low, as the symptom generation remains unchanged. The diagnostics can be seamlessly integrated into modular business models: Module manufacturers supply the necessary models, while operators customise the diagnostic rules according to their plant. This means that a practical and future-proof approach to fault diagnostics in modular process plants has been successfully developed and validated.

*Am Ende wird alles gut. Und wenn es nicht gut wird, ist es noch  
nicht das Ende.*

Domingo Sabino



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Herausforderungen der Fein- und Spezialchemie . . . . .	1
1.2	Modulare Produktion . . . . .	4
1.3	Forschungsfragen und Struktur der Arbeit . . . . .	13
<b>2</b>	<b>Grundlagen der Fehlerdiagnose</b>	<b>15</b>
2.1	Systemverhalten . . . . .	15
2.2	Methoden der Fehlerdiagnose . . . . .	17
2.2.1	Modellbasierte Fehlerdiagnose . . . . .	17
2.2.2	Signalbasierte Fehlerdiagnose . . . . .	21
2.2.3	Datengetriebene Fehlerdiagnose . . . . .	24
<b>3</b>	<b>Fehlerdiagnose für modulare Anlagen</b>	<b>33</b>
3.1	Problemstellung . . . . .	33
3.2	Eignung der Methoden der Fehlerdiagnose . . . . .	34
3.3	Entwickelter hybrider Ansatz . . . . .	36
<b>4</b>	<b>Methodik</b>	<b>41</b>
4.1	Beobachter . . . . .	42
4.1.1	Pumpenbeobachter . . . . .	42
4.1.2	Leistungsbeobachter . . . . .	43
4.1.3	Anlagenbeobachter . . . . .	44
4.1.4	Stromab-Beobachter . . . . .	44
4.2	Residuen . . . . .	44
4.3	Unsicherheitsbetrachtung der Symptome . . . . .	45
4.3.1	Messunsicherheit . . . . .	45
4.3.2	Modellunsicherheit . . . . .	47
4.3.3	Unsicherheitsfortpflanzung . . . . .	50
4.3.4	Gesamtunsicherheit der Residuen . . . . .	50
4.4	Hydraulisches Verhalten der Module . . . . .	51
4.5	Modulinteraktion . . . . .	54
4.6	Definition der Fehlergrade . . . . .	60
4.6.1	Innere Leckage . . . . .	60
4.6.2	Modulaufweiten bzw. -zusetzen . . . . .	60
4.6.3	Mischeraufweiten bzw. -zusetzen . . . . .	61
4.6.4	Sensorfehler . . . . .	61
4.7	Linearisierung der Beobachter . . . . .	62

4.8	Aufstellen der Diagnoseregeln . . . . .	63
4.8.1	Diagnoseregeln für innere Leckage . . . . .	63
4.8.2	Diagnoseregeln für Modulzusetzen . . . . .	65
4.9	Auswertung der Diagnose . . . . .	68
4.10	Unsicherheitsbetrachtung der Diagnose . . . . .	69
4.11	Zwischenfazit . . . . .	72
<b>5</b>	<b>Validierung</b>	<b>75</b>
5.1	Modulare Mischanlage . . . . .	75
5.2	Datenerfassung und -management . . . . .	80
5.3	Identifikation des Modulverhaltens und Parametrisierung der Beobachter . . . . .	84
5.3.1	Pumpenmodelle . . . . .	84
5.3.2	Leistungsmodelle . . . . .	87
5.3.3	Anlagenmodelle . . . . .	91
5.4	Fehlerfälle . . . . .	93
5.4.1	Pumpenfehler innere Leckage . . . . .	93
5.4.2	Modulzusetzen bzw. -aufweiten . . . . .	94
5.4.3	Mischerzusetzen . . . . .	94
5.4.4	Mischeraufweiten . . . . .	94
5.4.5	Sensorfehler . . . . .	95
5.5	Szenarien . . . . .	95
<b>6</b>	<b>Ergebnisse</b>	<b>99</b>
6.1	Analyse eines Szenarios . . . . .	99
6.1.1	Betrieb der Anlage . . . . .	100
6.1.2	Modellbasierte Symptome für ein Szenario . . . . .	102
6.1.3	Regelbasierte Diagnose für ein Szenario . . . . .	104
6.1.4	Analyse der Unsicherheit . . . . .	105
6.2	Analyse der stationären Betriebspunkte . . . . .	112
6.2.1	Auswahl der Datenpunkte . . . . .	112
6.2.2	Ergebnisse für die einzelnen Fehlerarten . . . . .	113
6.2.3	Gesamtergebnis für die Fehlergrade . . . . .	128
6.3	Detektionsrate . . . . .	129
<b>7</b>	<b>Diskussion</b>	<b>133</b>
<b>8</b>	<b>Weiterführende Betrachtungen</b>	<b>139</b>
8.1	Fehlerdiagnose bei veränderter Anlagentopologie . . . . .	140
8.1.1	Versuchsdurchführung . . . . .	140
8.1.2	Anpassung der Diagnose . . . . .	141

8.1.3	Ergebnisse . . . . .	142
8.1.4	Diskussion . . . . .	146
8.2	Fehlerdiagnose von Mehrfachfehlern . . . . .	147
8.2.1	Versuchsdurchführung . . . . .	147
8.2.2	Ergebnisse . . . . .	149
8.2.3	Diskussion . . . . .	156
8.3	Transfer der Fehlerdiagnose in die Praxis . . . . .	158
8.3.1	Bisheriges Alarmmanagement in modularen Anlagen . . . . .	158
8.3.2	Integration der Symptome ins MTP . . . . .	159
8.3.3	Integration der Diagnose auf Anlagenebene . . . . .	161
8.3.4	Diskussion . . . . .	163
<b>9</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>165</b>
	<b>Literatur</b>	<b>183</b>
<b>A</b>	<b>Mathematische Herleitungen</b>	<b>184</b>
A.1	Verhalten der Residuen für die verschiedenen Fehlerfälle . . . . .	184
	Modulaufweiten . . . . .	184
	Mischerzusetzen . . . . .	185
	Mischeraufweiten . . . . .	186
	Sensorfehler: Pumpendruckdifferenz zu niedrig . . . . .	186
	Sensorfehler: Pumpendruckdifferenz zu hoch . . . . .	188
	Sensorfehler: Elektrische Leistung zu niedrig . . . . .	188
	Sensorfehler: Elektrische Leistung zu hoch . . . . .	189
	Sensorfehler: Mischerdruckdifferenz zu niedrig . . . . .	190
	Sensorfehler: Mischerdruckdifferenz zu hoch . . . . .	190
A.2	Linearisierung der Beobachter . . . . .	191
	Linearisiertes Modell des Pumpenbeobachters . . . . .	191
	Linearisiertes Modell des Leistungsbeobachters . . . . .	192
	Linearisiertes Modell des Anlagenbeobachters . . . . .	192
A.3	Herleitung der Diagnoseregeln . . . . .	193
	Diagnoseregeln für Modulaufweiten . . . . .	193
	Diagnoseregeln für Mischerzusetzen . . . . .	195
	Diagnoseregeln für Mischeraufweiten . . . . .	197
	Diagnoseregeln für Sensorfehler Pumpendruck zu niedrig . . . . .	198
	Diagnoseregeln für Sensorfehler Pumpendruck zu hoch . . . . .	201
	Diagnoseregeln Sensorfehler Mischerdruck zu niedrig . . . . .	202
	Diagnoseregeln Sensorfehler Mischerdruck zu hoch . . . . .	205
	Diagnoseregeln für Sensorfehler Leistung zu niedrig . . . . .	206
	Diagnoseregeln für Sensorfehler Leistung zu hoch . . . . .	207

<b>B</b>	<b>Modulare Mischanlage</b>	<b>209</b>
B.1	Komponenten . . . . .	209
B.2	Messtechnik . . . . .	211
B.3	Kalibration der Beobachter . . . . .	212
<b>C</b>	<b>Datenmanagement</b>	<b>220</b>
C.1	Digitaler Anhang . . . . .	220
C.2	Datenverarbeitung . . . . .	223
<b>D</b>	<b>Weitere Ergebnisse</b>	<b>225</b>
	<b>Eigene Publikationen</b>	<b>235</b>

## Symbolverzeichnis

Die Symbole der ersten Spalte werden in der zweiten Spalte beschrieben. Die dritte Spalte, wenn vorhanden, gibt die Dimension als Monom mit den Basisgrößen Länge (L), Masse (M) und Zeit (T).

### Dimensionsbehaftete Größen:

Symbol	Beschreibung	Dimension
$\Theta$	Prozessparameter	
$\mu$	dynamische Viskosität	$M L^{-1} T^{-1}$
$\nu$	kinematische Viskosität	$L^2 T^{-1}$
$\rho$	Dichte	$M L^{-3}$
$c$	Offset eines linearisierten Modells	
$C$	Modellparameter des Pumpenmodells	
$g$	Massenkraft der Schwere	$L T^{-2}$
$H$	Füllstand	L
$k$	Modellparameter des Anlagenmodells	
$m$	Steigung eines linearisierten Modells	
$n$	Drehzahl	$T^{-1}$
$N$	Messrauschen	
$\Delta p$	Druckdifferenz	$M L^{-1} T^{-2}$
$p$	Modellparameter des Leistungsmodells	
$P$	Leistung	$M L^2 T^{-3}$
$Q$	Volumenstrom	$L^3 T^{-1}$
$R$	Volumenstrom-Residuum	$L^3 T^{-1}$
$S$	Summe der Fehlerquadrate	
$U$	Eingangsgroßen	
$V$	geometrisches Volumen	$L^3$
$x$	Zustandsgrößen	
$Y$	Ausgangsgroßen	

**Dimensionslose Größen:**

Symbol	Beschreibung	Definition
$\alpha$	Öffnungswinkel	
$\eta$	Wirkungsgrad	$P_{\text{fluid}}/P_{\text{el}}$
$i$	Fehlerindikator	
$l_{\text{fault}}$	Fehlerfaktor	$k_i/k_{\text{ref}}$
$N$	Anzahl	
$t_{95\%}$	Student'scher Faktor	
$x$	Fehlergrad	$\Delta Q/Q_{\text{ref}}$

**Sonstige:**

Symbol	Beschreibung
$\tilde{f}(x)$	linearisiertes Modell von $f(x)$
$\delta(x)$	Unsicherheit von $x$
$\sigma(x)$	Standardabweichung von $x$
$s(x)$	Standardabweichung der Modellunsicherheit für eine Einzelmessung
$\partial(x)$	partielle Ableitung nach $x$
$\bar{x}$	(arithmetischer) Mittelwert von $x$
$x_0$	Linearisierungspunkt von $x$

Index	Beschreibung
abs	absolut
corr	korrigiert
dpmhigh	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{mix}}$ hoch“
dpmlow	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{mix}}$ niedrig“
dpphigh	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{pump}}$ hoch“
dpplow	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{pump}}$ niedrig“
el	elektrisch
ESP	Exzentrerschneckenpumpe
fluid	fluidisch
i	aktueller Wert

<b>Index</b>	<b>Beschreibung</b>
KMP	Kolbenmembranpumpe
l	Leckage
LIN	Linearisierung
MAX	maximal
meas	gemessen
mech	mechanisch
min	minimal
mix	am Mischermodul
mixclog	Fehlerfall „Mischerzusetzen“
mixwide	Fehlerfall „Mischeraufweiten“
mod	über das Modul
MOD	Modell
modclog	Fehlerfall „Modulzusetzen“
modwide	Fehlerfall „Modulaufweiten“
new	im unverschlissenen/fehlerfreien Zustand
obs	Beobachter
op	Betriebspunkt
Phigh	Fehlerfall „Sensorfehler $P_{e1}$ hoch“
plre	Differenz zwischen Anlagenbeobachter und Widerstandsbeobachter
popl	Differenz zwischen Leistungs- und Anlagenbeobachter
popu	Differenz zwischen Leistungs- und Pumpenbeobachter
pore	Differenz zwischen Leistungs- und Widerstandsbeobachter
pupl	Differenz zwischen Pumpen- und Anlagenbeobachter
pure	Differenz zwischen Pumpen- und Widerstandsbeobachter
plant	Anlagenbeobachter
Plow	Fehlerfall „Sensorfehler $P_{e1}$ niedrig“
power	Leistungsbeobachter
pump	an der Pumpe; Pumpenbeobachter
ref	Referenzwert
resis	Anlagenbeobachter des Mixers
senshigh	Fehlerfall „Sensorwert zu hoch“
senslow	Fehlerfall „Sensorwert zu niedrig“
STAT	statistisch
SYS	systematisch
th	theoretisch
upstream	stromaufwärts gelegen
worn	im verschlissenen Zustand

**Superskript Beschreibung**

A	im Modul A
B	im Modul B
C	im Modul C
D	im Modul D
E	im Modul E
M1	im Modul Mischer 1
M2	im Modul Mischer 2
plre	aus dem Residuum $R_{\text{plant-resis}}$
popl	aus dem Residuum $R_{\text{power-plant}}$
popu	aus dem Residuum $R_{\text{power-pump}}$
pore	aus dem Residuum $R_{\text{power-resis}}$
pupl	aus dem Residuum $R_{\text{pump-plant}}$
pure	aus dem Residuum $R_{\text{pump-resis}}$

**Abkürzungen****Kürzel Bedeutung**

COMP	Component (Komponente)
CSV	Comma Separated Values
FEA	Functional Equipment Assembly (modulare Funktionseinheit)
FST	Institut für Fluidsystemtechnik
GUM	Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement (ISO/IEC Guide 98-3)
ID	Identifikator
KI	Künstliche Intelligenz
MOL	Monitoring and Optimization Layer
MP	Modular Plant (modulare Prozessanlage)
MTP	Module Type Package
NAMUR	Interessengemeinschaft Automatisierungstechnik der Prozessindustrie e.V.
PCA	Principal Component Analysis
PEA	Process Equipment Assembly (modulare Prozesseinheit)
POL	Process Orchestration Layer
VDE	Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e.V.
VDI	Verein Deutscher Ingenieure e.V.



# Kapitel 1

## Einleitung

### 1.1 Herausforderungen der Fein- und Spezialchemie

Die Branche der Fein- und Spezialchemie verändert sich zunehmend durch den Druck globaler Märkte und den Trend der Produktindividualisierung<sup>1</sup>. Dies führt beispielsweise bei individualisierter Medizin dazu, dass die Stückmenge „eins“ ein realer Anwendungsfall für die Produktion von Pharmaprodukten ist<sup>2</sup>. Die Suche nach flexiblen, effizienten und skalierbaren Produktionsverfahren hierfür stellt eine bedeutende Herausforderung dar<sup>3</sup>. Dabei soll die hohe Qualität der Produkte weiterhin erhalten bleiben, wobei für Qualität vielfältige Definitionen<sup>4,5,6</sup> existieren. Pelz et al. stellen in ihrer Definition der Qualität die Funktion eines Produkts in den Mittelpunkt<sup>7</sup>. Diese muss in jedem Fall erfüllt sein, was sie zur Nebenbedingung macht. In der Art und Weise der Funktionserfüllung lässt sich die Qualität in den drei Dimensionen Aufwand, Akzeptanz und Verfügbarkeit bemessen (siehe Abbildung 1.1).

---

<sup>1</sup> BUCHHOLZ, „Future manufacturing approaches in the chemical and pharmaceutical industry“, ([10], 2010)

<sup>2</sup> GOVENDER U. A., „Therapy for the individual: Towards patient integration into the manufacturing and provision of pharmaceuticals“, ([40], 2020)

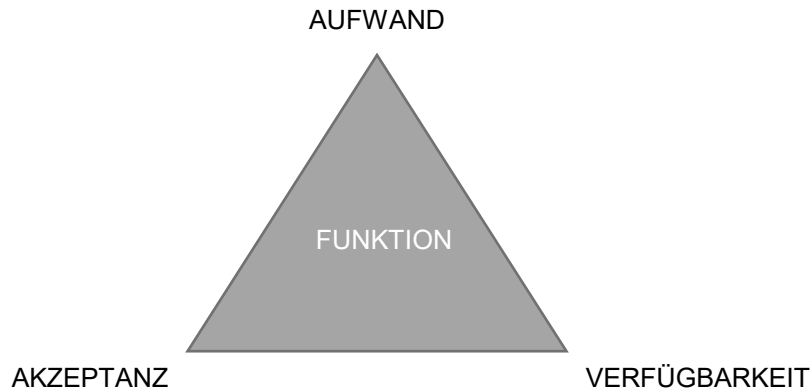
<sup>3</sup> WEST BENGAL CHEMICAL INDUSTRIES LTD, *Die Kraft der Feinchemie - Motor der Innovation bei WBCI: Der vollständige Leitfaden für Feinchemikalien: Qualität, Anwendungen und Branchen*, ([118], 2024)

<sup>4</sup> DIN, *Begriffe zum Qualitätsmanagement*, ([17], 2021)

<sup>5</sup> GEIGER UND KOTTE, *Handbuch Qualität: Grundlagen und Elemente des Qualitätsmanagements: Systeme - Perspektiven*, ([35], 2008)

<sup>6</sup> HELMOLD, *Strategic Performance Management*, ([43], 2022)

<sup>7</sup> PELZ U. A., *Mastering Uncertainty in Mechanical Engineering*, ([83], 2021)



**Abbildung 1.1** – Die Qualität eines Produkts lässt sich in den drei Dimensionen Aufwand, Akzeptanz und Verfügbarkeit bemessen. Die Funktion muss dabei erfüllt sein (nach Pelz et al.).

Für Ingenieurinnen und Ingenieure besteht das Ziel der technischen Entwicklung folglich darin, den Aufwand zu minimieren, wobei Akzeptanz und Verfügbarkeit zu maximieren sind.

In der Prozessindustrie bedeutet dies, dass Produkte mit minimalem Einsatz von Ressourcen wie Material, Energie, Geld und Zeit hergestellt werden sollen. Dies lässt sich durch den Einsatz effizienter Technologien und das Abwägen von Investitions- und Betriebskosten mit einer fundierten Wissensgrundlage erzielen.

Die Akzeptanz für das Produkt ist zu maximieren, was sich durch eine hohe funktionale Qualität bzw. Konformität mit den bestehenden Anforderungen erreichen lässt. Dies beinhaltet unter anderem die Sicherstellung des sicheren Betriebs von Produktionsanlagen. Auch eine möglichst schnelle Befriedigung des Kundenwunsches dient der Akzeptanz des Produkts. Dies wird über die Time-to-Market objektiv abgebildet und kann für den Betreiber von entscheidendem Einfluss auf den Markterfolg sein.

Schließlich soll die Produktion eine hohe Verfügbarkeit aufweisen. Diese ist etwa durch geringe Ausfallzeiten und eine zuverlässige Produktion zu maximieren. Das bedeutet, voranschreitenden Verschleiß frühzeitig erkennen und quantifizieren zu können. Fehler müssen identifiziert werden, um geeignete Maßnahmen zu ergreifen, welche größere Produktionsausfälle verhindern.

Aktuelle Produktionsanlagen in der Prozessindustrie lassen sich zwei Kategorien zuordnen:

Auf der einen Seite gibt es produktspezifische Anlagen, die über eine lange Betriebszeit einen Stoff kontinuierlich produzieren. Alle Anlagenteile sind auf eine effiziente und kontinuierliche Produktion ausgelegt und aufeinander abgestimmt<sup>1</sup>. Dies erfordert erheblichen Aufwand in der Planung und Umsetzung der Anlagen, welcher auf die Betriebszeit bezogen jedoch gerechtfertigt ist. Andere Produkte können auf diesen Anlagen nur stark eingeschränkt produziert werden. Solche Anlagen sind vor allem in der Petro- und Grundchemie zu finden.

Auf der anderen Seite gibt es Vielstoffanlagen, mit denen im Batch-Betrieb viele verschiedene Produkte hergestellt werden können. Die hohe Flexibilität geht allerdings zulasten der Effizienz. Die verwendeten Verfahren benötigen meist mehr Lösungsmittel und erreichen geringere Ausbeuten als eine produktspezifische Anlage<sup>2</sup>. Diese Anlagen finden momentan in der Fein- und Spezialchemie, der Biotechnologie und in der Pharmaproduktion Anwendung.

Ein Vergleich dieser Produktionsverfahren unter Berücksichtigung der Qualität nach Pelz et al. zeigt die konkurrierenden Zielfunktionen. Die produktspezifischen Anlagen sind für geringe Aufwände im Betrieb optimiert und weisen durch den Einsatz des umfassenden Prozesswissens eine hohe Verfügbarkeit auf. Dafür ergibt sich eine sehr geringe Flexibilität, welche als Größe für die Akzeptanz herangezogen werden kann. Bezieht man die Aufwände für Planung und Inbetriebnahme der Anlagen auf geringere Produktmengen, sind diese ebenfalls nicht befriedigend.

Hier bieten die Vielstoffanlagen Qualitätsvorteile. Deren Auslegung erfolgt mit dem Ziel maximaler Akzeptanz in Form hoher Produktvielfalt und geringer Aufwände für kleinere Produktmengen. Der Betrieb der Anlagen ist dafür mit höheren Aufwänden verbunden. Die Verfügbarkeit der Produktion in Form von Prozessüberwachung und -optimierung spielt eine untergeordnete Rolle.

---

<sup>1</sup> MARTIN U. A., „Continuous manufacturing as an enabling tool with green credentials in early-phase pharmaceutical chemistry“, ([69], 2018)

<sup>2</sup> GARCIA U. A., „Constrained optimization for fine chemical productions in batch reactors“, ([34], 1995)

## 1.2 Modulare Produktion

Ein Ansatz, welcher die anfangs geschilderten Anforderungen mit einer hohen Qualität erfüllt und dabei die Vorteile der klassischen Produktionsanlagen kombiniert, ist die Verwendung modularer Prozessanlagen<sup>1</sup>. In modularen Anlagen werden die einzelnen Prozessschritte von separaten Prozesseinheiten umgesetzt, welche mithilfe standardisierter Schnittstellen zu einer Gesamtanlage verschaltet werden.

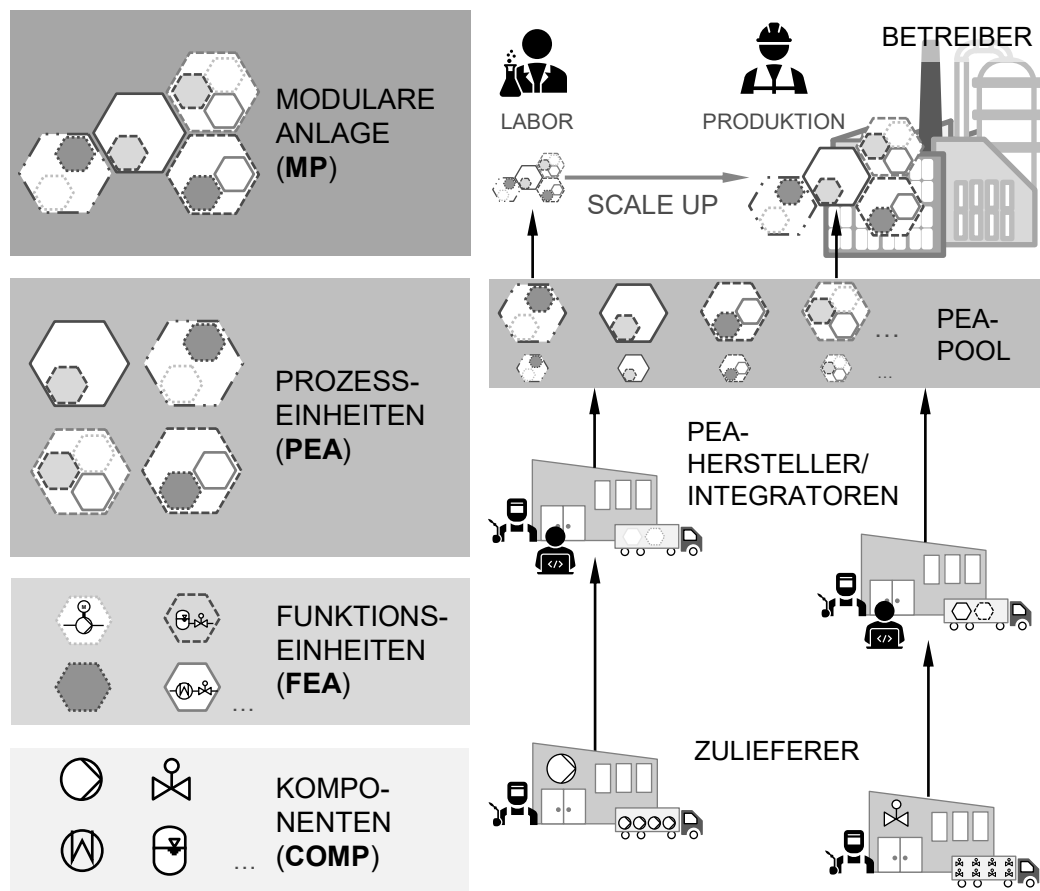
Die Prozesseinheiten (Process Equipment Assembly, PEA) können dabei wiederum aus Funktionseinheiten (Functional Equipment Assembly, FEA) aufgebaut sein, die jeweils eine Funktion erfüllen. Funktionseinheiten sind aus Komponenten (COMP) aufgebaut (vgl. Abbildung 1.2), welche die kleinsten, nicht weiter aufzuteilenden Bausteine darstellen. Die Aggregation der modularen Prozessanlagen ist in der VDI-Richtlinie 2776 definiert<sup>2</sup>.

Der Vorteil dieses Ansatzes liegt darin, dass eine produktspezifische Anlage deutlich schneller aus den einzelnen Prozesseinheiten geplant und aufgebaut werden kann, als bisher. Nach Abschluss einer Produktionskampagne werden die Anlagen wieder in die einzelnen PEAs zerlegt, welche somit im sogenannten PEA-Pool für die nächste Anlage zur Verfügung stehen. Deutlich effizientere Technologien für die einzelnen Prozessschritte sind zwar mit Mehrkosten verbunden, durch die Wiederverwendung der Einheiten sind diese jedoch gerechtfertigt und die wirtschaftliche Umsetzung einer kontinuierlichen Produktion wird auch bei geringeren Produktionsvolumina ermöglicht. Die hohe Qualität dieses Produktionskonzepts ergibt sich somit aus den minimierten Aufwänden in der Planung und Inbetriebnahme einer neuen Anlagenkonfiguration und dem effizienten Betrieb der Anlage. Die beschleunigte Markteinführungszeit (Time-to-Market) modular produzierter Produkte fördert zusätzlich deren Akzeptanz. Zur Sicherstellung der Qualitätsdimension Verfügbarkeit, die über einen zuverlässigen Betrieb der modularen Anlagen repräsentiert wird, leistet diese Arbeit einen wesentlichen Beitrag durch die Entwicklung einer maßgeschneiderten Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen.

---

<sup>1</sup> DECHEMA E.V., *Modular Plants: Flexible chemical production by modularization and standardization – status quo and future trends*, ([15], 2016)

<sup>2</sup> VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, *Verfahrenstechnische Anlagen - Modulare Anlagen: Grundlagen und Planung modularer Anlagen*, ([113], 2020)



**Abbildung 1.2** – Die modulare Produktion beruht auf dem Aufbau aus Komponenten, Funktions- und Prozesseinheiten, welche zu modularen Anlagen verschaltet werden (nach VDI-2776).

## Automatisierung der modularen Produktion

Neben der Hardware wird auch die Automatisierung der Anlage modular umgesetzt. Das modulare Automatisierungskonzept hierfür ist in der VDI/VDE/NAMUR-Richtlinie 2658<sup>1</sup> festgelegt. Den Kern des Konzepts bildet das Module Type Package (MTP) als standardisiertes Protokoll, welches die automatisierungstechnischen Schnittstellen und Funktionen jeder Prozesseinheit definiert. Im MTP der einzelnen PEAs sind Dienste definiert, welche die Funktionalitäten der PEA für die Anlage zur Verfügung stellen. Die Automatisierung der Prozesseinheit ist somit gekapselt und die technische Umsetzung erfolgt dezentral auf dem Mikrocontroller der PEA. Diese ist intrinsisch sicher realisiert und lässt die Dienste auf der Anlagenebene von der sogenannten Process Orchestration Layer (POL) abrufen.

Liegen baugleiche Module im Labor- und Produktionsmaßstab vor, kann die Prozessentwicklung im Labormaßstab erfolgen. Ein Rezept wird über die Aneinanderreihung der zur Verfügung stehenden Dienste umgesetzt. Die Übertragung auf den Produktionsmaßstab erfolgt dann durch die Hochskalierung auf Prozesseinheiten im Produktionsmaßstab (Scale Up)<sup>2</sup>, wobei die Automatisierung über dieselben Dienste erfolgt. Die Produktionsmodule müssen folglich nur noch aneinandergereiht und verbunden werden. Dies wird auch als „Plug-and-Produce“ bezeichnet<sup>3</sup>.

## Rollenverteilung der modularen Produktion

Modulare Anlagen stellen einen Paradigmenwechsel im Anlagenbau dar. Damit gehen auch weitreichende Veränderungen in den Rollen und Zuständigkeiten der Hersteller und Betreiber einher. Die Anlagenhersteller verharren nicht mehr auf der Komponentenebene, sondern müssen ihre Apparate zu Prozesseinheiten für möglichst große Anwendungsbereiche integrieren. Dies beinhaltet die Ausstattung mit Sensorik, Sicherheitsfunktionen und der Automatisierung. Dienste müssen entworfen und im MTP umgesetzt werden. Damit liegt eine deutlich höhere Fertigungstiefe und Verantwortung beim Lieferanten. Dies resultiert auch in wertvollem Wissen, das die PEA-Hersteller über das Verhalten ihres Produkts haben und für sich schützen sollten.

---

<sup>1</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Allgemeines Konzept und Schnittstellen*, ([103], 2019)

<sup>2</sup> KOCH U. A., „Digital Twins for Scale-Up in Modular Plants: Requirements, Concept, and Roadmap“, ([56], 2023)

<sup>3</sup> DECHEMA E.V., *Modular Plants: Flexible chemical production by modularization and standardization – status quo and future trends*, ([15], 2016)

Die Betreiber der modularen Anlage hingegen müssen die Prozesse so entwickeln, dass sie sich mit den einzelnen Prozesseinheiten umsetzen lassen. Sie geben die Verantwortung für den Entwurf der Gesamtanlage aus Einzelkomponenten an die PEA-Hersteller ab und konzentrieren sich auf das Komponieren der modularen Anlage aus den Prozesseinheiten. Die Auswahl der passenden PEAs muss anhand von verfahrens- und automatisierungstechnischen Aspekten erfolgen<sup>1</sup>. Die Skalierung vom Labor- auf den Produktionsmaßstab wird nun zu einem wichtigeren Faktor der Betrachtung für den Anlagenbetreiber. Das Wissen über den Prozess und die Komposition liegt damit beim Betreiber<sup>2</sup>. Die häufige Rekonfiguration der Anlagen, je nach Rezept und Produkt, ergibt eine große Herausforderung für das Betriebspersonal, das mit diesen wechselnden Konfigurationen konfrontiert ist und nur begrenzt Erfahrungen mit den einzelnen Aufbauten sammeln kann.

## Funktionale Sicherheit modularer Anlagen

Der Betrieb modularer Produktionsanlagen unterliegt dabei denselben sicherheitsrelevanten Anforderungen wie konventionelle Anlagen. Die Einhaltung einschlägiger sicherheitstechnischer Vorschriften<sup>3,4</sup> ist daher zwingend erforderlich. Die funktionale Sicherheit modularer Systeme ist Gegenstand aktueller wissenschaftlicher Untersuchungen<sup>5,6,7</sup> und Standardisierungsaktivitäten<sup>8</sup>. Im Rahmen der Betrachtung funktionaler Sicherheit modularer Anlagen wird eine Unterscheidung zwischen intramodularer und intermodularer Sicherheit

---

<sup>1</sup> VDI, *Modulare Anlagen: Paradigmenwechsel im Anlagenbau: Zusammenspiel von Prozesstechnik und Automatisierungstechnik. VDI-Handlungsempfehlung Januar 2022*, ([101], 2022)

<sup>2</sup> MÄDLER U. A., „Requirements to a digital twin-centered concept for smart manufacturing in modular plants considering distributed knowledge“, ([66], 2022)

<sup>3</sup> EUROPÄISCHES PARLAMENT UND RAT, *Mindestvorschriften für Sicherheit und Gesundheitsschutz bei Benutzung von Arbeitsmitteln durch Arbeitnehmer bei der Arbeit*, ([23], 2009)

<sup>4</sup> DKE, *Funktionale Sicherheit - PLT-Sicherheitseinrichtungen für die Prozessindustrie*, ([18], 2019)

<sup>5</sup> PFEFFER, „Sicherheit modularer Prozessanlagen“, ([86], 2022)

<sup>6</sup> PELZER, „Functional Safety Orchestration: Flexible Re-Konfiguration von Safety Instrumented Systems in modularen Prozessanlagen“, ([85], 2023)

<sup>7</sup> KLOSE, *Modulare HAZOP für flexible Anlagen der Prozessindustrie*, ([55], 2023)

<sup>8</sup> VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE E.V., *Modulare Anlagen: Sicherheit modularer Anlagen*, ([115], 2024)

vorgenommen<sup>1</sup>. Erstere bezieht sich auf die Beherrschung sicherheitsrelevanter Risiken innerhalb einer einzelnen Prozesseinheit, wohingegen letztere die sicherheitsrelevanten Wechselwirkungen zwischen unterschiedlichen PEAs sowie deren Schnittstellen zu gemeinsamen Infrastrukturen adressiert. Das zentrale Ziel ist es, dass PEA-Hersteller Module liefern, die hinsichtlich intramodularer Risiken abgesichert sind.

Die funktionale Sicherheit basiert dabei grundsätzlich auf steuerungstechnischen Maßnahmen zur Risikominderung. Damit sollen sowohl zufällige Hardwareausfälle beherrscht als auch systematische Fehler vermieden oder zumindest kontrollierbar gemacht werden<sup>2</sup>. Ein wesentlicher Anteil sicherheitsrelevanter Aktivitäten findet bereits in frühen Phasen der Entwicklung statt, um potenzielle Gefährdungen frühzeitig zu identifizieren und geeignete Maßnahmen zur Vermeidung zu implementieren. Im laufenden Betrieb modularer Anlagen besteht die Herausforderung insbesondere darin, kritische Zustände zuverlässig zu erkennen, um einzelne Anlagenteile oder ganze Prozesseinheiten kontrolliert abzuschalten und in einen sicheren Zustand zu überführen.

## Überwachung modularer Anlagen

Damit ergibt sich die Notwendigkeit, die modularen Prozessanlagen in geeigneter Weise zu überwachen. Den Verantwortlichen der Produktion und Instandhaltung soll eine frühzeitige und effektive Identifikation veränderter Anlagenzustände ermöglicht werden, auf die es angemessen zu reagieren gilt<sup>3</sup>. Dies ist im Kontext modularer Anlagen besonders relevant, weil der Betrieb der einzelnen Prozesseinheiten in einem größeren Betriebsbereich stattfindet, da sie nicht mehr für die Anwendung in einer spezifischen Anlage bei einem festgelegten (Best-)Betriebspunkt ausgelegt sind, sondern weite Bereiche abdecken sollen<sup>4</sup>. Ein Betrieb im Teillastbereich ist dabei mit erhöhtem mechanischen und thermischen Verschleiß verbunden, was sich negativ auf die Lebensdauer und Verfügbarkeit der Komponenten auswirkt<sup>5</sup>. Diese Verfügbarkeit ist jedoch zu gewährleisten, um die gewonnene Flexibilität und verkürzte Time-to-Market vollständig auszuschöpfen. Dabei kommt erschwerend hinzu,

---

<sup>1</sup> FLEISCHER U. A., „Sicherheitstechnische Aspekte bei Planung und Bau modularer Produktionsanlagen“, ([27], 2015)

<sup>2</sup> VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE E.V., *Einführung in die Funktionale Sicherheit nach IEC 61508*, ([114], 2024)

<sup>3</sup> STUTZ U. A., „Diagnose in der Modularen Produktion“, ([99], 2021)

<sup>4</sup> RADATZ U. A., „Selection of equipment modules for a flexible modular production plant by a multi-objective evolutionary algorithm“, ([88], 2019)

<sup>5</sup> POKHAREL U. A., „Wear in centrifugal pumps with causes, effects and remedies: A Review“, ([87], 2022)

dass es für jede spezifische Anlagenkonfiguration aufgrund ihrer geringen Betriebszeit bis zur Rekonfiguration, nur sehr begrenzte Erfahrungswerte gibt, auf welche sich das Betriebspersonal hinsichtlich möglicher Fehler- und Ausfallmuster stützen kann. Vor diesem Hintergrund wird die Integration von Zustandsüberwachungsfunktionen in den digitalen Zwilling modularer Prozesseinheiten und Anlagen als zentraler Ansatz zur Erhöhung der Betriebssicherheit und Effizienz angesehen<sup>1</sup>.

## Begriffsdefinitionen

Im Rahmen der weiteren Betrachtung ist eine terminologische Abgrenzung zwischen den Begriffen „Fehler“ (fault) und „Ausfall“ (failure) erforderlich. Ein Fehler beschreibt einen von der Norm abweichenden Zustand einer funktionalen Einheit, der deren Fähigkeit zur Aufrechterhaltung der vorgesehenen Funktion ganz oder teilweise einschränken kann<sup>2</sup>. Fehler können abrupt auftreten – was zu einem sprunghaften Funktionsverlust führt – oder sich schleichend entwickeln (sogenannte Driftprozesse). Nicht jeder Fehler führt zwangsläufig zu einem Ausfall. Ein Ausfall liegt erst dann vor, wenn die betroffene Einheit ihre Funktion nicht mehr ausführen kann.

Die Zustandsüberwachung im Allgemeinen verfolgt das Ziel, relevante Veränderungen und Fehler möglichst frühzeitig zu erkennen, um Gegenmaßnahmen wie Rekonfigurationen, geplante Wartungsarbeiten oder Reparaturen rechtzeitig einleiten zu können<sup>3</sup>. Die Fehlerdetektion beschreibt das Erkennen einer Anomalie, also eines abweichenden Zustands, der die Funktionserfüllung einer Einheit einschränken kann. Wird darüber hinaus die Ursache des Fehlers festgestellt, spricht man von Fehlerisolation. Die Quantifizierung des Fehlerausmaßes wiederum wird als Fehleridentifikation bezeichnet. Gemeinsam bilden diese drei Schritte die Fehlerdiagnose<sup>4</sup>, deren Ziel es ist, sich anbahnende oder fortschreitende Fehlentwicklungen frühzeitig zu erkennen, zu lokalisieren und zu quantifizieren, um eine rechtzeitige Gegensteuerung zu ermöglichen. Auf diese Weise sollen sicherheitsrelevante Eskalationen verhindert und der kontinuierliche Betrieb der Anlage sichergestellt werden.

---

<sup>1</sup> BAMBERG U. A., „The Digital Twin – Your Ingenious Companion for Process Engineering and Smart Production“, ([5], 2021)

<sup>2</sup> IEC, *International Electrotechnical Vocabulary (IEV) - Part 192: Dependability*, ([49], 2015)

<sup>3</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

<sup>4</sup> GAO, CECATI UND DING, „A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches“, ([33], 2015)

## Diagnose modularer Anlagen

Vor diesem Hintergrund hat die Interessengemeinschaft Automatisierungstechnik der Prozessindustrie (NAMUR) die Empfehlung NE 184 veröffentlicht, welche Diagnosekonzepte und deren Nutzung sowohl für Betreiber als auch Hersteller von Prozesseinheiten adressiert<sup>1</sup>. In dieser Empfehlung wird eine Unterscheidung zwischen funktional orientierter und systemorientierter Diagnose vorgenommen.

Die funktional orientierte Diagnose hat die Verfügbarkeit der PEA-Funktionen zum Ziel und wird in der POL umgesetzt. Hierzu implementieren die PEA-Hersteller spezifische Diagnosefunktionen innerhalb der PEA-Automatisierung. Das Ergebnis dieser Funktionen ist ein diskreter Diagnosestatus, der über sogenannte Quality Codes ausgegeben wird. Innerhalb einer PEA erfolgt eine Aggregation der Zustände zu einem Worst Quality Code, welcher dann an die POL übermittelt wird. Damit wird über die Verfügbarkeit von Komponenten, FEAs oder der gesamten PEA bzw. der zugehörigen Dienste und Prozeduren entschieden und entsprechende Verriegelungsaktionen können ausgelöst werden. Aus Sicht der POL stellt die funktional orientierte Diagnose somit primär eine Fehlerdetektion dar. Eine detaillierte Fehlerisolation oder -identifikation ist hingegen nicht vorgesehen, da die spezifische Ursache für einen gegebenen Diagnosestatus nicht übermittelt und das Ausmaß der Anomalie lediglich diskret bewertet wird.

Die systemorientierte Diagnose hingegen erlaubt diese Fehlerdiagnose bis hinunter zur Komponentenebene<sup>2</sup>. Hierzu wird eine weitere Schicht, die Monitoring and Optimization Layer (MOL) eingeführt, in der für ein Unternehmen oder Werk die Diagnosedaten aller PEAs und POLs zusammengeführt werden. Die Übertragung der Diagnosedaten erfolgt über die NAMUR Open Architecture (NOA), die einen zweiten, nicht kritischen Kommunikationskanal zur Verfügung stellt. Auf diese Weise können Quality Codes aus allen Aggregationsebenen für Produktions- und Instandhaltungsteams verfügbar gemacht werden, wodurch eine umfassendere Bewertung des Anlagenzustands möglich wird. Die Visualisierung der Komponentendiagnose in der MOL ermöglicht eine gezielte Interpretation von Komponentenlisten und der zugehörigen Quality Code-Aggregationen. Damit ergänzt die systemorientierte Diagnose die funktional orientierte Sichtweise um Aspekte der Fehlerisolation. Eine

---

<sup>1</sup> NAMUR, *Diagnose und Instandhaltungsfunktionen für modulare Prozesseinheiten*, ([72], 2023)

<sup>2</sup> GROTE UND VOTHKNECHT, *Diagnose für modulare Prozesse*, ([42], 2022)

vollständige Fehleridentifikation, insbesondere für kontinuierlich auftretende oder schleichende Fehlerzustände, wird in der NE 184 derzeit jedoch nur unzureichend adressiert.

Die NAMUR-Empfehlung 184 skizziert insgesamt einen strukturierten Ansatz zur Integration von Diagnose- und Instandhaltungsfunktionen in modulare Prozessanlagen. Im Mittelpunkt stehen hierbei nicht näher spezifizierte Diagnosefunktionen, die von den PEA-Herstellern direkt in die einzelnen Module zu implementieren sind. Dies setzt entweder den Einsatz zusätzlicher Sensorik oder die Verwendung intelligenter Komponenten voraus, welche selbstständig Informationen über ihren Gesundheitszustand liefern. Die Interaktion zwischen mehreren PEAs einer Anlage und die daraus resultierenden Redundanzen oder Querabhängigkeiten werden in diesem Konzept jedoch nicht berücksichtigt. Darüber hinaus liegt der Fokus der Diagnose stark auf Ausfällen – also Zuständen, bei denen die Funktion einer Komponente vollständig verloren geht. Schleichende Funktionsverluste, wie sie etwa durch Degradation in fluidtechnischen Komponenten auftreten, werden nicht berücksichtigt, obwohl gerade diese für eine zustandsbasierte Instandhaltung von erheblicher Bedeutung wären. Eine adäquate Berücksichtigung solcher Phänomene setzt eine vollständige Fehlerdiagnose mit Detektion, Isolation und Identifikation voraus. Diese Arbeit adressiert daher gezielt die Entwicklung erweiterter Diagnosefunktionen für modulare Prozessanlagen bei minimalem zusätzlichem Hardwareaufwand.

Im Kontext modularer Anlagen ergeben sich dabei spezifische Herausforderungen für die Diagnosefunktionen: Die einzelnen Module werden von ihren Herstellern als vollständig automatisierte Einheiten geliefert und nach der Integration in die Anlage nicht mehr modifiziert. Die Anlagenbetreiber konfigurieren ihre modularen Anlagen eigenständig aus verschiedenen Modulen, wobei die resultierenden Anlagenkonfigurationen häufig variieren und jeweils nur für kurze Zeiträume betrieben werden. Das detaillierte Wissen über Aufbau und Verhalten der Module verbleibt bei deren Herstellern, während Kenntnisse über die konkrete Anlagenkonfiguration sowie die eingesetzten Prozessstoffe ausschließlich dem Betreiber vorbehalten sind. Dieses spezifische Wissen stellt eine zentrale Kernkompetenz der Betreiber dar und unterliegt entsprechend strengen Schutzanforderungen.

Die etablierten Methoden der Fehlerdiagnose stoßen unter diesen Rahmenbedingungen an ihre Grenzen (vgl. Kapitel 2): Für modellbasierte Methoden, welche auf der Erstellung mathematischer Beschreibungen des Systemverhaltens beruhen, erweist sich der Aufwand für die Modellierung der gesamten Anlage angesichts ihrer kurzen Betriebszeit als unverhältnismäßig. Signalba-

sierte Diagnoseverfahren setzen umfassende Kenntnisse über das Verhalten verschiedener Messgrößen im Normal- und Fehlerfall voraus. Aufgrund des ständig wandelnden Charakters der modularen Anlagen liegt meist keine ausreichende Datengrundlage hierfür vor. Qualitative datengetriebene bzw. wissensbasierte Methoden der Fehlerdiagnose formalisieren Expertenwissen, das für allgemeinere Fälle vorliegt, jedoch für spezifische Anlagenkonfigurationen nur spärlich vorhanden ist bzw. in den kurzen Betriebszeiten schwierig zu sammeln ist. Quantitative datengetriebene Verfahren, die auf der Analyse großer Mengen historischer Betriebsdaten basieren, sind gleichermaßen limitiert, da entsprechende Datensätze in modularen Anlagen nicht in ausreichendem Umfang vorliegen.

### 1.3 Forschungsfragen und Struktur der Arbeit

Die sich daraus ableitende Forschungslücke für die zuverlässige und aufwandsgerechte Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen soll in dieser Arbeit geschlossen werden. Dabei werden die spezifische Struktur und die veränderten Rollen zwischen Herstellern und Betreibern nicht als Herausforderung, sondern als Chance gesehen. Somit lautet die Hypothese dieser Arbeit:

*Die Struktur und die Rollenverteilung modularer Prozessanlagen ermöglichen eine darauf angepasste Fehlerdiagnose, welche die Verfügbarkeit dieser Anlagen sicherstellt.*

Um diese Hypothese schrittweise zu prüfen und zu ergänzen, werden die folgenden Forschungsfragen formuliert und im Laufe dieser Arbeit aufgegriffen.

- (i) *Wie lassen sich Veränderungen und Fehler in einer modularen Prozessanlage erkennen? Wie gut ist die Differenzierung zwischen verschiedenen Fehlern und wie genau kann deren Ausmaß bestimmt werden?*
- (ii) *Was sind die relevanten Einflussfaktoren und Zielkonflikte, welche die Güte der Ergebnisse bestimmen?*
- (iii) *Wie kann eine solche Methode der Fehlerdiagnose in die veränderte Rollenverteilung der modularen Produktion integriert werden?*

Die Forschungsfragen adressieren damit die Detektion, Isolation und Identifikation von Fehlern in modularen Anlagen sowie die Analyse der erzielten Ergebnisse, die wesentlichen Designaspekte einer solchen Diagnose und deren Transfer in die Geschäftsprozesse der modularen Produktion.

In diesem Zuge wird eine entsprechende Methodik zur Fehlerdiagnose entwickelt, die Aspekte etablierter Methoden aufgreift und kombiniert. Dabei finden die Rahmenbedingungen der modularen Produktion stets Beachtung. Das Diagnosesystem wird in herausfordernden, alltagsnahen Szenarien an einer realen Anlage validiert, wobei das Vorgehen transparent aufgezeigt wird, um die Reproduzierbarkeit aller erzielten Ergebnisse zu gewährleisten. Die Analyse der Validierungsergebnisse und weiterreichender Betrachtungen liefert somit Erkenntnisse über die Leistungsfähigkeit der entwickelten Fehlerdiagnose und Anknüpfungspunkte für zukünftige Arbeiten.

Um die Forschungsfragen zu diskutieren und zu beantworten, ist diese Arbeit folgendermaßen gegliedert:

Zunächst werden in Kapitel 2 die Grundlagen und verschiedenen Ansätze der Fehlerdiagnose vorgestellt. Dabei wird auf die modellbasierten, signalbasierten und datengetriebenen Methoden der Fehlerdiagnose eingegangen. Neben der Erläuterung der verschiedenen Vorgehensweisen werden auch in der Literatur veröffentlichte Anwendungen beleuchtet.

Deren Anwendbarkeit auf die vorliegende Problemstellung wird anschließend in Kapitel 3 geklärt und darauf aufbauend ein passender Ansatz vorgestellt. Dieser basiert auf modellbasierten Symptomen für jedes Modul, die durch eine zentrale Diagnose auf der Anlagenebene regelbasiert ausgewertet werden. In Kapitel 4 wird die Umsetzung der einzelnen Schritte dieser Methodik detailliert beschrieben. Dabei wird nicht nur auf die Modelle und Berechnungsvorschriften eingegangen, sondern auch auf die Definition der Fehlerfälle, die Herangehensweise zur Ableitung der Diagnoseregeln und die Betrachtung der Unsicherheit.

Anschließend wird die Leistungsfähigkeit der entwickelten Fehlerdiagnose im Zuge der Validierung dieses Ansatzes an einem modularen Prüfstand demonstriert. Die Vorgehensweise zur experimentellen Validierung wird in Kapitel 5 näher beschrieben, wobei auf den Prüfstand, die untersuchten Szenarien und den Umgang mit den erzeugten Daten eingegangen wird.

In Kapitel 6 wiederum werden die erzielten Ergebnisse präsentiert und in geeigneter Weise dargestellt. Dabei wird zunächst eine einzelne Validierungsmessung detaillierter betrachtet. An dieser kann die Methodik nachvollzogen werden und auch die berechnete Unsicherheit des Ergebnisses wird analysiert. Daraufhin erfolgt die Untersuchung der stationären Betriebspunkte aller Messreihen, wobei die Ergebnisse der unterschiedlichen Fehlerfälle der Module einzeln bezüglich der Fehleridentifikation und -isolation begutachtet werden. Anhand der Ergebnisse werden die Forschungsfragen im Kapitel 7 kritisch diskutiert. Die sich daraus ergebenden weiterführenden Betrachtungen werden anschließend im Kapitel 8 erörtert. Diese umfassen die Anwendung der Methode für eine veränderte Anlagentopologie und die Betrachtung von Szenarien mit mehreren gleichzeitig auftretenden Fehlern. Hierfür werden jeweils weitere Messreihen beschrieben, deren Ergebnisse dargestellt und diskutiert. Ein weiterer Aspekt ist die Transferierbarkeit der entwickelten Methodik in die bestehenden normierten Rahmenbedingungen der modularen Automatisierung.

Abschließend erfolgt in Kapitel 9 eine Zusammenfassung der gesamten Arbeit und ein Ausblick auf den Weg zur breiten industriellen Verbreitung der modularen Produktion.

# Kapitel 2

## Grundlagen der Fehlerdiagnose

### 2.1 Systemverhalten

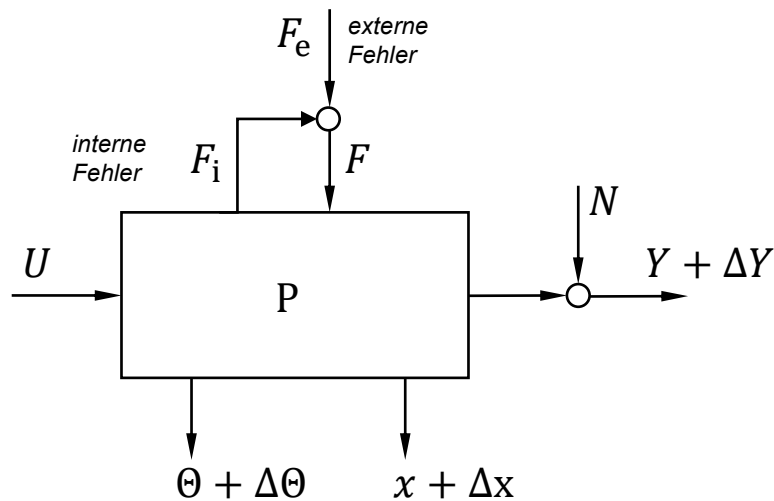
Jeder technische Prozess lässt sich wie in Abbildung 2.1 (nach Isermann<sup>1</sup>) dargestellt abstrahieren. Eingangsgrößen  $U$  wirken dabei auf den Prozess  $P$  ein, der von internen Prozessparametern  $\Theta$  bestimmt wird und zu Zustandsgrößen  $x$  führt. Diese Zustandsgrößen sind meist nicht messbar. Die Ausgangsgrößen  $Y$  lassen sich jedoch messen und werden dabei von Messrauschen  $N$  überlagert. Im fehlerfreien Fall verhält sich der Prozess wie angenommen und kann entsprechend modelliert werden. Kommt es nun zu externen Fehlern, z.B. Veränderungen in den Umgebungsbedingungen, kann dies zu Veränderungen der Prozessparameter  $\Delta\Theta$  führen. Dies spiegelt sich auch in Veränderungen der Zustandsgrößen  $\Delta x$  wider. Interne Fehler, wie fortschreitender Verschleiß, können solche Veränderungen ebenfalls hervorrufen. Ein anhaltender Fehler  $F$  führt zu einer anhaltenden Abweichung der Ausgangsgrößen  $\Delta Y$  vom vorigen Verhalten, wenn der Prozess über keine Rückführung der Ausgangsgröße, etwa als Teil eines Regelkreises, verfügt.

Das abweichende, fehlerhafte Verhalten des Prozesses  $P$  kann viele unerwünschte Auswirkungen haben. Die Veränderung führt häufig zu einer eingeschränkten Funktionserfüllung, welche sich negativ auf diesen und nachgelagerte Prozesse auswirkt. Der derzeitige Fehler kann außerdem ein Indiz für einen fortschreitenden Mechanismus sein, der ultimativ zum Ausfall des gesamten Prozesses führt. Die Prozessüberwachung hat daher folgende Ziele: (i) frühe Erkennung von kleineren Fehlern mit abruptem Auftreten; (ii) Diagnose von Fehlern in den Prozessen oder Prozessteilen und deren Stell-

---

<sup>1</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

gliedern (Aktoren) und Messgeräten (Sensoren); (iii) Erkennung von Fehlern in Regelkreisen; (iv) Überwachung von Prozessen in transienten Zuständen. Generell gilt es, durch frühzeitige Erkennung genug Zeit für Gegenmaßnahmen wie Rekonfigurationen, geplante Wartungsmaßnahmen oder Reparaturen zu erlangen<sup>1</sup>.



**Abbildung 2.1** – Das Verhalten eines Prozesses (P) wird bestimmt von den Eingangsgrößen ( $U$ ) und messbar in den Ausgangsgrößen ( $Y$ ). Fehler ( $F$ ) führen zu Veränderungen der Prozessparameter ( $\Theta$ ) und Zustandsgrößen ( $x$ ). Rauschen ( $N$ ) kann die Ausgangsgrößen zusätzlich überlagern.

Für die weiteren Ausführungen wird zwischen den Begriffen „Fehler“ (fault) und „Ausfall“ (failure) unterschieden. Ein Fehler ist eine Abweichung vom Normalzustand, die dazu führen kann, dass eine funktionale Einheit ihre Fähigkeit zur Ausführung einer notwendigen Funktion teilweise oder vollständig einbüßt<sup>2</sup>. Fehler können plötzlich eintreten, wodurch sich das Verhalten ähnlich einer Sprungfunktion verändert oder allmählich, was auch als Drift bezeichnet wird. Fehler können - müssen allerdings nicht - zu einem Ausfall führen. Bei einem Ausfall kann die technische Funktionseinheit die gewünschte Funktion nicht mehr ausführen. Ausfälle treten normalerweise am Anfang der Nutzung oder bei fortschreitender Belastung des Systems auf.

<sup>1</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

<sup>2</sup> IEC, *International Electrotechnical Vocabulary (IEV) - Part 192: Dependability*, ([49], 2015)

## 2.2 Methoden der Fehlerdiagnose

In der Prozessüberwachung wird grundsätzlich zwischen Fehlererkennung und Fehlerdiagnose differenziert. Die Fehlererkennung (fault detection) beantwortet ausschließlich die Frage, ob ein Fehler vorliegt, ohne dessen Ursprung zu ergründen. Die Fehlererkennung stellt damit den ersten Schritt der Fehlerdiagnose (fault diagnosis) dar. Diese umfasst außerdem die Fehlerisolation (fault isolation), bei der der spezifische Ursprungsort des Fehlers bestimmt wird und die Fehleridentifikation (fault identification), welche die Charakterisierung der Fehlerart und -größe des Fehlers ermöglicht<sup>1</sup>. Durch die vollständige Fehlerdiagnose kann somit eine präzise Bewertung der Fehlerauswirkungen erfolgen, wodurch gezielte Gegenmaßnahmen eingeleitet werden können. In der praktischen Umsetzung basiert die Fehlerdiagnose typischerweise auf der Fehlererkennung. Die initiale Detektion eines Fehlers liefert essenzielle Informationen, die als Eingangsdaten für weiterführende Diagnosemethoden zur Fehlerisolation und Fehleridentifikation genutzt werden.

Die Ansätze für Fehlererkennung und Fehlerdiagnose lassen sich in drei Kategorien unterteilen: modellbasiert, signalbasiert und datengetrieben bzw. wissensbasiert. Auf die einzelnen Ansätze wird im Folgenden näher eingegangen.

### 2.2.1 Modellbasierte Fehlerdiagnose

Modellbasierte Methoden der Fehlererkennung bzw. -diagnose beruhen auf einem physikalischen Modell des zu beobachtenden Prozesses, das dessen Verhalten möglichst genau beschreibt. Eine parallele Simulation des Prozesses innerhalb des Modells berechnet die unter den gleichen Eingangsbedingungen zu erwartenden Zustands- und Ausgangsgrößen. Damit wird eine analytische Redundanz erreicht<sup>2</sup>. Über einen Vergleich der vom Modell errechneten Größen mit den tatsächlich gemessenen Prozesswerten können Abweichungen im erwarteten Verhalten und damit Inkonsistenzen, die auf Fehler hindeuten, erkannt werden. Die Differenz zwischen Modell- und Prozessgröße wird als Residuum bezeichnet<sup>3</sup>.

---

<sup>1</sup> GAO, CECATI UND DING, „A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches“, ([33], 2015)

<sup>2</sup> BEARD, „Failure accommodation in linear systems through self-reorganization“, ([6], 1971)

<sup>3</sup> VENKATASUBRAMANIAN U. A., „A review of process fault detection and diagnosis“, ([110], 2003)

Eine Klassifikation der modellbasierten Methoden der Fehlerdiagnose lässt sich anhand verschiedener Kriterien durchführen, darunter die Art des verwendeten Modells (stationär vs. transient, linear vs. nicht linear), die verfügbaren Messgrößen sowie die Methodik des Abgleichs zwischen Modell- und Prozessgrößen. Die Genauigkeit der Diagnose hängt maßgeblich von der Modellgüte ab, was einen erheblichen Aufwand in der Modellierung erfordert, da möglichst alle relevanten Einflussfaktoren berücksichtigt werden müssen. Eine höhere Anzahl verfügbarer Messgrößen – sowohl Ausgangsgrößen als auch interne Prozessparameter und Zustandsgrößen – verbessert die Diagnosequalität, führt jedoch zu einem erhöhten messtechnischen Aufwand. Die spezifischen Methoden des Abgleichs zwischen Modell- und Prozessgrößen unterscheiden sich je nach Ansatz und werden im Folgenden näher erläutert.

### Parameteridentifikation

Prozessmodelle stellen Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Ausgangsgrößen her. Die internen Prozessparameter sind dabei meist nicht messbar und müssen daher im Schritt der Identifikation bestimmt werden. Dieses Vorgehen kann allerdings auch zur Detektion von Veränderungen herangezogen werden. Die Parameter des Prozesses werden dabei kontinuierlich geschätzt<sup>1</sup>. Kommt es zu einer Veränderung in den geschätzten Werten, deutet dies auf eine Veränderung des Systems hin<sup>2</sup>. Je nach Art des Eingangssignals (konstant, diskret, periodisch, harmonisch) lassen sich verschiedene Methoden anwenden:

Charakteristische Werte bei linearem Verhalten des Prozesses können mit unterschiedlichen Methoden aus einem kontinuierlichen Zeitsignal gewonnen werden. Hierbei wird der Prozess zunächst über ein lineares Gleichungssystem beschrieben. Die Abweichung zwischen den errechneten Ausgangsgrößen und der tatsächlichen Antwort des Systems wird gebildet und über eine Optimierungsmethode, wie die Methode der kleinsten Fehlerquadrate, minimiert. Hierzu erfolgt eine ständige Anpassung der Modellparameter in jedem Berechnungsschritt<sup>3</sup>. Die Methode der kleinsten Fehlerquadrate setzt voraus, dass das Prozessmodell stabil ist und durchgehend von dem Eingangssignal angeregt wird. Dieses Vorgehen ist jedoch anfällig gegenüber Störungen und erreicht nur eine geringe Genauigkeit.

---

<sup>1</sup> YOUNG, „Parameter estimation for continuous-time models—A survey“, ([124], 1981)

<sup>2</sup> FRANK, „Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy“, ([28], 1990)

<sup>3</sup> ISERMANN, „Process fault detection based on modeling and estimation methods—A survey“, ([51], 1984)

Eine höhere Genauigkeit lässt sich mit Optimierungsverfahren, wie dem Downhill-Simplex-Verfahren erreichen, dessen erhöhter Rechenaufwand jedoch eine Online-Berechnung der Prozessparameter erschwert<sup>1</sup>. Eine Weiterentwicklung der Methode der kleinsten Fehlerquadrate stellen rekursive Methoden, wie „extended least squares“ oder „recursive least squares“ dar. Dabei wird die Problemstruktur so manipuliert, dass sie sich für die numerische Berechnung besser eignet<sup>2</sup>.

Bei nichtlinearem Verhalten gestaltet sich die Parameteridentifikation schwieriger. Ein etabliertes Vorgehen ist die Modellierung der Nichtlinearitäten über Polynome, welche wiederum lineare Parameter aufweisen. Dies wird beim generalisierten Hammerstein Modell, dem parametrischen Volterra Modell und dem nichtlinearen Modell von Lachmann<sup>3</sup> angewendet. Damit lassen sich die Methoden für lineare Parameteridentifikation auf diese Probleme anwenden.

### Parity-Equations

Wird das Verhalten des Prozesses mit einem Prozessmodell für das nominale Verhalten des Prozesses verglichen, kann schnell auf Abweichungen im Prozess geschlossen werden. Die Differenzen zwischen den errechneten Modellgrößen und den Signalen des realen Prozesses werden als Residuen bezeichnet. Somit bilden die Residuen die Diskrepanz zwischen dem Prozess und dem Modell ab<sup>4</sup>. Die Formulierung der Residuen kann mithilfe von Übertragungsfunktionen oder im Zustandsraum erfolgen.

Für fehlerfreies Verhalten des Prozesses und ein ideales Modell ohne Rauschen stimmen die Ausgangsgrößen des Modells und des Prozesses überein. Damit sind die Residuen null. In der Realität ergibt sich jedoch immer eine Modellunsicherheit, da es sich beim Modell nur um ein Abbild der Wirklichkeit handelt. Die Ausgangsgrößen des realen Prozesses sind außerdem durch Rauschen verfälscht. Ist der Prozess durch additive Fehler überlagert, wirken sich

---

<sup>1</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

<sup>2</sup> CIMPOESU, CIUBOTARU UND STEFANOIU, „Fault Detection and Identification Using Parameter Estimation Techniques“, ([12], 2014)

<sup>3</sup> LACHMANN, *Parameteradaptive Regelalgorithmen für bestimmte Klassen nichtlinearer Prozesse mit eindeutigen Nichtlinearitäten: Dissertation*, ([60], 1983)

<sup>4</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

diese direkt auf den Ausgangsfehler aus. Fehler der Eingangsgrößen werden durch das Prozessmodell gefiltert<sup>1</sup>.

Für die zuverlässige Detektion von Fehlern mit der Methode der Parity-Equations müssen sinnvolle Schwellwerte für die Residuen definiert werden. Diese sind abhängig von der Modellunsicherheit und dem Prozessrauschen zu wählen, um auf der einen Seite auftretende Fehler tatsächlich zu erkennen und auf der anderen Seite möglichst wenig Fehlalarme zu erzeugen. Hierfür können etwa Filter für hohe Frequenzen die Effekte von Rauschen vermindern oder die Verwendung von adaptiven Schwellen, z.B. in Abhängigkeit von den Eingangssignalen, für mehr Robustheit sorgen.

Durch die Betrachtung der Richtung und Größe der Residuen und deren Kombination kann nicht nur auf das Vorhandensein eines Fehlers geschlossen werden (Fehlerdetektion), sondern auch Informationen zur Bestimmung der Art (Fehlerisolation) und Größe des Fehlers (Fehleridentifikation) gewonnen werden<sup>2</sup>.

### Zustandsbeobachter

Zustandsbeobachter ähneln den Parity-Equations in der Weise, dass sie ebenfalls einen Ausgangsfehler zwischen dem gemessenen Prozessausgang und dem errechneten Modellausgang verwenden. Dabei wird, wie bei den Parity-Equations, davon ausgegangen, dass die Modellstruktur und ihre Parameter bekannt sind. Zustandsbeobachter berechnen zunächst die unmessbaren Zustandsgrößen eines Prozesses auf Basis der gemessenen Eingangs- und Ausgangsgrößen. Anschließend wird der Modellausgang, also die Ausgangsgrößen des Prozesses mithilfe der errechneten Zustandsgrößen bestimmt.

Stimmen Prozess und Modell überein, verschwindet der Ausgangsfehler. Wird der Prozess durch Störungen oder additive Fehler beeinflusst, bleibt ein Fehler in den errechneten Zustandsgrößen und damit auch ein Ausgangsfehler in Abhängigkeit der Störungen. Dieser wird meist als primäres Residuum für die Fehlerdetektion verwendet.

Für die Fehlerisolation finden erweiterte Residuen Anwendung, ähnlich wie bei den Parity-Equations im vorherigen Abschnitt. Hierfür werden spe-

---

<sup>1</sup> CHOW UND WILLSKY, „Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems“, ([11], 1984)

<sup>2</sup> OMANA UND TAYLOR, „Robust Fault Detection and Isolation Using a Parity Equation Implementation of Directional Residuals“, ([78], 2005)

zialisierte Beobachter verwendet, die nur auf bestimmten Eingangs- oder Ausgangsgrößen beruhen. Damit lässt sich eine Unabhängigkeit dieser Residuen von gewissen Fehlern herstellen, bzw. eine eindeutige Zuordnung zu bestimmten Fehlern. Für Prozesse mit mehreren Ausgangsgrößen lassen sich damit sogenannte Beobachterbänke anlegen. Sowohl einfache Zustandsbeobachter als auch Parity-Equations beruhen auf denselben Voraussetzungen eines linearen Gleichungssystems für einen beobachtbaren Prozess. Gertler<sup>1</sup> zeigt, dass daher beide Ansätze zu denselben Residuen führen.

Eine Weiterentwicklung der Zustandsbeobachter besteht in den sogenannten Kalman-Filtern. Das Kalman-Filter wurde im Jahr 1960 erstmals von Rudolf Kalman vorgestellt<sup>2</sup>. Es stellt den besten Zustandsschätzer für dynamische Systeme mit Gauß-verrauschten Messdaten dar<sup>3</sup>. Hierfür wird die Vorhersage des Prozessverhaltens durch das Modell mit einer auf Messdaten basierenden Korrektur unter Verwendung der Bayes'schen Statistik erweitert. Damit sind Kalman-Filter besonders für Anwendungen mit stark verrauschten Zustands- und Ausgangsgrößen geeignet. Kalman-Filterverfahren bestehen aus den Schritten der Vorhersage und Korrektur. Bei der Korrektur wird sowohl der geschätzte Ausgangswert des Filters angepasst, als auch die Filtermatrix. Damit kann die Änderung der Filtermatrix als Residuum für die Fehlerdetektion genutzt werden<sup>4</sup>. Für nichtlineare Prozesse und bessere Diagnoseergebnisse können Erweiterungen des Kalman-Filters wie „Extended Kalman-Filter“<sup>5</sup> oder „Unscented Kalman-Filter“<sup>6</sup> verwendet werden.

### 2.2.2 Signalbasierte Fehlerdiagnose

Wenn sich Fehler unmittelbar auf messbare Größen des Prozesses auswirken, kann auf die Verwendung modellbasierter Ansätze verzichtet und stattdessen auf signalbasierte Methoden der Fehlerdiagnose zurückgegriffen werden. Diese Verfahren extrahieren charakteristische Merkmale aus den erfassten Signalen und ermöglichen eine Entscheidungsfindung auf Basis vorhandenen Wissens

---

<sup>1</sup> GERTLER, „Analytical Redundancy Methods in Fault Detection and Isolation - Survey and Synthesis“, ([36], 1991)

<sup>2</sup> KALMAN, „A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems“, ([53], 1960)

<sup>3</sup> WENDEL, *Integrierte Navigationssysteme*, ([117], 2007)

<sup>4</sup> WILLSKY, „A survey of design methods for failure detection in dynamic systems“, ([120], 1976)

<sup>5</sup> LI UND OLSON, „Fault detection and diagnosis in a closed-loop nonlinear distillation process: application of extended Kalman filters“, ([64], 1991)

<sup>6</sup> LIU U. A., „Fault Diagnosis of hydraulic Servo System using the unscented Kalman Filter“, ([65], 2014)

über das Signalverhalten<sup>1</sup>. Signalbasierte Methoden finden breite Anwendung in der Online-Zustandsüberwachung technischer Systeme, beispielsweise bei der Fehlerdiagnose von Asynchronmotoren<sup>2</sup>. Die Analyse des Signals findet entweder im Zeitbereich oder im Frequenzbereich statt. Die Identifikation von Abweichungen erfolgt typischerweise durch den Vergleich der extrahierten Merkmale mit Referenzdaten, die entweder das Normalverhalten oder charakteristische Fehlermuster repräsentieren. Dieser Abgleich wird über feste oder adaptive Schwellenwerte realisiert, wodurch eine zuverlässige Fehlerdetektion ermöglicht wird.

Im einfachsten Fall wird ein gemessenes Signal direkt mit feststehenden Schranken verglichen. Bei der Methode des „Limit Checking“ wird überprüft, ob sich ein Signal innerhalb einer unteren und oberen Schranke befindet. Ist dies der Fall, wird davon ausgegangen, dass kein Fehler vorliegt. Verlässt der Wert das Toleranzband, deutet dies auf einen Fehler hin<sup>3</sup>. Dieses Vorgehen wird häufig für stationäre Werte eines Prozesses angewendet. Die Werte der unteren und oberen Schranke müssen so gewählt werden, dass Fehler früh genug erkannt werden, es jedoch nicht zu Fehlalarmen aufgrund von natürlichen Fluktuationen kommt. Dies setzt eine gute Kenntnis des Prozesses voraus und stellt eine große Herausforderung bei dieser Methode der Fehlerdetektion dar<sup>4</sup>.

Daher kann es sich anbieten, nicht nur das Signal selbst, sondern auch dessen Trend zu beobachten. Dies kann über die erste Ableitung des Signals erfolgen. Damit können Veränderungen erkannt werden, bevor diese einen kritischen Absolutwert erreichen. Shabazi et al. haben diesen Ansatz beispielsweise erfolgreich für den Induktionsstrom in einem Gleichspannungswandler eingesetzt<sup>5</sup>. Wird der Trend durch eine Vorhersage des Wertes abgebildet, lassen sich Veränderungen sogar noch schneller erkennen.

Eine weitere Möglichkeit besteht darin, die statistischen Eigenschaften des Signals zu untersuchen. Werte unterliegen statistischen Schwankungen, die sich über den Mittelwert und die Varianz abbilden lassen. Die Beziehung

---

<sup>1</sup> GAO, CECATI UND DING, „A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches“, ([33], 2015)

<sup>2</sup> GANGSAR UND TIWARI, „Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review“, ([31], 2020)

<sup>3</sup> PATTON, CHEN UND NIELSEN, „Model-based methods for fault diagnosis: some guidelines“, ([81], 1995)

<sup>4</sup> WOODALL UND MONTGOMERY, „Research Issues and Ideas in Statistical Process Control“, ([122], 1999)

<sup>5</sup> SHAHBAZI U. A., „Open- and Short-Circuit Switch Fault Diagnosis for Nonisolated DC–DC Converters Using Field Programmable Gate Array“, ([94], 2013)

zwischen zwei abhängigen Signalen kann außerdem beispielsweise über deren Kreuzkorrelation quantifiziert werden. Verwendet man diese Werte für die Grenzwertbetrachtung, können Veränderungen des Signals frühzeitig erkannt werden, wie bei Tuan et al.<sup>1</sup>.

Im Frequenzbereich werden Veränderungen oder Fehler des Prozesses mithilfe der Spektralanalyse, wie zum Beispiel mit der Fast-Fourier-Transformation erkannt. Dieses Vorgehen hat sich insbesondere für die Überwachung von Asynchronmotoren durchgesetzt. Bei der sogenannten „Motor Current Signature Analysis“ wird das Spektrum des Statorstroms untersucht, um elektrische und mechanische Fehler am Rotor zu detektieren<sup>2</sup>. Durch die unterschiedliche Signatur der einzelnen Fehler ergibt sich die Möglichkeit, nicht-invasiv und im Betrieb Fehler zu diagnostizieren<sup>3</sup>.

Die Frequenzanalysen können auch auf akustische Signale angewendet werden, um auf diese Weise Fehler von Maschinen zu erkennen. Für Fehler eines Getriebes haben dies Pan et al. erfolgreich demonstriert<sup>4</sup>. Häufige Anwendung finden diese Methoden ebenfalls bei der Analyse von Vibrationsmessungen. Im Zeitbereich sind die Signale meist nur wenig aussagekräftig, eine Spektralanalyse lässt allerdings Frequenzanteile des Signals deutlicher hervortreten, die mit speziellen Fehlern korrelieren. Feng et al. zeigen dieses Vorgehen beispielhaft für Getriebe<sup>5</sup>.

Die bisher beschriebenen Methoden verwenden feste Grenzwerte. Dies kann von Nachteil sein, wenn die Fluktuationen des fehlerfreien Prozesses vom Betriebspunkt bzw. der Anregung des Systems abhängen. Hier empfiehlt es sich, adaptive Grenzwerte zu verwenden, die den jeweiligen Betriebspunkt in Betracht ziehen<sup>6</sup>. Dies kann auch über Hoch- und Tiefpassfilterung des

---

<sup>1</sup> VAN TUAN, CHO UND CHONG, „Fault Detection and Diagnosis for Induction Motors Using Variance, Cross-correlation and Wavelets“, ([100], 2009)

<sup>2</sup> EL HACHEMI BENBOUZID, „A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection“, ([21], 2000)

<sup>3</sup> NANDI, TOLIYAT UND LI, „Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors—A Review“, ([73], 2005)

<sup>4</sup> PAN U. A., „Combined failure acoustical diagnosis based on improved frequency domain blind deconvolution“, ([80], 2012)

<sup>5</sup> FENG UND ZUO, „Fault diagnosis of planetary gearboxes via torsional vibration signal analysis“, ([26], 2013)

<sup>6</sup> PATTON, CHEN UND NIELSEN, „Model-based methods for fault diagnosis: some guidelines“, ([81], 1995)

Signals erfolgen<sup>1</sup>.

Eine weitere Möglichkeit ist die Anwendung von unscharfen Grenzwerten. Damit wird der Tatsache Rechnung getragen, dass sich die Zustände „normal“ und „fehlerhaft“ nur bedingt mit einer binären Unterscheidung am Grenzwert festmachen lassen. Wird hingegen die Zugehörigkeit des Signals zu den beiden Zuständen über Zugehörigkeitsfunktionen abgebildet, lassen sich auch unscharfe Zwischenzustände abbilden, welche einen Mehrwert für die Fehlerdiagnose bieten können<sup>2</sup>.

### 2.2.3 Datengetriebene Fehlerdiagnose

Sowohl modell- als auch signalbasierte Verfahren der Fehlerdiagnose basieren auf Vorwissen über das Prozessverhalten in Form von physikalischen Modellen oder charakteristischen Signalverläufen. Ist dies jedoch nicht verfügbar, sondern liegen nur große Mengen historischer Daten aus dem Prozess vor, können die Methoden der datengetriebenen Fehlerdiagnose zum Einsatz kommen. Diese Ansätze nutzen große Mengen historischer Prozessdaten, um implizite Zusammenhänge zwischen Prozessgrößen für das Normal- und Fehlverhalten zu extrahieren. Dieses kann dann mit Messungen aus dem laufenden Betrieb des Prozesses abgeglichen werden, um auf das Auftreten von Fehlern und deren potenzielle Ursache zu schließen. Aufgrund ihrer Fähigkeit, aus Daten zu lernen und Muster zu erkennen, werden diese Methoden auch als wissensbasierte Fehlerdiagnose bezeichnet<sup>3</sup>.

Die Ansätze der datengetriebenen Fehlerdiagnose lassen sich in qualitative und quantitative Methoden unterteilen. Bei den qualitativen Methoden handelt es sich etwa um Expertensysteme oder Fuzzy-Logik. Dabei werden aus den Daten oder dem Wissen des Betriebspersonals Regeln abgeleitet, die anschließend auf die Messwerte angewendet werden. Bei den quantitativen wissensbasierten Methoden erfolgt eine statistische Untersuchung der Datenmengen, etwa mit der Principal-Component-Analysis oder die historischen Daten werden zum Training von neuronalen Netzen verwendet. Im Weiteren wird auf einige Ansätze näher eingegangen.

---

<sup>1</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

<sup>2</sup> NASI, SORSA UND LEIVISKA, „Sensor Validation And Outlier Detection Using Fuzzy Limits“, ([74], 12-15 Dec. 2005)

<sup>3</sup> GAO, CECATI UND DING, „A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques Part II: Fault Diagnosis with Knowledge-Based and Hybrid/Active Approaches“, ([32], 2015)

## Expertensysteme

Expertensysteme lassen sich dem Bereich der künstlichen Intelligenz zuordnen. Dabei wird die menschliche Intelligenz nachempfunden, um ein autonomes System zu schaffen, das innerhalb seiner Domäne intelligent handelt<sup>1</sup>. Ein Expertensystem imitiert dabei den Problemlösungsweg eines Menschen, indem es dessen Expertise über Regeln in der sogenannten *Knowledge-Base* abbildet. Diese dient als Grundlage für den Entscheidungsprozess, ob und welcher Fehler vorliegt, welcher mit der *Inference-Engine* durchgeführt wird. Dabei wird das Verhalten des Prozesses mit den Regeln abgeglichen<sup>2</sup>. Dieser Vorgang ähnelt eher dem heuristischen Vorgehen eines Menschen, als den präzise formulierten Beziehungen, auf denen Maschinen normalerweise beruhen<sup>3</sup>.

Die Regelbasis für ein Expertensystem lässt sich zum einen durch das Abbilden von Prozesswissen aufstellen oder durch große Datenmengen und Methoden des maschinellen Lernens erlernen. Das manuelle Erstellen von Regeln wurde von Kumamoto formuliert<sup>4</sup> und etwa von Zhang und Roberts basierend auf dem Wissen über Systemstruktur und Verhalten der einzelnen Komponenten demonstriert<sup>5</sup>. Weitere Anwendungen des Ansatzes für Schwingungsanalysen<sup>6</sup> und Wasserturbinen<sup>7</sup> wurden veröffentlicht. Damit ergibt sich die Möglichkeit, das Wissen von erfahrenem Betriebspersonal zu formalisieren und damit automatisiert darauf zuzugreifen<sup>8</sup>. Hierfür muss das Wissen allerdings in Wenn-Dann-Regeln darzustellen sein<sup>9</sup>.

Liegt keine oder wenig Expertise über das Verhalten eines Prozesses vor, können Regeln auch aus Daten erlernt werden. Hierzu werden symbolische Lernalgorithmen angewendet, welche mit den Daten ohne Vorverarbeitung

---

<sup>1</sup> ANGELI UND CHATZINIKOLAOU, „On-Line Fault Detection Techniques for Technical Systems: A Survey“, ([3], 2004)

<sup>2</sup> SCHERER UND WHITE, „A Survey of Expert Systems for Equipment Maintenance and Diagnostics“, ([92], 1989)

<sup>3</sup> FEIGENBAUM, *Knowledge Engineering For The 1980s*, ([25], 1982)

<sup>4</sup> KUMAMOTO U. A., „Application of expert system techniques to fault diagnosis“, ([59], 1984)

<sup>5</sup> ZHANG UND ROBERTS, „Process fault diagnosis with diagnostic rules based on structural decomposition“, ([127], 1991)

<sup>6</sup> EBERSBACH UND PENG, „Expert system development for vibration analysis in machine condition monitoring“, ([20], 2008)

<sup>7</sup> SONG U. A., „HYDES: A Web-based hydro turbine fault diagnosis system“, ([97], 2008)

<sup>8</sup> DAI UND GAO, „From Model, Signal to Knowledge: A Data-Driven Perspective of Fault Detection and Diagnosis“, ([14], 2013)

<sup>9</sup> GROSAN UND ABRAHAM, „Rule-Based Expert Systems“, ([41], 2011)

umgehen können. Dies stellt einen deutlichen Unterschied zu den meisten statistischen Ansätzen des maschinellen Lernens dar, einschließlich künstlicher neuronaler Netze<sup>1</sup>. Die Lernalgorithmen fügen Regeln hinzu und gewichten diese, um den Datensatz möglichst gut abzubilden. Der *separate-and-conquer*-Algorithmus lernt dabei nur neue Regeln anhand der Daten, die noch nicht von einer anderen Regel abgebildet werden, bis alle Daten einbezogen sind<sup>2</sup>. Beim *weighted-covering*-Algorithmus werden die einzelnen Datenpunkte unterschiedlich gewichtet, je nachdem, wie oft diese schon durch Regeln abgedeckt sind<sup>3</sup>.

Expertensysteme bieten den großen Vorteil, dass die Regeln für den Menschen verständlich formuliert sind. Es handelt sich nicht um Black-Box-Verfahren, wodurch die nachvollziehbare Überprüfung der Plausibilität der Regeln durch Domänenexperten möglich ist. Allerdings müssen feste Grenzwerte für die einzelnen Wenn-Dann-Regeln festgelegt werden, was wiederum weniger dem menschlichen Entscheidungsprozess ähnelt.

## Fuzzy-Logik

Die sogenannte Fuzzy-Logik bietet die Möglichkeit, Werte anhand von unscharfen Kategorien, wie „hoch“, „niedrig“ etc. zu bewerten und Regeln auf diese anzuwenden. Zadeh hat dazu die grundlegenden Ideen bereits 1965 veröffentlicht<sup>4</sup>. Ein wesentlicher Vorteil der Fuzzy-Logik liegt in ihrer Fähigkeit, präzise Entscheidungen auf Basis mehrdeutiger, ungenauer oder vager Daten zu treffen. Durch die Nutzung linguistischer Variablen ermöglicht sie eine intuitive Modellierung komplexer Zusammenhänge, indem Probleme und deren Abhängigkeiten in einer für den Menschen verständlichen Weise beschrieben werden<sup>5</sup>.

Die Anwendung von Fuzzy-Logik erfolgt in drei Schritten: Fuzzification, Reasoning und Defuzzication<sup>6</sup>. Im Schritt der Fuzzification werden die skalaren Eingangswerte in sogenannte Fuzzy-Sets übersetzt. Diese sind durch Zugehörigkeitsfunktionen charakterisiert, die angeben, welchen Grad der Zu-

---

<sup>1</sup> RAPP, FÜRNRKRAZ UND HÜLLERMEIER, „On the efficient implementation of classification rule learning“, ([89], 2024)

<sup>2</sup> FÜRNRKRAZ, „Separate-and-Conquer Rule Learning“, ([29], 1999)

<sup>3</sup> GAMBERGER UND LAVRAČ, „Confirmation Rule Sets“, ([30], 2000)

<sup>4</sup> ZADEH, „Fuzzy sets“, ([125], 1965)

<sup>5</sup> PECKOL, *Introduction to Fuzzy Logic*, ([82], 2021)

<sup>6</sup> SAUTER U. A., „Fault diagnosis in systems using fuzzy logic“, ([91], 13.09.1993 - 16.09.1993)

gehörigkeit der Wert zu einer linguistischen Variablen hat<sup>1</sup>. Im Gegensatz zur präzisen Logik, in der ein Wert entweder wahr (1) oder falsch (0) sein kann, sind in der Fuzzy-Logik auch alle Zustände zwischen 0 und 1 möglich und können sich auch überlappen. Die Zugehörigkeitsfunktionen können verschiedene Formen aufweisen und sind über ihre Parameter definiert. Damit kann eine qualitative Aussage, wie „der Wert  $x$  ist groß“ in einen numerischen Wert  $f_{\text{groß}}(x) \in [0, 1]$  (Zugehörigkeit von  $x$  zum Fuzzy-Set „groß“) übersetzt werden.

Im Schritt des Reasoning erfolgt die Anwendung von Regeln auf die Fuzzy-Sets. Diese haben Voraussetzungen, die erfüllt sein müssen, um Konsequenzen auszulösen<sup>2</sup>. Die Regeln lassen sich linguistisch formulieren, was diesen Vorgang sehr intuitiv macht. Dabei lassen sich die Konzepte der bekannten Logikoperatoren anwenden. Deren jeweilige Übersetzung für die Fuzzy-Logik ist z.B. bei Peckol<sup>3</sup> zu finden. Die Konsequenzen stellen ebenfalls Fuzzy-Variablen dar, die wiederum eine Zugehörigkeit ausdrücken. Ist eine Regel nur teilweise erfüllt, führt dies zu einer teilweisen Konsequenz.

Im letzten Schritt muss die Schlussfolgerung des Reasoning, welche in Form der Zugehörigkeit zu einer linguistischen Variablen vorliegt, wieder in einen skalaren Wert umgewandelt werden. Dieser Schritt ist nicht trivial<sup>4</sup>. Sind mehrere Regeln aktiv, muss deren Ergebnis zunächst zusammengefasst werden. Die Zugehörigkeit zu mehreren linguistischen Variablen der Konsequenz kann dann anhand verschiedener Ansätze in skalare Werte umgerechnet werden. Je nachdem, ob das Ergebnis eher sensitiv oder konservativ sein soll, kommen unterschiedliche Verfahren zum Einsatz.

Soll Fuzzy-Logik für die Fehlerdiagnose eingesetzt werden, wird ein sogenanntes Fuzzy-Inference-System aufgebaut. Hierfür sind folgende Schritte notwendig: Zunächst müssen die Fuzzy-Sets festgelegt und die Zugehörigkeitsfunktionen für die einzelnen linguistischen Variablen (Form, Parameter) definiert werden. Danach erfolgt das Aufstellen der Regeln, welche das Expertenwissen wiedergeben. Abschließend sind verschiedene Systemparameter zu wählen, die die Implementierung der Operatoren für die Logik und Defuzzification festlegen. Damit ergeben sich viele Einflussgrößen auf das Fuzzy-Inference-System und dessen Ergebnisgüte. Die manuelle Feinabstim-

---

<sup>1</sup> ZADEH, „Fuzzy sets“, ([125], 1965)

<sup>2</sup> ZADEH, „Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes“, ([126], 1973)

<sup>3</sup> PECKOL, *Introduction to Fuzzy Logic*, ([82], 2021)

<sup>4</sup> SILER, *Fuzzy expert systems and fuzzy reasoning*, ([96], 2005)

mung für ein gegebenes System und die darin auftretenden Fehler können zu einer großen Herausforderung werden. Daher werden zunehmend neuronale Netze verwendet, um die einzelnen Parameter des Fuzzy-Inference-Systems basierend auf einem Trainingsdatensatz zu bestimmen und somit das optimale Ergebnis zu erhalten. Dieser Ansatz wird als Neuro-Fuzzy bezeichnet und vielfach angewendet<sup>1</sup>.

Im Bereich der Fehlerdiagnose gibt es verschiedene Anwendungen für Fuzzy-Logik. Sauter et al. verwenden sie, um die Schranken für die Auswertung der modellbasierten Residuen anhand des „unscharfen“ Abstands vom Betriebspunkt anzupassen<sup>2</sup>. Fuzzy-Expert-Systems sind hingegen deutlich weiter verbreitet und werden etwa von Kulkarni et al. für die Fehlerdiagnose eines Hydrauliksystems verwendet<sup>3</sup>. Mazzoleni et al. demonstrieren, wie Fuzzy-Logik zur Integration verschiedener Ansätze der Fehlerdiagnose verwendet werden kann, um signalbasierte und modellbasierte Residuen mit Expertenwissen auszuwerten<sup>4</sup>.

Eine Weiterentwicklung der klassischen Fuzzy-Logik stellt die Type 2 Fuzzy-Logik dar. Damit wird der auftretenden Unsicherheit besser Rechnung getragen<sup>5</sup>. Unsicherheit kann in den Eingangssignalen, z.B. durch Messrauschen, aber auch in den Trainingsdaten und bei der Definition der Regeln auftreten. Hierzu werden die Zugehörigkeitsfunktionen erweitert, um die Zugehörigkeit zu einer linguistischen Variablen nicht nur über einen Wert, sondern auch über die Unsicherheit der Zugehörigkeit abzubilden. Dadurch werden auch Modifikationen beim Umgang mit den Operatoren und der Defuzzification notwendig. Type 2 Fuzzy-Systeme sind besonders bei nichtlinearem Systemverhalten und stark verrauschten Signalen geeignet<sup>6</sup>.

### Principal-Component-Analysis

Liegen sehr große Datenmengen vor, ist es nicht sinnvoll, jeden Parameter einzeln über Grenzwerte zu überwachen oder den gesamten Prozess zu model-

---

<sup>1</sup> SHIHABUDHEEN UND PILLAI, „Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey“, ([95], 2018)

<sup>2</sup> SAUTER U. A., „Fault diagnosis in systems using fuzzy logic“, ([91], 13.09.1993 - 16.09.1993)

<sup>3</sup> KULKARNI, ABOU UND STACHOWICZ MARIAN, „Fault Detection in Hydraulic System Using Fuzzy Logic“, ([58], 2009)

<sup>4</sup> MAZZOLENI U. A., „A fuzzy logic-based approach for fault diagnosis and condition monitoring of industry 4.0 manufacturing processes“, ([70], 2022)

<sup>5</sup> MENDEL UND JOHN, „Type-2 fuzzy sets made simple“, ([71], 2002)

<sup>6</sup> ANTÃO, *Type-2 Fuzzy Logic: Uncertain Systems' Modeling and Control*, ([4], 2017)

lieren. Hier bieten sich Methoden der multivariaten statistischen Analyse, wie die Principal-Component-Analysis<sup>1,2</sup>, an. Dies ist besonders der Fall, wenn die Prozessdaten stark korreliert sind und nur selten außergewöhnliche Ereignisse (Fehler) auftreten<sup>3</sup>. Die zugrundeliegende Idee dieser Methode ist es, die Dimensionalität der korrelierten Prozessvariablen zu verringern. Hierzu werden diese auf nur noch wenige Hauptkomponenten projiziert, die jedoch noch den gesamten Informationsgehalt der vorherigen Datenmenge enthalten.

Die Hauptkomponenten sind ein Variablensatz, der aus dem ursprünglichen Variablensatz erzeugt wird, in dem die Variablen jedoch nicht mehr korrelieren. Die Hauptkomponenten sind außerdem nach der vorhandenen Variation aus dem ursprünglichen Variablensatz sortiert, womit die erst genannten Hauptkomponenten auch die meiste Information für die Fehlerdiagnose beinhalten. Betrachtet man einen Datensatz  $\mathbf{X}$ , der aus  $n$  gemessenen Eingangs- und Ausgangsgrößen eines Prozesses besteht und dessen Größen stark untereinander korrelieren, so werden  $k < n$  Hauptkomponenten gesucht, welche die Informationen der Beziehungen in  $\mathbf{X}$  abbilden. Hierzu werden orthogonale Vektoren in den Richtungen der meisten Varianz des Datensatzes aufgespannt. Dies geschieht über eine Eigenwertzerlegung der Kovarianzmatrix<sup>4</sup>. Die Richtungen mit wenig Varianz können dementsprechend vernachlässigt werden, was zu einer Reduktion der Dimensionen führt.

Die Hauptkomponenten und deren Normalverhalten werden anhand von Datensätzen für den fehlerfreien Betrieb eines Prozesses erlernt. Für die Fehlerdetektion können mehrere Ansätze gewählt werden. Zum einen kann das Verhalten der Hauptkomponenten im laufenden Betrieb mit Grenzwerten, die aus dem Datensatz erlernt wurden, verglichen werden. Dieses Vorgehen wurde von Villegas et al. am Zwei-Tank-Referenzsystem<sup>5</sup> und von Yoon et al. an einem Rührreaktor<sup>6</sup> erfolgreich implementiert. Die Betriebsdaten können außerdem nach der Hauptkomponentenanalyse wieder zurücktransformiert

---

<sup>1</sup> DUNIA UND JOE QIN, „Joint diagnosis of process and sensor faults using principal component analysis“, ([19], 1998)

<sup>2</sup> GERTLER UND MCAVOY, „Principal Component Analysis and Parity Relations - A Strong Duality“, ([37], 1997)

<sup>3</sup> SEBORG, „A perspective on advanced strategies for process control“, ([93], 1994)

<sup>4</sup> WISE UND GALLAGHER, „The Process Chemometrics Approach to Process Monitoring and Fault Detection“, ([121], 1995)

<sup>5</sup> VILLEGAS, FUENTE UND RODRIQUEZ, „Principal component analysis for fault detection and diagnosis: Experience with a pilot plant“, ([116], 2010)

<sup>6</sup> YOON UND MACGREGOR, „Principal-component analysis of multiscale data for process monitoring and fault diagnosis“, ([123], 2004)

werden. Dadurch ergibt sich eine deutliche Verringerung des Rauschens. Der zurücktransformierte Datensatz kann dann auf Veränderungen überwacht werden. Dies hat den Vorteil, dass Veränderungen direkt an den beteiligten Prozessvariablen erkannt werden und nicht an den Hauptkomponenten, deren Interpretation schwieriger ist<sup>1</sup>.

## Neuronale Netze

Liegen große Datenmengen eines Prozesses im Normalbetrieb und für verschiedene Fehlerfälle vor, kann die Aufgabe der Fehlerdetektion und -diagnose als ein Problem der Mustererkennung angesehen werden<sup>2</sup>. Die Muster in den Datensätzen sind dabei für den menschlichen Betrachter möglicherweise nicht zu erkennen, neuronale Netze sind in diesem Bereich jedoch sehr performant. Neuronale Netze bieten dabei auch die Möglichkeit, die Fehlerdiagnose direkt zu integrieren, für den Fall, dass die erkannten Muster die zugrundeliegende Ursache als Information beinhalten.

Künstliche neuronale Netze imitieren den Aufbau des menschlichen Gehirns bzw. die Interaktion von Neuronen. Ein künstliches neuronales Netz besteht aus Schichten für die Eingabe und Ausgabe sowie versteckten Schichten dazwischen. Auf jeder Schicht sind Neuronen angelegt, die mit den Neuronen der angrenzenden Schichten über sogenannte Kanten verbunden sind. Das Verhalten eines Neurons ist durch seine Gewichtung der Eingänge und die Aktivierungsfunktion bestimmt. Aus den gewichteten Eingängen wird die Aktivierung mithilfe der Aktivierungsfunktion errechnet. Die Aktivierung wird anschließend als Ausgabe an die nächsten Neuronen weitergeben oder eine darauf aufbauende Funktion für die Berechnung der Ausgabe angewendet<sup>3</sup>.

Die Anwendung von neuronalen Netzen besteht aus zwei Schritten: dem Training anhand von Trainingsdaten und der Anwendung mit (Test-)Daten. Während des Trainings erhält das neuronale Netz Trainingsdaten als Eingabe. Anhand der Abweichung der Ausgaben des neuronalen Netzes zu den tatsächlichen Ausgabewerten aus den Trainingsdaten wird das neuronale Netz angepasst. Dies kann durch das Schaffen oder Löschen von Kanten oder Neuronen geschehen oder auch durch das Anpassen der Parameter der einzelnen

---

<sup>1</sup> ISERMANN, *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, ([50], 2006)

<sup>2</sup> MAKI UND LOPARO, „A neural-network approach to fault detection and diagnosis in industrial processes“, ([67], 1997)

<sup>3</sup> SONNET, *Neuronale Netze kompakt*, ([98], 2022)

Neuronen. Auf die Einzelheiten soll hier nicht eingegangen werden, diese sind ausgiebig in der Literatur zu finden, zum Beispiel bei Goos et al.<sup>1</sup>, da Silva et al.<sup>2</sup> oder Aggarwal<sup>3</sup>.

Die Anwendung dieses Ansatzes für chemische Prozesse wurde unter anderem von Hoskins et al. in den Achtzigerjahren demonstriert<sup>4</sup>. Ein Überblick über den Einfluss von verschiedenen Ansätzen für das Training, die Generalisierung und den Aufbau des künstlichen neuronalen Netzes bei den Herausforderungen von realen Prozessen geben Venkatasubramanian et al.<sup>5</sup>. Während viele Anwendungen für das stationäre Verhalten von Prozessen entwickelt wurden, haben Maki und Loparo einen Ansatz für das transiente Verhalten entwickelt und erfolgreich angewendet<sup>6</sup>. Aktuellere Anwendungsbeispiele für neuronale Netze zur Fehlerdiagnose finden sich zur Genüge, etwa für den Tennessee Eastman Prozess<sup>7</sup>, Hochspannungsleitungen<sup>8</sup> oder Windturbinen<sup>9</sup>.

---

<sup>1</sup> GOOS U. A., *Artificial Neural Networks*, ([39], 1995)

<sup>2</sup> DA SILVA U. A., *Artificial Neural Networks*, ([13], 2017)

<sup>3</sup> AGGARWAL, *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*, ([1], 2023)

<sup>4</sup> HOSKINS UND HIMMELBLAU, „Artificial neural network models of knowledge representation in chemical engineering“, ([48], 1988)

<sup>5</sup> VENKATASUBRAMANIAN, VAIDYANATHAN UND YAMAMOTO, „Process fault detection and diagnosis using neural networks—I. steady-state processes“, ([109], 1990)

<sup>6</sup> MAKI UND LOPARO, „A neural-network approach to fault detection and diagnosis in industrial processes“, ([67], 1997)

<sup>7</sup> HEO UND LEE, „Fault detection and classification using artificial neural networks“, ([44], 2018)

<sup>8</sup> OGAR, HUSSAIN UND GAMAGE, „The use of artificial neural network for low latency of fault detection and localisation in transmission line“, ([77], 2023)

<sup>9</sup> NITHYA, NAGARAJAN UND NAVASEELAN, „Fault detection of wind turbine system using neural networks“, ([76], 07.04.2017 - 08.04.2017)



# Kapitel 3

## Fehlerdiagnose für modulare Anlagen

In den vorangegangenen Kapiteln wurden das Konzept der modularen Produktion sowie etablierte Methoden der Fehlerdiagnose vorgestellt. Im Folgenden wird der entwickelte Ansatz zur Implementierung einer effektiven Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen näher erläutert.

Zunächst erfolgt die Problemdefinition, aus der die zentralen Anforderungen an eine geeignete Lösungsstrategie abgeleitet werden. Anschließend wird eine Analyse der bestehenden Fehlerdiagnosemethoden hinsichtlich ihrer Eignung für den betrachteten Anwendungsfall durchgeführt. Darauf aufbauend wird der in dieser Arbeit verfolgte hybride Ansatz zur Fehlerdiagnose skizziert.

### 3.1 Problemstellung

Im Rahmen dieser Arbeit soll ein System zur Zustandsüberwachung und Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen erarbeitet werden. Modulare Prozessanlagen stellen dabei aufgrund ihres Aufbaus eine besondere Herausforderung dar. Sie bestehen aus modularen Prozesseinheiten (PEAs), die nach ihrer Herstellung nicht mehr verändert werden. Das Wissen über deren Eigenschaften und Verhalten liegt bei den PEA-Herstellern.

Jede Prozesseinheit verfügt über Sensorik, die zu ihrem sicheren Betrieb notwendig ist, und eine eigene Steuerung mit damit einhergehenden Rechenkapazitäten. Die Prozesseinheiten werden mittels Module Type Package angesprochen und stellen über Dienste ihre jeweiligen Funktionalitäten für die Anlage zur Verfügung.

Die Gesamtanlage wird vom Betreiber in Abhängigkeit des herzustellenden Produkts aus geeigneten Prozesseinheiten zusammengesetzt. Folglich liegt die genaue Kenntnis der Anlagentopologie ausschließlich beim Betreiber der modularen Anlage. Die Zusammenstellung (Komposition) einer modularen Anlage kann dabei einzigartig und nur für kurze Zeit im Betrieb sein. Infolgedessen sind nur wenige Daten zum Verhalten der Gesamtanlage im Normalbetrieb und bei auftretenden Fehlern verfügbar. Darüber hinaus ist das Erfahrungswissen des Betriebspersonals hinsichtlich der jeweiligen Anlagentopologie beschränkt. Nach Abschluss einer Produktionskampagne wird die modulare Anlage wieder in ihre einzelnen Prozesseinheiten zerlegt, sodass diese für nachfolgende Konfigurationen zur Verfügung stehen.

Die Problemstellung lässt sich somit folgendermaßen zusammenfassen: Es muss ein System zur Zustandsüberwachung und Fehlerdiagnose entwickelt werden, das trotz variabler Anlagentopologie eine zuverlässige Funktionsüberwachung gewährleistet. Dabei sind die Einschränkungen hinsichtlich der begrenzten verfügbaren Betriebsdaten sowie des eingeschränkten Erfahrungswissens zu berücksichtigen. Zudem ist der Implementierungsaufwand des Systems möglichst gering zu halten, indem vorhandene Sensorik genutzt und zusätzlicher Aufwand auf ein Minimum reduziert wird.

## **3.2 Eignung der Methoden der Fehlerdiagnose**

In Kapitel 2.2 wurden die gängigen Methoden der Fehlerdiagnose vorgestellt. Diese finden Anwendung in verschiedenen technischen Systemen, sofern die erforderlichen Rahmenbedingungen erfüllt sind und der Implementierungsaufwand gerechtfertigt ist. Die Eignung dieser Methoden für die Fehlerdiagnose von modularen Prozessanlagen ist wie folgt zu bewerten:

Modellbasierte Methoden der Fehlerdiagnose liefern verlässliche Ergebnisse, sofern das zugrunde liegende Modell eine präzise Abbildung des realen Prozesses gewährleistet. Dies setzt eine detaillierte Kenntnis des Systemverhaltens voraus. Bei kleineren Systemen ist dies handhabbar und auch der Zeitaufwand für die Modellierung ist gerechtfertigt. Bei komplexeren Systemen steigt dieser Aufwand jedoch schnell und das Modell bedarf einer ausführlichen Validierung, um verlässliche Ergebnisse zu gewährleisten. Für modulare Prozessanlagen ergeben sich daraus besondere Herausforderungen. Zwar ist die Modellierung

einzelner Prozesseinheiten grundsätzlich umsetzbar und kann von den jeweiligen Herstellern auf Basis ihres Fachwissens erfolgen. Die Erstellung eines Gesamtmodells einer vollständigen Anlage stellt jedoch einen wesentlich höheren Aufwand dar. Für eine konventionelle Anlage, die über Jahre unverändert betrieben wird, kann dieser Aufwand gerechtfertigt sein, bei den ständigen Veränderungen des Aufbaus einer modularen Anlage erweist sich dieses Vorgehen jedoch als ineffizient. Aufgrund der häufigen Rekonfigurationen modularer Anlagen würde der notwendige Modellierungsaufwand die gewonnene Flexibilität und die Zeiteinsparungen im Anlagenaufbau weitgehend aufheben.

Die Anwendung signalbasierter Methoden der Fehlerdiagnose erfordert einerseits das Vorhandensein geeigneter Messsignale, die charakteristische Merkmale einzelner Fehlerszenarien aufzeigen, und andererseits ein umfassendes Wissen über deren Verhalten sowohl im Normalbetrieb als auch im Fehlerfall. Dieses Wissen umfasst statistische Eigenschaften der Signale, welche für die Definition von Grenzwerten erforderlich sind. In modularen Prozessanlagen ist die Anzahl der erfassten Messgrößen in den einzelnen Modulen aus Kostengründen jedoch bewusst auf ein Minimum beschränkt, sodass für signalbasierte Diagnoseverfahren nur eine begrenzte Datenbasis zur Verfügung steht. Die größere Herausforderung stellt jedoch die begrenzte Kenntnis über das Signalverhalten dar. Da modulare Anlagenkonfigurationen in der Regel nur für kurze Zeiträume betrieben werden, ist es schwierig, aus den wenigen verfügbaren Betriebsdaten zuverlässige Grenzwerte oder weiterführende statistische Analysen abzuleiten. Folglich sind signalbasierte Fehlerdiagnosemethoden für modulare Prozessanlagen nur eingeschränkt anwendbar.

Datengetriebene Methoden der Fehlerdiagnose lassen sich in qualitative und quantitative Ansätze unterteilen. Qualitative Methoden basieren dabei primär auf der Formalisierung von Expertenwissen. Während sich allgemeine Verhaltensmuster einzelner PEAs und deren Interaktionen in gewissem Umfang abstrahieren lassen, ist das Wissen über spezifische modulare Anlagen stark limitiert, da jede Konfiguration nur für eine begrenzte Betriebsdauer betrieben wird. Quantitative datengetriebene Methoden hingegen gewinnen ihr Wissen über das Anlagenverhalten sowohl im Normalbetrieb als auch im Fehlerfall aus historischen Betriebsdaten. Eine erfolgreiche Implementierung dieser Methoden setzt eine umfangreiche Datenbasis voraus, die alle relevanten Betriebszustände, einschließlich potenzieller Fehlerfälle, abdeckt. Aufgrund der häufig wechselnden Konfigurationen modularer Prozessanlagen ist eine solche Datengrundlage jedoch in den meisten Fällen nicht verfügbar. Hierdurch wird die Anwendbarkeit quantitativer datengetriebener Diagnoseverfahren stark eingeschränkt.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Natur der modularen Prozessanlagen als sich ständig wandelnde Systeme die Anwendung vieler etablierter Methoden der Fehlerdiagnose erheblich erschwert. Insbesondere begrenztes Erfahrungswissen und Betriebsdaten für spezifische Konfigurationen schränken die Anwendbarkeit signalbasierter und quantitativ datengetriebener Methoden erheblich ein. Qualitativ wissensbasierte Ansätze lassen sich jedoch in allgemeiner Form umsetzen. Während die Modellierung einzelner Module technisch realisierbar ist, erweist sich die wiederholte Modellierung der Gesamtanlage für jede neue Konfiguration als ineffizient und nicht zweckmäßig. Zu den in der NAMUR-Empfehlung 184<sup>1</sup> geforderten Diagnosefunktionen für Prozesseinheiten sind bisher noch keine Konzepte veröffentlicht, geschweige denn Implementierungen auf dem Markt. Daher wird in dieser Arbeit ein hybrider Ansatz verfolgt, der eine Kombination der beschriebenen Methoden nutzt, um eine robuste und anpassungsfähige Fehlerdiagnosestrategie für modulare Prozessanlagen zu entwickeln.

### 3.3 Entwickelter hybrider Ansatz

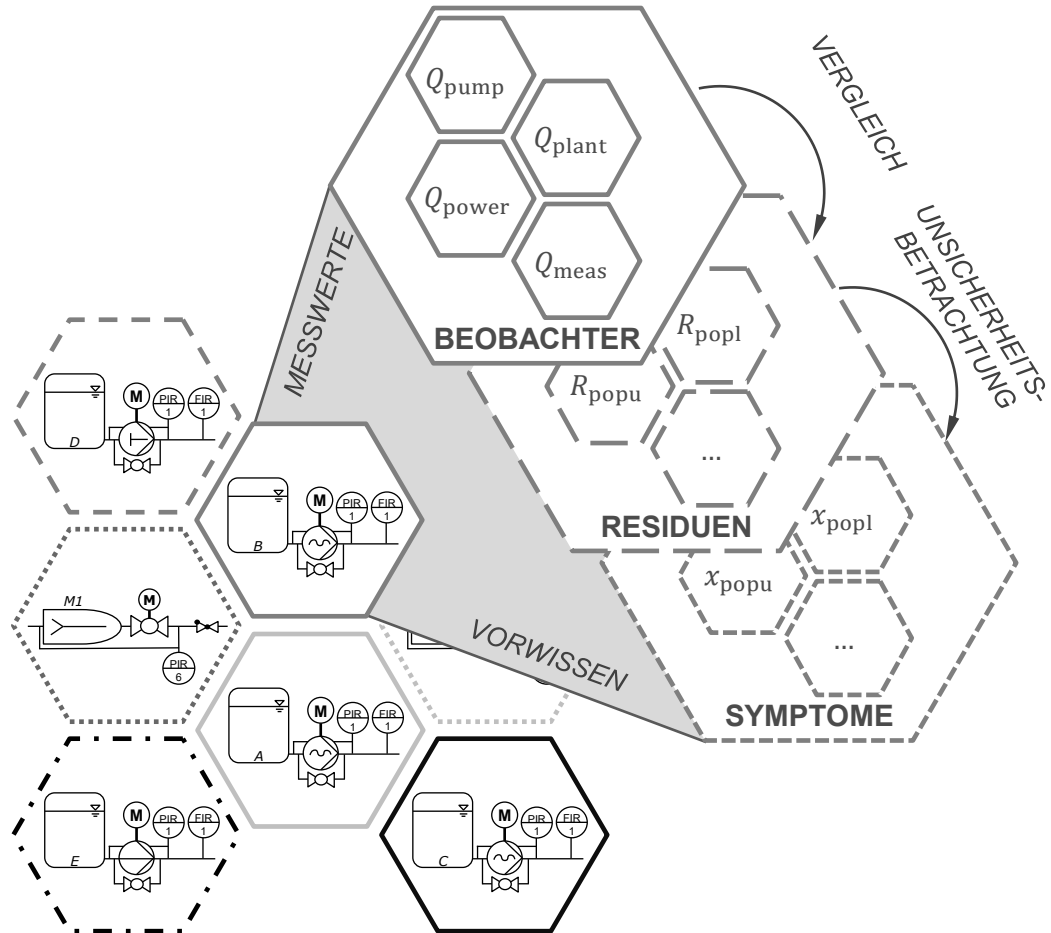
Der entwickelte Ansatz der Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen ist eine Kombination aus modellbasierten und wissensbasierten Methoden und besteht aus zwei Schritten. Zunächst werden modellbasiert Symptome für jedes Modul berechnet (vgl. Abbildung 3.1). Diese dienen als Eingangsgrößen für eine zentrale, regelbasierte Diagnose, die auf Anlagenebene das generalisierte Wissen über die Interaktion der Module für eine gegebene Anlagentopologie aufgreift (vgl. Abbildung 3.2).

Die modellbasierte Berechnung der Symptome ermöglicht die Nutzung des Modellwissens über das Verhalten einzelner Module. Damit kann aus wenigen Messgrößen ein hoher Erkenntnisgewinn für die Diagnose erzielt werden.

Die Diagnose stellt ein generalisiertes Expertensystem dar, das auf menschenverständlichen Regeln zur Modulinteraktion beruht. Die Wissensbasis wird nicht mit KI-Methoden erlernt, sondern mit ingenieurwissenschaftlichem Fachverstand formuliert. In dieser Arbeit werden hierfür generalisierte Regeln entwickelt, die sich leicht auf verschiedene Anlagentopologien anwenden lassen. Damit wird dem begrenzten Erfahrungswissen für das Verhalten einer spezifischen modularen Anlage begegnet und die Transparenz der Entscheidungsfindung bleibt gegeben.

---

<sup>1</sup> NAMUR, *Diagnose und Instandhaltungsfunktionen für modulare Prozesseinheiten*, ([72], 2023)



**Abbildung 3.1** – Modellbasierte Symptome werden für jedes Modul über Beobachter und Residuen anhand von Messwerten und Vorwissen berechnet.

Im ersten Schritt wird das domänenspezifische Wissen der Modulhersteller in Form von physikalischen Modellen formalisiert (vgl. Kapitel 2.2.1). Für jede Prozesseinheit werden Beobachter aufgesetzt, die dieselbe Zustandsgröße redundant berechnen. Die einzelnen Modelle stützen sich auf herstellerspezifisches Vorwissen und verwenden ausschließlich die bereits erfassten Betriebsgrößen als Eingangsgrößen. Die Parametrisierung der einzelnen Modelle erfolgt vor der Auslieferung durch den jeweiligen Hersteller.

Die analytische Redundanz der Beobachter ermöglicht deren Vergleich durch die Berechnung von Residuen. Im fehlerfreien Betrieb eines Moduls liefern alle Beobachter innerhalb der gegebenen Unsicherheiten identische Werte. Ein Abgleich der Beobachterwerte ergibt somit Residuen, die annähernd null sind.

Treten jedoch Fehler auf, wirken sich diese unterschiedlich auf die einzelnen Beobachter aus, wodurch sich signifikante Differenzen der Beobachterwerte ergeben und die Residuen von null abweichen. Damit erfolgt auf Modulebene bereits eine grundlegende Fehlerdetektion.

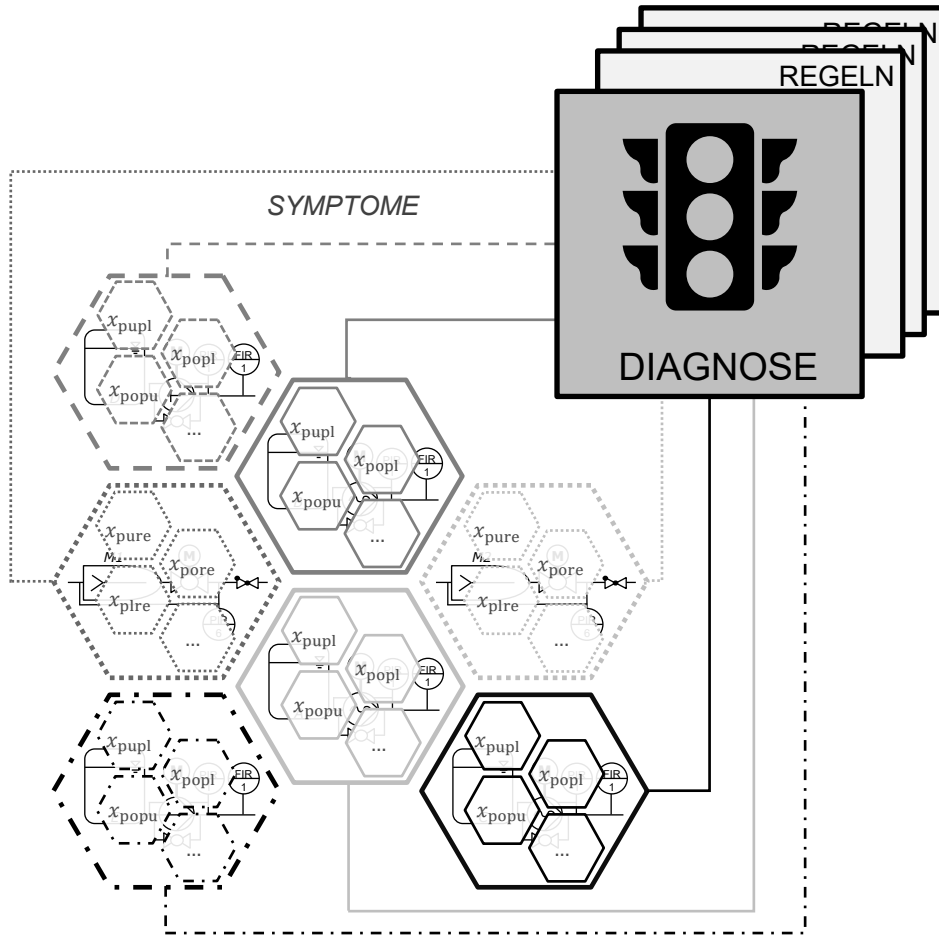
Dieses Vorgehen stellt eine Abwandlung der Methode der Parity-Equations dar. Im Gegensatz zum klassischen Vorgehen mit Parity-Equations werden die Residuen allerdings nicht zwischen den berechneten Modellwerten und Messgrößen des Systems gebildet, sondern zwischen verschiedenen Modellwerten. Damit wird mehr Modellwissen in der Methodik verwendet und es sind weniger Messgrößen notwendig.

Für die Fehlerdiagnose werden die Residuen noch mit weiterem Prozesswissen angereichert. Dies erfolgt durch eine Unsicherheitsbetrachtung, welche die Mess-, Modell- und Parameterunsicherheit der Beobachter miteinbezieht. Die resultierenden Residuen mit ihren Unsicherheitsintervallen werden als Symptome bezeichnet und bilden die Grundlage für die nachfolgende Fehlerdiagnose.

Damit wird der Modellierungsaufwand auf die einzelnen Module begrenzt und kann von den Modulherstellern selbst durchgeführt werden. Diese verfügen über das erforderliche Fachwissen zur Modellierung und die Abnahmeprüfstände für die Parametrisierung dieser Modelle. Somit können die parametrisierten Beobachter gemeinsam mit den Modulen an die Betreiber ausgeliefert werden.

Nach der Berechnung der modellbasierten Symptome in jedem einzelnen Modul folgt die zentrale Diagnose. Hierzu dienen die Symptome als Eingangsgrößen für ein regelbasiertes Expertensystem (vgl. Kapitel 2.2.3). Die zugrunde liegende Regelbasis beruht auf der generalisierten Interaktion zwischen den Modulen. Für eine gegebene Anlagentopologie lassen sich daraus die notwendigen Regeln für die Isolation und Identifikation der verschiedenen Fehler ableiten. Dies gewährleistet eine effiziente Anpassung der zentralen Diagnose, die mit geringem Aufwand von den Anlagenbetreibern durchgeführt werden kann. Zudem erhöht sich der Informationsgehalt der Diagnose, da sich Fehler in einem Modul auf die Beobachter in nachfolgenden Modulen auswirken und somit Rückschlüsse auf das Verhalten der Gesamtanlage ermöglichen.

Die Unsicherheit der Symptome wird systematisch in die Diagnose integriert und in das Endergebnis, die Fehlerprognose, fortgepflanzt. Damit wird nicht nur der wahrscheinlichste Fehler identifiziert, sondern auch eine Einschätzung über dessen Ausmaß unter Berücksichtigung der Unsicherheit bereitgestellt. Diese Information steht in Echtzeit zur Verfügung und kann für die Planung und Durchführung von Maßnahmen verwendet werden, welche die Verfügbarkeit und Funktion der modularen Prozessanlage sicherstellen.



**Abbildung 3.2** – Die zentrale Diagnose wird von den modellbasierten Symptomen der einzelnen Module gespeist und wendet Regeln zur Modulinteraktion an.

Die Umsetzung dieses hybriden Ansatzes wird im nächsten Kapitel dargestellt. Die gesamte Methode wurde vom Autor selbst implementiert und bleibt damit auch für andere Nutzer nachvollziehbar. Dadurch wird auch die Integration der Unsicherheitsbetrachtung in jeden Schritt der Fehlerdiagnose ermöglicht.



# Kapitel 4

## Methodik

Im vorherigen Kapitel wurde der Ansatz zur Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen grundlegend skizziert. Im vorliegenden Kapitel erfolgt eine detaillierte Betrachtung der Umsetzung der einzelnen Schritte der Diagnose.

Zunächst werden die verschiedenen Typen von Beobachtern, die zur Fehlererkennung eingesetzt werden, in Kapitel 4.1 ausführlich dargestellt und analysiert. Diese Beobachter dienen der systematischen Überwachung der Prozessabläufe und bilden die Grundlage für die Berechnung der Residuen. Auf deren Herleitung und Eigenschaften wird anschließend in Kapitel 4.2 eingegangen. Ein weiterer wesentlicher Bestandteil der Fehlerdiagnose ist die Unsicherheitsbetrachtung, welche die Residuen zu aussagekräftigen Symptomen weiterentwickelt. Die Methodik zur Berücksichtigung dieser Unsicherheit wird in Kapitel 4.3 ebenfalls umfassend beschrieben.

Im Kontext der regelbasierten Diagnose steht die Interaktion zwischen den Modulen der Prozessanlage in den Kapiteln 4.4 und 4.5 im Fokus. Hierbei ist die Definition der einzelnen Fehlergrade aus Kapitel 4.6 von besonderer Relevanz. Die Fehlergrade dienen als Klassifikatoren, welche die Schwere und Art der Anomalien quantifizieren. Basierend auf dieser Klassifikation werden spezifische Diagnoseregeln in Kapitel 4.8 abgeleitet, die eine strukturierte Fehlerdiagnose ermöglichen.

Darüber hinaus wird das Vorgehen zur Berücksichtigung der Unsicherheit innerhalb des gesamten Diagnoseprozesses in Kapitel 4.10 näher beleuchtet. Hier wird insbesondere auf den Umgang mit zusätzlich eingebrachter Modellsunsicherheit und der Unsicherheitsfortpflanzung in der Diagnose eingegangen. Abschließend erfolgt in Kapitel 4.11 ein Zwischenfazit zur vorgestellten Methode. Darin wird auf die erste Forschungsfrage eingegangen und geklärt, inwieweit sich diese bereits klären lässt.

## 4.1 Beobachter

Die Beobachter der einzelnen Module basieren auf der mathematischen Beschreibung des Modulverhaltens durch Modellgleichungen. Diese ermöglichen die redundante Berechnung derselben Zustandsgröße, die sich über die gesamte modulare Prozessanlage fortpflanzt. In dieser Arbeit werden Prozessanlagen der Fluidprozesstechnik betrachtet, in denen flüssige Medien dosiert, gemischt oder chemisch umgesetzt werden. Aufgrund dieser Charakteristika wird der Volumenstrom als zentrale redundante Zustandsgröße verwendet. Für die Berechnung des Volumenstroms steht eine begrenzte Anzahl an Messgrößen zur Verfügung. Dies ist zum einen die Druckdifferenz an den eingesetzten Pumpen  $\Delta p_{\text{pump}}$ , die Drehzahl dieser Pumpen  $n$ , die elektrische Leistungsaufnahme der Pumpenantriebe  $P_{\text{el}}$  sowie der Druckabfall innerhalb eines Dosiermoduls  $\Delta p_{\text{mod}}$  bzw. über einen Mischer  $\Delta p_{\text{mix}}$ .

Zur redundanten Berechnung des Volumenstroms unter Verwendung der verfügbaren Messgrößen werden drei unterschiedliche Modelle herangezogen: (i) Pumpenmodelle, (ii) Leistungsmodelle und (iii) Anlagenmodelle. Basierend auf diesen werden die entsprechenden Pumpen-, Leistungs- und Anlagenbeobachter implementiert, die nachfolgend detailliert beschrieben werden.

### 4.1.1 Pumpenbeobachter

Die Pumpenbeobachter basieren auf dem Leckagemodell der jeweiligen Pumpe. Im Folgenden werden die Pumpentypen näher betrachtet, die auch in der modularen Mischanlage des Instituts für Fluidsystemtechnik verbaut sind (vgl. Kapitel 5.1). Für Exzentrerschneckenpumpen wird eine modifizierte Version des generalisierten Wirkungsgradmodells nach Schänzle<sup>1</sup> verwendet. Dabei wird der tatsächliche Volumenstrom als Differenz des theoretischen Volumenstroms  $Q_{\text{th}}$  und des Leckagevolumenstroms  $Q_1$  bestimmt. Der theoretische Volumenstrom ergibt sich als Produkt der Pumpendrehzahl  $n$  und des geometrischen Volumens  $V$ . Für den Leckagevolumenstrom wird ein semi-empirischer Ansatz auf der Grundlage einer Spaltströmung angesetzt:

$$Q_{\text{pump}}^{\text{ESP}} = Q_{\text{th}} - Q_1 = nV - (C_0 + C_1 n + C_2 \Delta p_{\text{pump}}^2). \quad (4.1)$$

Die Leckageparameter  $C_0$ ,  $C_1$  und  $C_2$  sind im Vorfeld, beispielsweise im Rahmen der Abnahme der Pumpen beim Hersteller, zu bestimmen. Mithilfe

<sup>1</sup> PELZ, SCHÄNZLE UND CORNELI, „Ähnlichkeitsbeziehungen bei Verdrängermaschinen - eine einheitliche Wirkungsgradmodellierung“, ([84], 2022)

des Pumpenbeobachters kann der Volumenstrom für den Normalzustand der Pumpe anhand der gemessenen Druckdifferenz und Drehzahl der Pumpe berechnet werden.

Für die Dosiermodule, die mit anderen Pumpentypen ausgestattet sind, werden entsprechend alternative Modellansätze gewählt. Für die Modellierung von Kolbenmembranpumpen hat sich ein vereinfachter, linearer Ansatz zur Beschreibung des Leckagevolumenstroms als zweckmäßig herausgestellt. Damit ergibt sich der Pumpenbeobachter für ein Modul mit Kolbenmembranpumpe:

$$Q_{\text{pump}}^{\text{KMP}} = C_1 n - (C_2 \Delta p_{\text{pump}} + C_3 n \Delta p_{\text{pump}}). \quad (4.2)$$

### 4.1.2 Leistungsbeobachter

Eine weitere Möglichkeit auf den Volumenstrom eines Dosiermoduls zu schließen, basiert auf der Energiebilanz um das Pumpenaggregat. Die Pumpe erzeugt eine Druckerhöhung des Fördermediums bei einem bestimmten Volumenstrom. Das Produkt aus dieser Druckerhöhung und dem Volumenstrom wird als Fluidleistung  $P_{\text{fluid}} = Q \Delta p_{\text{pump}}$  bezeichnet. Die Fluidleistung wird durch die Pumpe bereitgestellt, welche wiederum von der mechanischen Leistung  $P_{\text{mech}}$  des Elektromotors angetrieben wird. Die internen Verluste der Pumpe lassen sich im Pumpenwirkungsgrad  $\eta_{\text{pump}}$  zusammenfassen. Zusätzlich weist der Elektromotor einen elektrischen Wirkungsgrad  $\eta_{\text{el}}$  auf, der die Differenz zwischen der elektrischen Eingangsleistung  $P_{\text{el}}$  und der mechanischen Ausgangsleistung repräsentiert. Damit ergibt sich die Gesamtbilanz

$$P_{\text{fluid}} = Q \Delta p_{\text{pump}} = \eta_{\text{pump}} P_{\text{mech}} = \eta_{\text{pump}} \eta_{\text{el}} P_{\text{el}}. \quad (4.3)$$

Durch Umstellen dieser Gleichung kann der Volumenstrom in Abhängigkeit der elektrischen Eingangsleistung, der Wirkungsgrade und der Druckdifferenz bestimmt werden. Dies führt zur Gleichung für den Leistungsbeobachter:

$$Q_{\text{power}} = \frac{\eta(n, \Delta p_{\text{pump}}) P_{\text{el}}}{\Delta p_{\text{pump}}}. \quad (4.4)$$

Der Wirkungsgrad  $\eta$  fasst alle Verluste des Elektromotors und der Pumpe zusammen und ist abhängig vom Betriebspunkt der Pumpe, welcher sich über die Drehzahl und Druckdifferenz beschreiben lässt. Das Wirkungsgradfeld muss im Vorfeld experimentell bestimmt werden und lässt sich in ausreichender Genauigkeit über ein Polynom zweiten Grades darstellen:

$$\eta = p_{00} + p_{10} n + p_{01} \Delta p_{\text{pump}} + p_{20} n^2 + p_{11} n \Delta p_{\text{pump}} + p_{02} \Delta p_{\text{pump}}^2. \quad (4.5)$$

### 4.1.3 Anlagenbeobachter

Die Pumpen- und Leistungsbeobachter bestimmen den Volumenstrom basierend auf der Druckerhöhung in der Pumpe. Dieser Druck treibt den Volumenstrom an und wird über die einzelnen Abschnitte der modularen Anlage wieder abgebaut. Für den Druckverlust in den diversen Rohrleitungen, Abzweigungen, Ventilen und Störkörpern lässt sich die Blendengleichung anwenden, die besagt, dass der Druckverlust proportional zum Quadrat des Volumenstroms ist:

$$\Delta p = k_0 + k_2 Q^2. \quad (4.6)$$

Durch Umstellen von Gleichung 4.6 ergibt sich die Beziehung für den Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}$  der Module. Dabei wird der Druckverlust innerhalb eines Moduls  $\Delta p_{\text{mod}}$  verwendet, der aus einer Bilanz der absoluten und relativen Drücke in der Gesamtanlage bestimmt wird:

$$Q_{\text{plant}} = \sqrt{\frac{\Delta p_{\text{mod}} - k_0}{k_2}}. \quad (4.7)$$

### 4.1.4 Stromab-Beobachter

Für jedes Modul, das stromabwärts von anderen Modulen aufgebaut wird, ergeben sich zusätzlich zu den moduleigenen Beobachtern auch Beobachter aus der Summe der stromaufwärts liegenden Module. Es gilt allgemein:

$$Q_{\text{obs}} = \sum_{\text{upstream}}^i Q_{\text{obs}}^i. \quad (4.8)$$

Damit kann beispielsweise auch ein Mischermodul über einen Pumpenbeobachter verfügen, wobei dieser die Summe der Pumpenbeobachter aus den vorhergehenden Dosiermodulen darstellt.

## 4.2 Residuen

Residuen sind die Differenzen zwischen den verschiedenen Beobachterwerten desselben Moduls. Da alle Beobachter den Volumenstrom als redundante Größe berechnen, können die Residuen als Volumenstrom-Abweichungen zwischen den einzelnen Modellen verstanden werden. Sie werden durch Unsicherheit oder auftretende Fehler hervorgerufen. Folgende Residuen werden in den Dosiermodulen dieser Arbeit betrachtet:

$$R_{\text{pupl}} = Q_{\text{pump}} - Q_{\text{plant}} \quad (4.9)$$

$$R_{\text{popl}} = Q_{\text{power}} - Q_{\text{plant}} \quad (4.10)$$

$$R_{\text{popu}} = Q_{\text{power}} - Q_{\text{pump}} \quad (4.11)$$

Für Mischermodule wird nur ein moduleigener Beobachter berechnet, der Widerstandsbeobachter  $Q_{\text{resis}}$ , welcher auf einem Anlagenbeobachter und der direkten Messung des Druckverlusts über dem Mischer  $\Delta p_{\text{mix}}$  beruht. Zusätzlich werden die Werte der stromaufwärts gelegenen Beobachter zu Pumpen-, Leistungs- und Anlagenbeobachtern aufsummiert. Damit ergeben sich für die Mischermodule drei unabhängige Residuen:

$$R_{\text{pure}} = Q_{\text{pump}} - Q_{\text{resis}} \quad (4.12)$$

$$R_{\text{pore}} = Q_{\text{power}} - Q_{\text{resis}} \quad (4.13)$$

$$R_{\text{plre}} = Q_{\text{plant}} - Q_{\text{resis}} \quad (4.14)$$

### 4.3 Unsicherheitsbetrachtung der Symptome

Die Ergebnisse der Residuen sind unsicherheitsbehaftet. Die auftretende Unsicherheit setzt sich aus der Messunsicherheit des Messsystems und der Modellunsicherheit der kalibrierten Beobachtergleichungen zusammen und wird entsprechend fortgepflanzt. Im Folgenden werden die einzelnen Bestandteile der Unsicherheit näher erläutert.

#### 4.3.1 Messunsicherheit

Messungen haben das Ziel, den Wert einer Größe des Messobjekts zu quantifizieren. Dabei ist das Messergebnis meist nur eine Annäherung, da alle Messungen unsicherheitsbehaftet sind. Die Quantifizierung dieser Messunsicherheit orientiert sich im Wesentlichen an den Ausführungen des Joint Committee for Guides in Metrology im englischsprachigen Leitfaden Guide to the expression of Uncertainty in Measurement (GUM)<sup>1</sup> und ist angelehnt an die Darstellungsweise von Kuhr<sup>2</sup>.

<sup>1</sup> JOINT COMMITTEE FOR GUIDES IN METROLOGY, *Evaluation of Measurement Data—Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement*, ([52], 2008)

<sup>2</sup> KUHR, *Dynamische Eigenschaften axial durchströmter Ringspalte*, ([57], 2022)

Unsicherheit stammt entweder aus zufälligen oder systematischen Fehlern in einer Messung. Zufällige Fehler entstehen durch unvorhersehbare oder stochastische Veränderungen von Einflussgrößen auf die Messung. Diese zufälligen Effekte sorgen für verschiedene Werte bei wiederholten Messungen. Da der Erwartungswert dieser zufälligen Effekte jedoch null ist, führt eine höhere Anzahl an Beobachtungen im Allgemeinen zur Verringerung des Einflusses. Systematische Fehler hingegen treten auch bei wiederholten Messungen auf. Ihr Einfluss kann jedoch quantifiziert und somit als Teil der Messung angegeben werden.

Für die stationäre Messgröße  $x$  wird der erfasste Datensatz  $x_i = x_1, x_2, \dots, x_N$  über den empirischen Mittelwert  $\bar{x}$  ausgewertet und der Messwert mitsamt seiner Unsicherheit  $\delta(x)$  angegeben:

$$x = \bar{x} + \delta(x) \text{ wobei gilt : } \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i. \quad (4.15)$$

Die Unsicherheit  $\delta(x)$  setzt sich aus einer statistischen Messunsicherheit  $\delta_{\text{STAT}}(x)$  und einer systematischen Messunsicherheit  $\delta_{\text{SYS}}(x)$  zusammen, auf die im Folgenden näher eingegangen wird.

### Statistische Messunsicherheit

Die statistische Messunsicherheit beruht auf zufälligen Variationen von Größen, die Einfluss auf das Messergebnis haben. Bei wiederholter Messung sind die Variationen als Streuung um den Mittelwert zu interpretieren. Je größer die Anzahl der Messungen, desto geringer der Einfluss der Variation einer einzelnen Messung. Ein Maß für die Streuung ist die Standardabweichung  $\sigma$ , die sich folgendermaßen bestimmen lässt:

$$\sigma(x) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}. \quad (4.16)$$

Für die Berechnung der statistischen Messunsicherheit wird außerdem die Anzahl der Messungen bzw. des Datensatzes  $N$  und der Student'sche t-Faktor einbezogen. Der t-Faktor wird über die Anzahl der Messwerte und die Wahl eines Vertrauensintervalls bestimmt. Damit wird der Tatsache Rechnung getragen, dass die Standardabweichung eine Normalverteilung der Messungen voraussetzt, diese jedoch nur bei einer unendlich großen Menge an Messungen vorliegt. Für diese Arbeit wird, wie von GUM empfohlen, ein zweiseitiges Vertrauensintervall von 95% verwendet. Da in dieser Arbeit in jedem Datensatz für eine Messgröße mindestens 1000 Messwerte vorliegen, wird der t-Faktor

im Folgenden zu  $t_{95\%} = 1.96$  festgesetzt. Damit ergibt sich die statistische Messunsicherheit:

$$\delta_{\text{STAT}}(x) = \frac{t_{95\%}}{\sqrt{N}}\sigma(x) . \quad (4.17)$$

### Systematische Messunsicherheit

Die systematische Messunsicherheit wird meist für die einzelnen Glieder einer Messkette von deren Hersteller quantifiziert und in den Datenblättern angegeben. Dabei handelt es sich jeweils um eine maximale Messunsicherheit  $\delta_{\text{MAX}}(x)$ . Dies kann für einen Sensor die maximale Abweichung der Linearität des Sensors von der tatsächlichen Sensorkennlinie oder für digitale Messglieder die Größe der Diskretisierungsschritte sein. Da die Wahrscheinlichkeitsverteilung dieser Unsicherheit meist unbekannt ist, sollte laut GUM eine Gleichverteilung angenommen werden. Dies erfordert eine Umrechnung in eine Normalverteilung auf Basis einer Standardabweichung  $\sigma_{\text{SYS}}(x)$ , da nur die Standardabweichung für die Anwendung der Gauß'schen Fehlerfortpflanzung geeignet ist:

$$\sigma_{\text{SYS}}(x) = \frac{\delta_{\text{MAX}}(x)}{\sqrt{3}} . \quad (4.18)$$

Um die systematische Messunsicherheit zu erhalten, muss die Standardabweichung wieder mit dem bereits eingeführten Student'schen t-Faktor  $t_{95\%}$  multipliziert werden:

$$\delta_{\text{SYS}}(x) = t_{95\%}\sigma_{\text{SYS}}(x) = 1.96\sigma_{\text{SYS}}(x) . \quad (4.19)$$

### Gesamte Messunsicherheit

Wie bereits erläutert, setzt sich die Messunsicherheit aus der statistischen und systematischen Messunsicherheit zusammen. Für die Berechnung der Gesamtmessunsicherheit, im Folgenden nur noch Messunsicherheit genannt, werden die Quadrate der statistischen und systematischen Messunsicherheit addiert:

$$\delta^2(x) = \delta_{\text{STAT}}^2(x) + \delta_{\text{SYS}}^2(x) . \quad (4.20)$$

### 4.3.2 Modellunsicherheit

Die Beobachter basieren auf Modellen  $f$ , welche die physikalischen Zusammenhänge zwischen Eingangsgrößen  $x$  und Ausgangsgrößen  $y$  mithilfe von

Modellparametern  $C_i$  darstellen. In Kapitel 4.1 sind die entsprechenden Modellansätze aufgeführt. Die Parameter  $C_i$  werden dabei durch Kalibrierungsmessungen bestimmt, bei denen die Eingangsgrößen systematisch variiert und die dazugehörigen Ausgangsgrößen gemessen werden. Dieser Vorgang ist ebenfalls unsicherheitsbehaftet.

Die Bestimmung der Modellparameter hat das Ziel, diese so zu wählen, dass die Ausgangsgrößen möglichst gut anhand des parametrisierten Modells aus den Eingangsgrößen berechnet werden. Zur Veranschaulichung wird ein lineares Modell folgender Form angenommen:

$$y = C_1 + C_2 x. \quad (4.21)$$

Die Modellparameter  $C_1$  und  $C_2$  sind so zu wählen, dass der Ausgangswert  $y$  möglichst genau aus dem Eingangswert  $x$  berechnet werden kann. Hierzu bietet sich die Methode der kleinsten Fehlerquadrate an. Dabei wird für  $N$  Messwerte  $(x_i, y_i)$  die Summe  $S$  der Quadrate der Abweichungen zwischen den Messwerten und der Modellvorhersage bestimmt:

$$S = \sum_{i=1}^N [y_i - (C_1 + C_2 x_i)]^2. \quad (4.22)$$

Die „besten“ Modellparameter erhält man, wenn  $S$  minimal wird. Aus dieser Forderung lassen sich die Bestimmungsgleichungen für  $C_1$  und  $C_2$  herleiten. Dasselbe Prinzip lässt sich auf beliebige Modellgleichungen anwenden. Dabei streuen die einzelnen Messwerte um die jeweilige Ausgleichskurve. Dies liegt zum einen an der Messunsicherheit der einzelnen Messwerte, welche statistischen und systematischen Schwankungen unterliegen und an der Unsicherheit des Modells. Je näher die Messwerte an der Kurve liegen, desto besser bildet das Modell den tatsächlichen physikalischen Zusammenhang ab. Die Standardabweichung der Einzelmessungen ergibt sich nach Kamke<sup>1</sup> für  $N_M$  Modellparameter und  $N$  Messwerte folgendermaßen:

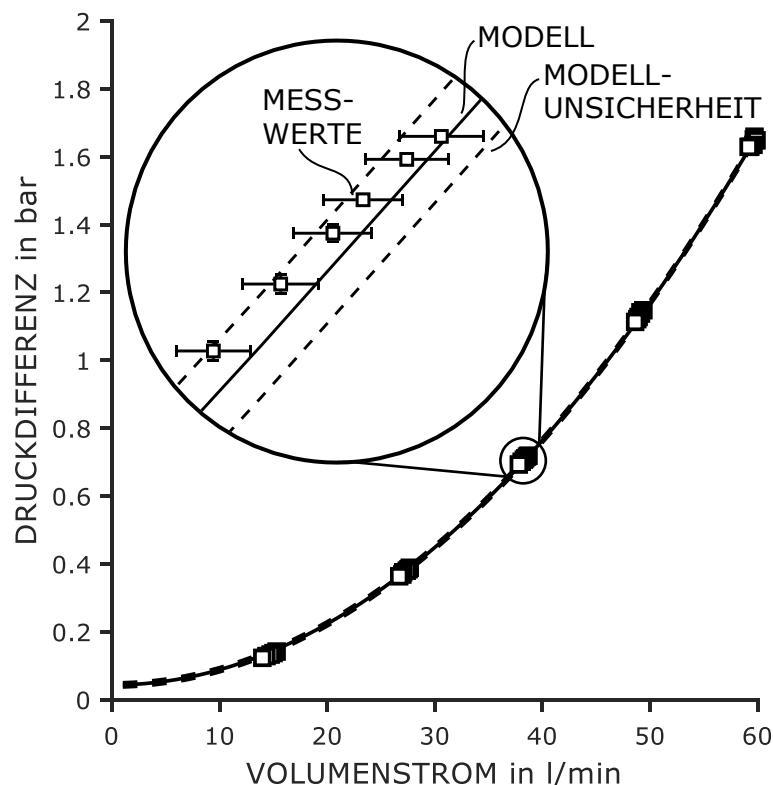
$$s = \sqrt{\frac{1}{N - N_M} S}. \quad (4.23)$$

In dieser Arbeit wird die Standardabweichung aus Gleichung 4.23 als Toleranzband der Modellgleichungen und somit zur Quantifizierung der Modellunsicherheit der Beobachter  $\delta_{\text{MOD}}(x)$  verwendet. Dies ist zulässig, wenn Modellunsicherheit und die Messunsicherheit der Einzelmessungen dieselbe

---

<sup>1</sup> KAMKE, *Der Umgang mit experimentellen Daten, insbesondere Fehleranalyse, im Physikalischen Anfänger-Praktikum: Eine elementare Einführung*, ([54], 2014)

Größenordnung aufweisen und sich somit die Messwerte der Kalibrierungsmessungen innerhalb des Toleranzbands der Modellgleichungen befinden. In Abbildung 4.1 ist dies für den Anlagenbeobachter eines Mischermoduls dargestellt.



**Abbildung 4.1** – Die Kalibrierung des Anlagenmodells erfolgt mit unsicheren Messwerten. Deren Streuung um die Modellkurve wird als Modellunsicherheit interpretiert, in deren Band alle Einzelmessungen beinhaltet sind.

Die Modellparameter sind auf der Basis der Messwerte mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate bestimmt. Das Modell bildet den Verlauf sehr gut ab, was sich in der geringen Modellunsicherheit widerspiegelt. Das Unsicherheitsband lässt sich nur im stark vergrößerten Ausschnitt erkennen, wobei die einzelnen Messpunkte alle innerhalb dieses Bandes liegen. Deren individuelle Messunsicherheit ist durch die Fehlerbalken dargestellt. Diese sind für die Druckdifferenz sehr gering. Für den Volumenstrom ist die Messunsicherheit ähnlich groß wie die Modellunsicherheit.

### 4.3.3 Unsicherheitsfortpflanzung

Die Messunsicherheit wurde bisher nur für Größen betrachtet, die direkt gemessen werden. Viele relevante Größen  $u = f(x)$  werden jedoch aus unsicheren Größen  $x$  berechnet. In diesem Fall muss die Unsicherheit der Eingangsgrößen  $\delta(x)$  in geeigneter Weise in die Unsicherheit der berechneten Größen  $\delta(u)$  fortgepflanzt werden. Für unkorrelierte, d.h. voneinander unabhängige, Eingangsgrößen kann die Gauß'sche Fehlerfortpflanzung für die Unsicherheitsfortpflanzung verwendet werden (vgl. Pelz et al.<sup>1</sup>):

$$\delta(u) = \sqrt{\sum_{i=1}^N \left[ \frac{\partial f}{\partial x_i} \delta(x_i) \right]^2}. \quad (4.24)$$

Somit hängt die Auswirkung der Unsicherheit einzelner Eingangsgrößen auf die daraus berechneten Größen von den partiellen Ableitungen  $\partial f/\partial x_i$  ab.

### 4.3.4 Gesamtunsicherheit der Residuen

Für die Berechnung der Gesamtunsicherheit der Residuen werden die einzelnen Beiträge zu deren Unsicherheit aus der Messunsicherheit der Messgrößen und der Modellunsicherheit der Beobachter anhand der Unsicherheitsfortpflanzung berechnet. Es ergibt sich beispielsweise für die Unsicherheit des Residuums  $R_{\text{pupl}}$ :

$$\delta(R_{\text{pupl}}) = \sqrt{\left[ \frac{\partial R_{\text{pupl}}}{\partial Q_{\text{pump}}} \delta(Q_{\text{pump}}) \right]^2 + \left[ \frac{\partial R_{\text{pupl}}}{\partial Q_{\text{plant}}} \delta(Q_{\text{plant}}) \right]^2} \quad (4.25)$$

mit:

$$\delta(Q_{\text{pump}}) = \sqrt{\left[ \frac{\partial Q_{\text{pump}}}{\partial \Delta p_{\text{pump}}} \delta(\Delta p_{\text{pump}}) \right]^2 + \left[ \frac{\partial Q_{\text{pump}}}{\partial n_{\text{pump}}} \delta(n_{\text{pump}}) \right]^2 + [\delta_{\text{MOD}}(Q_{\text{pump}})]^2} \quad (4.26)$$

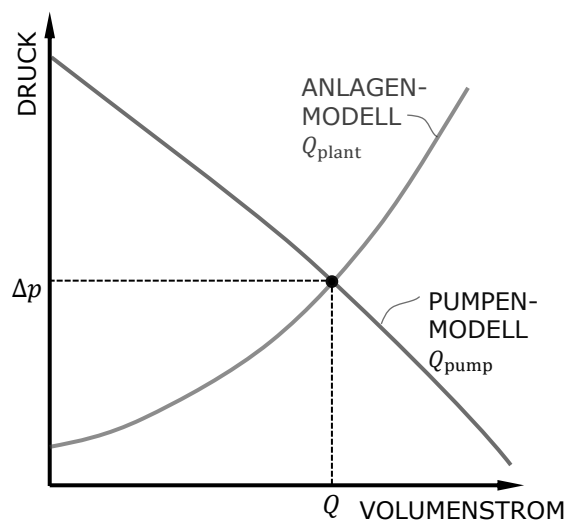
$$\delta(Q_{\text{plant}}) = \sqrt{\left[ \frac{\partial Q_{\text{plant}}}{\partial \Delta p_{\text{pump}}} \delta(\Delta p_{\text{pump}}) \right]^2 + \left[ \frac{\partial Q_{\text{plant}}}{\partial \Delta p_{\text{mix}}} \delta(\Delta p_{\text{mix}}) \right]^2 + [\delta_{\text{MOD}}(Q_{\text{plant}})]^2}. \quad (4.27)$$

<sup>1</sup> PELZ U. A., *Mastering Uncertainty in Mechanical Engineering*, ([83], 2021)

## 4.4 Hydraulisches Verhalten der Module

Das hydraulische Verhalten der einzelnen Module und deren Interaktion bildet die Grundlage für die Diagnoseregeln. Daher wird es im Folgenden detailliert untersucht. Dabei wird zunächst ein Dosiermodul, bestehend aus einem Tank, einem Pumpenaggregat und Verrohrung, im fehlerfreien Normalbetrieb betrachtet.

In Abbildung 4.2 ist die Druckdifferenz  $\Delta p$  über dem Volumenstrom  $Q$  dargestellt. Das Verhalten der Pumpe wird durch die zugehörige Pumpenkennlinie bzw. das Pumpenmodell  $Q_{\text{pump}}$  beschrieben. Mit zunehmender Druckdifferenz reduziert sich der geförderte Volumenstrom, da interne Verluste, beispielsweise durch Leckagen innerhalb der Pumpe, ansteigen. Die Steigung der Pumpenkennlinie variiert je nach Pumpentyp: Während Kreiselpumpen eine flachere Kennlinie aufweisen, zeigen Verdrängerpumpen meist einen steileren Verlauf. Die Druckverluste innerhalb des Moduls werden über die sogenannte Anlagenkennlinie bzw. das Anlagenmodell  $Q_{\text{plant}}$  abgebildet. Dieses beinhaltet alle hydraulischen Widerstände im betrachteten System. Dabei steigt der Druckverlust proportional zum Quadrat des Volumenstroms. Selbst wenn kein Fluid gefördert wird, kann ein konstanter Gegendruck, etwa durch die Überwindung einer geodätischen Höhendifferenz, vorliegen.



**Abbildung 4.2** – Der Betriebspunkt  $(Q, \Delta p)$  liegt im Schnittpunkt der Pumpen- und Anlagenkennlinie.

Der Betriebspunkt ist der Schnittpunkt der Pumpen- und Anlagenkennlinie. Er legt fest, welcher Volumenstrom  $Q$  bei einer Druckdifferenz  $\Delta p$  gefördert

wird. Die Beobachter der Fehlerdiagnose beruhen unter anderem auf den Pumpen- und Anlagenkennlinien. Im Normalbetrieb erfassen die Differenzdrucksensoren der Pumpen die Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{pump}}$ . Diese dient zusammen mit der gemessenen Drehzahl  $n$  als Eingangssignal für den Pumpenbeobachter, der den Volumenstrom  $Q_{\text{pump}}$  berechnet (siehe Gleichung 4.1 und 4.2).

Parallel dazu nutzt der Anlagenbeobachter die gemessene Druckdifferenz, um den Volumenstrom  $Q_{\text{plant}}$  basierend auf der Anlagenkennlinie zu bestimmen (siehe Gleichung 4.7). Liegen keine Fehler vor, sollten beide Beobachter denselben Volumenstrom  $Q_{\text{pump}} = Q_{\text{plant}} = Q$  berechnen. Damit ergibt sich für das Residuum:

$$R_{\text{pupl}} = Q_{\text{pump}} - Q_{\text{plant}} = 0. \quad (4.28)$$

Der Leistungsbeobachter schätzt ebenfalls denselben Wert  $Q$ , stützt sich dabei jedoch auf die Werte der Leistungsmessung. Unter normalen Betriebsbedingungen sollten alle Residuen, einschließlich derjenigen des Leistungsbeobachters, null sein, da keine Abweichungen zwischen den berechneten und gemessenen Werten vorliegen.

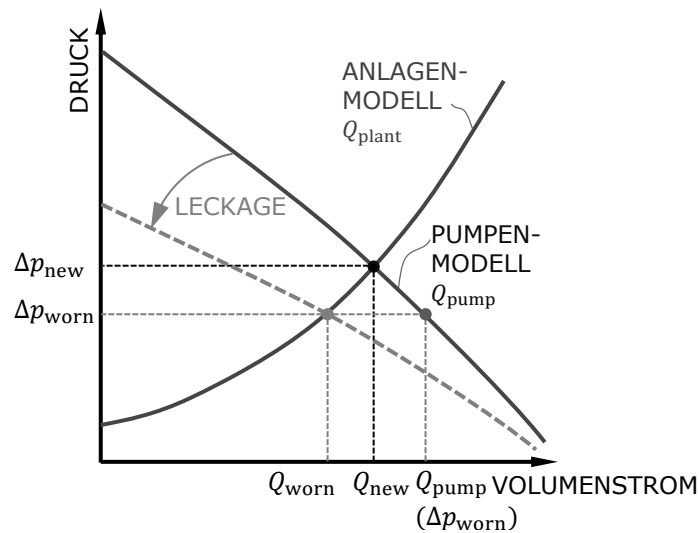
Tritt nun ein Fehler im Modul auf, verändert sich das Systemverhalten. Abbildung 4.3 zeigt das Verhalten des Moduls und der Beobachter für den Fall der inneren Leckage an der Pumpe. Durch diesen Pumpenfehler fördert die Pumpe nur noch einen geringeren Volumenstrom beim gegebenen Gegen- druck. Dies führt zum Absinken der Pumpenkennlinie und somit zu einer Verschiebung des Betriebspunkts.

Der ursprüngliche Betriebspunkt ist in Abbildung 4.3 mit  $\Delta p_{\text{new}}$  und  $Q_{\text{new}}$  gekennzeichnet. Durch das veränderte Pumpenverhalten verschiebt sich der Betriebspunkt zur Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{worn}} < \Delta p_{\text{new}}$  und zum reduzierten Volumenstrom  $Q_{\text{worn}} < Q_{\text{new}}$ .

Die Verschiebung des Betriebspunkts beeinflusst auch die Ergebnisse der Beobachter. Der Anlagenbeobachter beruht auf der Anlagenkennlinie, welche durch den auftretenden Fehler nicht beeinflusst wird. Da die reduzierte Druckdifferenz am neuen Betriebspunkt gemessen wird, berechnet der Anlagenbeobachter den veränderten Volumenstrom korrekt:

$$Q_{\text{plant}}(\Delta p_{\text{worn}}) = Q_{\text{worn}}. \quad (4.29)$$

Der Pumpenbeobachter hingegen stützt sich weiterhin auf die hinterlegte Pumpenkennlinie, welche das ursprüngliche Verhalten der Pumpe ohne die zusätzliche Leckage abbildet. Aufgrund der gesunkenen Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{worn}}$



**Abbildung 4.3** – Bei Leckage in der Pumpe senkt sich die Pumpenkennlinie ab und der Betriebspunkt verschiebt sich Richtung geringerer Druckdifferenz und Volumenstrom.

wird ein Volumenstrom berechnet, welcher größer ist als der tatsächlich geförderte und sogar größer als am ursprünglichen Betriebspunkt:

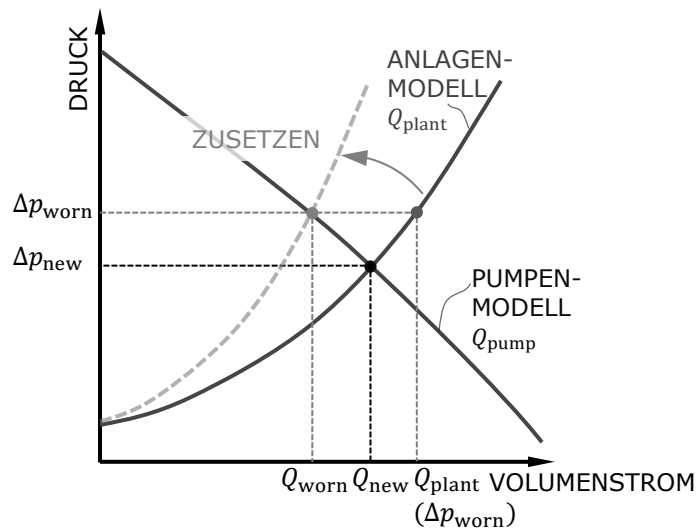
$$Q_{\text{pump}}(\Delta p_{\text{worn}}) > Q_{\text{new}} > Q_{\text{worn}}. \quad (4.30)$$

Damit gilt für das Residuum bei Pumpenleakage

$$R_{\text{pupl}} = Q_{\text{pump}} - Q_{\text{plant}} > 0. \quad (4.31)$$

Neben der Pumpenkennlinie kann sich auch das Verhalten der Anlage selbst verändern. Eine Erhöhung des Strömungswiderstands, beispielsweise durch das Drosseln von Ventilen oder das Zusetzen von Rohrleitungen, führt zu einem erhöhten Gegendruck innerhalb des Moduls. Infolgedessen verändert sich die Anlagenkennlinie, wie in Abbildung 4.4 in Grau dargestellt. Damit verschiebt sich der Betriebspunkt entlang der Pumpenkennlinie nach links oben. Die Druckdifferenz steigt  $\Delta p_{\text{worn}} > \Delta p_{\text{new}}$ , während der Volumenstrom abnimmt  $Q_{\text{worn}} < Q_{\text{new}}$ .

Die Auswirkungen dieser Veränderung auf die Beobachter lassen sich wie folgt beschreiben: Der Pumpenbeobachter erfasst die erhöhte Druckdifferenz korrekt und schätzt dementsprechend einen reduzierten Volumenstrom  $Q_{\text{pump}} = Q_{\text{worn}}$ , da sich der Pumpenbeobachter auf die, in diesem Fall unveränderte, Pumpenkennlinie stützt.



**Abbildung 4.4** – Beim Zusetzen des Moduls steigt die Anlagenkennlinie an und der Betriebspunkt verschiebt sich zu einer höheren Druckdifferenz und einem geringeren Volumenstrom.

Der Anlagenbeobachter hingegen basiert weiterhin auf der ursprünglichen, fehlerfreien Anlagenkennlinie. Die erhöhte Druckdifferenz durch das Zusetzen wird daher als eine Erhöhung des Volumenstroms  $Q_{\text{plant}}(\Delta p_{\text{worn}}) > Q_{\text{new}}$  interpretiert. Diese Diskrepanz führt zu einem nicht verschwindenden Residuum für das Modulzusetzen:

$$R_{\text{pupl}} = Q_{\text{pump}} - Q_{\text{plant}} < 0. \quad (4.32)$$

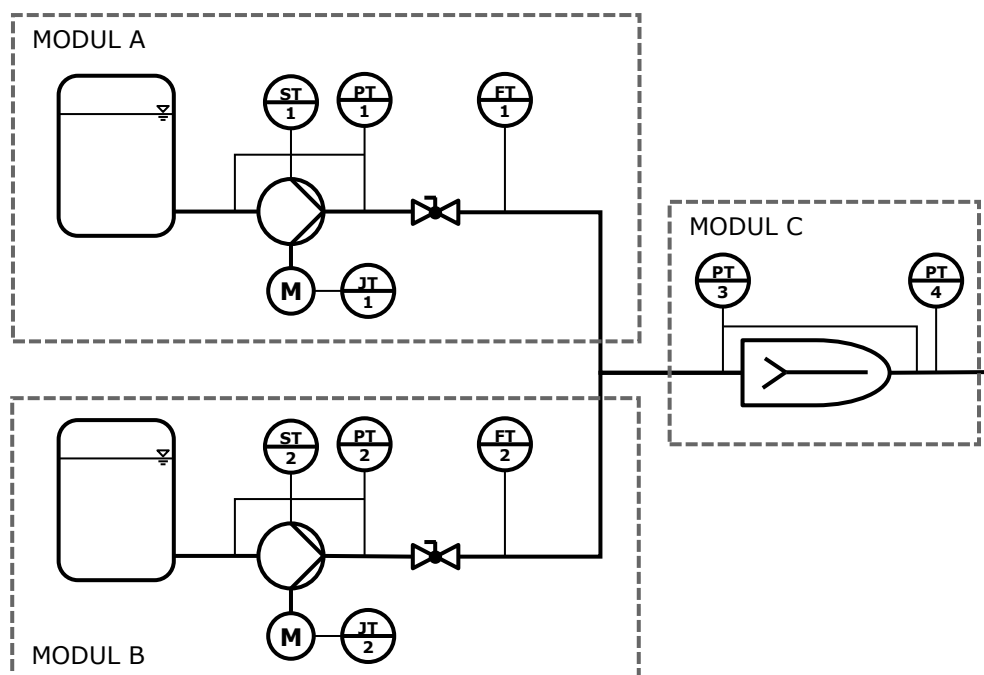
## 4.5 Modulinteraktion

In modularen Anlagen ist es essenziell, nicht nur die einzelnen Module isoliert zu betrachten, sondern auch deren Zusammenspiel zu analysieren. Die Interaktion der Module stellt eine zusätzliche Informationsquelle für die Fehlerdiagnose dar. Zur weiteren Untersuchung wird daher eine vereinfachte Anlage bestehend aus drei Modulen betrachtet, wie in Abbildung 4.5 dargestellt. Die beiden Dosiermodule A und B arbeiten parallel und fördern ihre jeweiligen Medien in das Mischmodul C.

Die Module A und B sind strukturell identisch aufgebaut. Jedes Modul verfügt über einen Medientank, aus dem eine Pumpe gespeist wird. Diese Pumpe wird von einem Motor angetrieben, dessen Leistungsaufnahme durch Leistungssensoren (JT) erfasst wird. Zusätzlich werden die Drehzahl der Pumpe (ST) sowie der Differenzdruck über die Pumpe (PT) gemessen. Nach der Pumpe ist ein

Ventil angebracht, welches stellvertretend für die internen Druckverluste des Moduls steht. Zur Validierung der entwickelten Methode erfolgt im Anschluss eine Volumenstrommessung (FT).

Das Mischermodul C besteht aus einem statischen Mischer sowie zwei Drucksensoren. Der Differenzdrucksensor PT3 misst den Druckabfall über den Mischer  $\Delta p_{\text{mix}}$ , während der Drucksensor PT4 den Absolutdruck nach dem Mischer  $p_{\text{abs}}$  erfasst.



**Abbildung 4.5** – Rohrleitungs- und Instrumentenfließschema einer vereinfachten Anlage bestehend aus den Dosiermodulen A und B sowie dem Mischermodul C.

Die einzelnen Module sind mit den bereits beschriebenen Beobachtern ausgestattet. Für die Module A und B sind Pumpenbeobachter basierend auf den Messungen des Differenzdrucks und der Drehzahl implementiert. Leistungsbeobachter verarbeiten die Messwerte der Leistung, des Differenzdrucks und der Drehzahl. Anlagenbeobachter errechnen zunächst den Druckabfall  $\Delta p_{\text{mod}}$  innerhalb des Dosiermoduls basierend auf den Druckmessungen in der gesamten Anlage, dem Umgebungsdruck  $p_0$  und der Füllhöhe des Tanks  $H$ ,

mit dem Medium der Dichte  $\varrho$ :

$$\Delta p_{\text{mod}} = p_0 + \varrho g H + \Delta p_{\text{pump}} - \Delta p_{\text{mix}} - p_{\text{abs}}. \quad (4.33)$$

Auf Grundlage dieses Druckabfalls bestimmt der Anlagenbeobachter anschließend den Volumenstrom gemäß der Gleichung 4.7. Im Modul C ist ebenfalls ein Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}$  implementiert, welcher die Messung des Druckabfalls  $\Delta p_{\text{mix}}$  für die Bestimmung des Volumenstroms verwendet. Darüber hinaus werden die Beobachterwerte aus den Modulen A und B aufsummiert, um ebenfalls Pumpen-, Anlagen- und Leistungsbeobachter für das Modul C zu generieren (vgl. 4.8). Damit gilt:

$$Q_{\text{pump}}^C = Q_{\text{pump}}^A + Q_{\text{pump}}^B \quad (4.34)$$

$$Q_{\text{plant}}^C = Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B \quad (4.35)$$

$$Q_{\text{power}}^C = Q_{\text{power}}^A + Q_{\text{power}}^B. \quad (4.36)$$

Die zuvor beschriebenen Fehler beeinflussen nicht nur das betroffene Modul, sondern wirken sich auch auf die Werte der Beobachter in anderen Modulen der Anlage aus. Hierzu wird zunächst der Fall einer inneren Leckage in Modul A betrachtet. Aufgrund des Pumpenfehlers sinkt der Volumenstrom  $Q^A$ , der von Modul A gefördert wird. Damit sinkt auch der Volumenstrom  $Q^C$ , der durch das Modul C transportiert wird. Dies hat eine Abnahme des Druckverlusts  $\Delta p_{\text{mix}}$  im Mischer von Modul C zur Folge, was wiederum zu einer Erhöhung des Volumenstroms  $Q^B$  in Modul B führt. Wie bereits festgestellt, überschätzt der Pumpenbeobachter in Modul A den Volumenstrom, obwohl dieser eigentlich abnimmt:

$$Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) > Q_{\text{new}}^A. \quad (4.37)$$

Der Leistungsbeobachter zeigt ein ähnliches Verhalten, da beide Beobachter die Energiewandlung in der Pumpe überwachen, wobei der Aufwand durch den internen Rückfluss nicht verringert wird. Lediglich der nach außen wahrnehmbare Förderstrom ist betroffen:

$$Q_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) > Q_{\text{new}}^A. \quad (4.38)$$

Der Anlagenbeobachter in Modul A hingegen nimmt den korrekten Wert wahr:

$$Q_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{worn}}^A < Q_{\text{new}}^A. \quad (4.39)$$

Das parallele Modul B bleibt von dem Pumpenfehler in Modul A unbeeinflusst. Alle Beobachter sind unabhängig von Modul A und schätzen daher auch den Volumenstrom korrekt:

$$Q_{\text{pump}}^B = Q_{\text{plant}}^B = Q_{\text{power}}^B = Q^B. \quad (4.40)$$

Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  im Modul C stützt sich ausschließlich auf die direkte Messung des Druckverlusts am Mischer  $\Delta p_{\text{mix}}^C$ . Dadurch wird der Volumenstrom in Modul C präzise bestimmt, ohne dass die Fehler in Modul A Einfluss auf die Messungen in Modul C nehmen. Somit ergibt sich der Volumenstrom aus der Summe des veränderten Volumenstroms  $Q_{\text{worn}}^A$  und dem Volumenstrom in Modul B  $Q^B$ :

$$Q_{\text{resis}}^C = Q^C = Q_{\text{worn}}^A + Q^B. \quad (4.41)$$

Für die anderen Stromab-Beobachter am Modul C gilt:

$$Q_{\text{pump}}^C = Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) + Q_{\text{pump}}^B > Q_{\text{new}}^A + Q^B = Q^C \quad (4.42)$$

$$Q_{\text{plant}}^C = Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B = Q_{\text{worn}}^A + Q^B = Q^C \quad (4.43)$$

$$Q_{\text{power}}^C = Q_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) + Q_{\text{power}}^B > Q_{\text{new}}^A + Q^B = Q^C. \quad (4.44)$$

Das bedeutet für die Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (4.45)$$

$$R_{\text{pure}}^C = Q_{\text{pump}}^C - Q_{\text{resis}}^C = Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) - Q_{\text{worn}}^A = R_{\text{pupl}}^A > 0 \quad (4.46)$$

$$R_{\text{plre}}^C = Q_{\text{plant}}^C - Q_{\text{resis}}^C = 0 \quad (4.47)$$

$$R_{\text{pore}}^C = Q_{\text{power}}^C - Q_{\text{resis}}^C = Q_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) - Q_{\text{worn}}^A = R_{\text{popl}}^A > 0. \quad (4.48)$$

Analog wird für die anderen möglichen Fehlerfälle vorgegangen. Die untersuchten Fehler in diesem vereinfachten System aus Abbildung 4.5 sind in Tabelle 4.1 aufgeführt.

Das Ergebnis des beschriebenen Vorgehens ist in Abbildung 4.6 zusammengefasst. Die Herleitung der einzelnen Einträge kann im Anhang A nachvollzogen werden. In den Spalten sind die einzelnen Residuen der Anlage aufgelistet. Das Superskript gibt entsprechend die Modulbezeichnung an. Die Zeilen der Tabelle repräsentieren dabei jeweils einen Fehlerfall. Die Einträge der Tabelle geben an, ob das entsprechende Residuum für den angegebenen Fehler positiv, negativ oder gar nicht beeinflusst wird.

**Tabelle 4.1** – Liste der untersuchten Fehlerfälle.

<b>Fehler</b>	<b>betroffene Module</b>
innere Leckage	A, B
Modulzusetzen	A, B, C
Modulaufweiten	A, B, C
Sensorfehler: $\Delta p$ zu niedrig	A, B, C
Sensorfehler: $\Delta p$ zu hoch	A, B, C
Sensorfehler: $P_{e1}$ zu niedrig	A, B
Sensorfehler: $P_{e1}$ zu hoch	A, B

Es ist bemerkenswert, dass jede Zeile eine eindeutige Kombination an Einträgen aufweist, was bedeutet, dass jeder Fehler eine individuelle Signatur in Bezug auf die Werte der Residuen besitzt. Diese Eigenschaft stellt die Isolierbarkeit, also die Unterscheidbarkeit der einzelnen Fehler, sicher. Bereits in dieser groben Darstellungsweise lassen sich bestimmte Muster erkennen: So beeinflussen Fehler immer nur das betroffene Modul, bzw. Module, die sich in Stromrichtung (stromauf oder stromab) befinden, jedoch niemals parallele Module.

Die Stromab-Beobachter im Modul C erscheinen unter Umständen überflüssig. Betrachtet man jedoch die Unterscheidbarkeit der Fehler „innere Leckage“ und „Modulaufweiten“, ist die zusätzliche Information aus den stromabwärts liegenden Modulen entscheidend. Die Residuen des betroffenen Moduls verhalten sich gleich, erst die Unterschiede im Vergleich zu dem unabhängigen Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}$  des Moduls C ermöglichen es, die Fehler auseinanderzuhalten.

Die Fehler-Symptom-Matrix in Abbildung 4.6 verdeutlicht, dass die Isolierbarkeit der einzelnen Fehlerfälle gewährleistet ist. Diese Isolierbarkeit ermöglicht es, den Ort und die Art des Fehlers zu bestimmen. Eine Quantifizierung des Fehlers hinsichtlich seines Ausmaßes ist jedoch auf dieser Basis noch nicht möglich. Zur Bestimmung des Fehlerausmaßes ist es zunächst erforderlich, eine geeignete Größe zu definieren. Diese muss sowohl zweckmäßig als auch leicht verständlich sein.

		$R_{pupl}^A$	$R_{popl}^A$	$R_{popu}^A$	$R_{pupl}^B$	$R_{popl}^B$	$R_{popu}^B$	$R_{pure}^C$	$R_{pore}^C$	$R_{plre}^C$
<b>MODUL A</b>	LECKAGE	> 0	> 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0
	ZUSETZEN	< 0	< 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0
	AUFWEITEN	> 0	> 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0
	$\Delta p$ NIEDRIG	> 0	> 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	< 0
	$\Delta p$ HOCH	< 0	< 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0	< 0	> 0
	$P_{el}$ NIEDRIG	≈ 0	< 0	< 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0	≈ 0
	$P_{el}$ HOCH	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	≈ 0
<b>MODUL B</b>	LECKAGE	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0
	ZUSETZEN	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0	< 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0
	AUFWEITEN	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0
	$\Delta p$ NIEDRIG	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0	> 0	> 0	< 0
	$\Delta p$ HOCH	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0	< 0	≈ 0	< 0	< 0	> 0
	$P_{el}$ NIEDRIG	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0	< 0	≈ 0	< 0	≈ 0
	$P_{el}$ HOCH	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0	> 0	≈ 0
<b>MODUL C</b>	ZUSETZEN	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	< 0	< 0	< 0
	AUFWEITEN	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	> 0	> 0	> 0
	$\Delta p$ NIEDRIG	< 0	< 0	≈ 0	< 0	< 0	≈ 0	> 0	> 0	> 0
	$\Delta p$ HOCH	> 0	> 0	≈ 0	> 0	> 0	≈ 0	< 0	< 0	< 0

**Abbildung 4.6** – Aufstellung der erwarteten Ergebnisse für die Residuen der Module A, B und C für die verschiedenen Fehler aus Tabelle 4.1 entsprechend dem Vorgehen in Anhang A als Fehler-Symptom-Matrix.

## 4.6 Definition der Fehlergrade

In dieser Arbeit wird ein Fehler über seine Auswirkung auf die Funktionserfüllung der technischen Komponenten bzw. des Moduls quantifiziert. Die Funktionserfüllung stellt dabei den Zweck eines jeden technischen Systems dar (vgl. Abbildung 1.1).

Fehler wirken sich auf die Funktion aus, indem sie deren Erfüllung entweder einschränken oder sogar vollständig verhindern. Die Definition der Fehlergrade orientiert sich daher an der Funktion des (Teil-)Systems und der relativen Abnahme dieser Funktion als Folge des Fehlers. Die Bezugsgröße für diese Betrachtung ist stets der fehlerfreie Ausgangszustand, und es werden dimensionslose Größen gebildet, deren Bedeutung den Anwendern unmittelbar verständlich ist.

Die Definition des dimensionslosen Fehlergrads  $x$  erfolgt derart, dass für den Fall  $x = 0$  kein Fehler vorliegt. Mit steigendem Fehlergrad nimmt auch die Auswirkung des Fehlers zu. Der Fehlergrad kann definitionsgemäß nur positive Werte annehmen. Für die zu untersuchenden Fehlerfälle aus Tabelle 4.1 ergeben sich damit die nachfolgend aufgeführten Fehlergrade.

### 4.6.1 Innere Leckage

Die Vergrößerung von Spalten innerhalb einer Pumpe führt zu internen Rückströmungen von der Druck- auf die Saugseite der Pumpe. Diese Rückströmungen verringern den Förderstrom, der vom Ausgangszustand  $Q_{\text{ref}}$  zum tatsächlichen Zustand  $Q_i$  abnimmt. In der Folge verringert sich der volumetrische Wirkungsgrad der Pumpe. Die Funktion einer Pumpe besteht darin, einen Volumenstrom bei einem Gegendruck bereitzustellen. Diese Funktion wird durch den Fehler eingeschränkt, womit sich der Fehlergrad  $x_{\text{pump}}$  als Abnahme des volumetrischen Wirkungsgrads folgendermaßen ergibt:

$$x_{\text{pump}} := \frac{Q_{\text{ref}} - Q_i}{Q_{\text{ref}}}. \quad (4.49)$$

### 4.6.2 Modulaufweiten bzw. -zusetzen

Die Durchströmung von Rohren und Apparaten kann zu erosivem Verschleiß an deren Querschnitten führen. Dadurch wird der Strömungswiderstand reduziert. Umgekehrt kann auch die Ansammlung von Ablagerungen an Filtern oder Strömungsstörern zu einer Erhöhung des Strömungswiderstands führen, was den Fluss behindert. In beiden Fällen verändert sich der Druckverlust

von einem Referenzzustand  $\Delta p_{\text{mod,ref}}$  zum fehlerhaften Zustand  $\Delta p_{\text{mod,i}}$ . Die relative Zu- bzw. Abnahme des Druckverlusts wird als Fehlergrad  $x_{\text{modclog}}$  bzw.  $x_{\text{modwide}}$  definiert:

$$x_{\text{modclog}} := \frac{\Delta p_{\text{mod,i}} - \Delta p_{\text{mod,ref}}}{\Delta p_{\text{mod,ref}}} \quad (4.50)$$

$$x_{\text{modwide}} := \frac{\Delta p_{\text{mod,ref}} - \Delta p_{\text{mod,i}}}{\Delta p_{\text{mod,ref}}}. \quad (4.51)$$

### 4.6.3 Mischeraufweiten bzw. -zusetzen

Analog zum Modulaufweiten bzw. -zusetzen können sich auch die inneren Querschnitte in statischen Mischern vergrößern oder verringern. Beim Zusetzen spricht man dabei vom sogenannten Fouling, welches alle Strömungsreaktoren betreffen kann. Als Maß für den Fortschritt des Fehlers  $x_{\text{mix}}$  wird der gemessene Druckverlust über den Mischer  $\Delta p_{\text{mix,i}}$  auf den Referenzzustand  $\Delta p_{\text{mix,ref}}$  bezogen, wobei die relative Zu- bzw. Abnahme bewertet wird:

$$x_{\text{mixclog}} := \frac{\Delta p_{\text{mix,i}} - \Delta p_{\text{mix,ref}}}{\Delta p_{\text{mix,ref}}} \quad (4.52)$$

$$x_{\text{mixwide}} := \frac{\Delta p_{\text{mix,ref}} - \Delta p_{\text{mix,i}}}{\Delta p_{\text{mix,ref}}}. \quad (4.53)$$

### 4.6.4 Sensorfehler

Sensoren erfassen verschiedene Messgrößen und wandeln diese in elektrische Signale um. Die Charakteristik eines Sensors wird über seine Sensorkennlinie ausgedrückt. Diese gibt den Zusammenhang zwischen der Messgröße und dem Ausgangssignal innerhalb des Betriebsbereichs meist als Geradengleichung mit einem Offset und einer Steigung an. Fehler und Alterungsvorgänge der Sensoren können dafür sorgen, dass das Sensorverhalten nicht mehr durch die kalibrierte Sensorkennlinie abgebildet wird, sondern sich die Steigung der Kennlinie verändert, was zu einem proportional zu niedrigen ( $x_{\text{senslow}}$ ) oder zu hohen Ausgangssignal ( $x_{\text{senshigh}}$ ) führt. Für eine Messgröße  $k$  ist dieser Steigungsfehler  $x_{\text{sens}}$  über die relative Abweichung des ausgegebenen Wertes  $k_i$  vom tatsächlichen Wert  $k_{\text{ref}}$  definiert:

$$x_{\text{senslow}} := \frac{k_{\text{ref}} - k_i}{k_{\text{ref}}} \quad (4.54)$$

$$x_{\text{senshigh}} := \frac{k_i - k_{\text{ref}}}{k_{\text{ref}}}. \quad (4.55)$$

## 4.7 Linearisierung der Beobachter

Um die Zusammenhänge zwischen den Fehlergraden eines Fehlertyps und den resultierenden Residuen aller Module zu definieren, müssen die unterschiedlichen Beobachtermodelle kombiniert und miteinander verrechnet werden. Diese Modelle beinhalten teilweise Wurzelfunktionen (Anlagenbeobachter), quadratische Funktionen (Pumpenbeobachter) oder Polynome höheren Grades (Leistungsbeobachter). Dadurch lassen sie sich nicht ohne weiteres ineinander einsetzen. In der Nähe des aktuellen Betriebspunkts weisen sie jedoch alle annähernd lineares Verhalten auf. Deshalb wird eine Linearisierung der Funktion  $f(x)$  mit den Eingangsgrößen  $x$  um den Betriebspunkt  $x_0$  vorgenommen. Für das allgemeine linearisierte Modell  $\tilde{f}(x)$  gilt dann:

$$\tilde{f}(x) = mx + c \quad (4.56)$$

mit der Steigung

$$m = \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x_0} \quad (4.57)$$

und dem Offset

$$c = f(x_0) - mx_0. \quad (4.58)$$

Beispielhaft wird an dieser Stelle die Linearisierung des Pumpenmodells für die Exzentrerschneckenpumpe, gemäß Gleichung 4.1, gezeigt. Alle weiteren Linearisierungen finden sich im Anhang A.2.

Die Steigung des linearisierten Modells  $\tilde{Q}_{\text{pump}}^{\text{ESP}}$  berechnet sich nach Gleichung 4.57:

$$m_{\text{pump}}^{\text{ESP}} = \left. \frac{\partial [nV - (C_0 + C_1n + C_2\Delta p_{\text{pump}}^2)]}{\partial \Delta p_{\text{pump}}} \right|_{\Delta p_{\text{pump,op}}} = -2C_2\Delta p_{\text{pump,op}}. \quad (4.59)$$

Für den Offset gilt:

$$\begin{aligned} c_{\text{pump}}^{\text{ESP}} &= [nV - (C_0 + C_1n + C_2\Delta p_{\text{pump}}^2)] - m_{\text{pump}}^{\text{ESP}}x_0 \\ &= n_{\text{op}}(V - C_1) - C_0 + C_2\Delta p_{\text{pump,op}}^2. \end{aligned} \quad (4.60)$$

Alle linearisierten Beobachter geben den Volumenstrom  $\tilde{Q}_{\text{obs}}$  als Summe des Offsets  $c_{\text{obs}}$  und des Produkts der Steigung  $m_{\text{obs}}$  mit der Druckdifferenz  $\Delta p$  an.

## 4.8 Aufstellen der Diagnoseregeln

Mit den linearisierten Beobachtern und den definierten Fehlergraden lassen sich die Zusammenhänge zwischen den Auswirkungen eines Fehlers in einem Modul und den berechneten Residuen für den jeweiligen Betriebspunkt formulieren. Dadurch können die Einträge in Abbildung 4.6 weiter spezifiziert und systematisch hergeleitet werden. Diese Analyse bildet die Grundlage für die diagnostischen Regeln der Fehleridentifikation.

Im Folgenden wird weiterhin das Beispiel der vereinfachten Anlage gemäß Abbildung 4.5 verwendet. Diese kann jedoch verallgemeinert und auf komplexere Anlagentopologien mit einer größeren Anzahl paralleler und serieller Module übertragen werden. Die Module A und B repräsentieren in dieser Betrachtung parallele Module, während das Modul C stellvertretend für eine beliebige Anzahl stromabwärts gelegener Module steht. In dieser Beziehung liegen die Module A und B stromaufwärts von Modul C und ihre Interaktion mit Modul C lässt sich entsprechend verallgemeinern.

Die Herleitung der einzelnen Regeln wird exemplarisch an zwei Fehlerfällen erläutert: Der bereits mehrfach betrachtete Fehlerfall „innere Leckage“ an der Pumpe eines Dosiermoduls sowie das Zusetzen eines solchen Moduls. Die vollständigen Herleitungen für alle weiteren Fehlerfälle sind im Anhang unter A.3 dokumentiert.

### 4.8.1 Diagnoseregeln für innere Leckage

Der Fehlerfall „innere Leckage“ der Pumpe des Dosiermoduls A wurde bereits in Kapitel 4.4 beschrieben. Abbildung 4.3 veranschaulicht die Verschiebung des Betriebspunkts und die von den Beobachtern erfassten Werte.

Das Ausmaß des Pumpenfehlers wird gemäß der Gleichung 4.49 durch die Abnahme des volumetrischen Wirkungsgrads beschrieben. Hierzu sind sowohl die Werte für den tatsächlichen Volumenstrom  $Q_i$  als auch für den Referenzvolumenstrom ohne den auftretenden Fehler  $Q_{\text{ref}}$  zu bestimmen.

Der Anlagenbeobachter erfasst den tatsächlichen Volumenstrom korrekt, da die innere Leckage der Pumpe keinen Einfluss auf dessen Berechnung hat. Damit gilt:

$$Q_i^A = Q_{\text{plant}}^A. \quad (4.61)$$

Der Referenzwert für die einwandfreie Funktion der Pumpe aus Gleichung 4.49 wird hingegen vom Pumpenbeobachter bereitgestellt. Dieser schätzt den Volumenstrom für die auftretende Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{worn}}$  auf der Basis des Pumpenmodells  $Q_{\text{pump}}$ , das vom Normalverhalten der Pumpe ausgeht. Somit gilt:

$$Q_{\text{ref}}^A = Q_{\text{pump}}^A. \quad (4.62)$$

Durch Einsetzen in die Definition des Fehlergrads 4.49 und die Definition des Residuums  $R_{\text{pupl}}$  folgt:

$$x_{\text{pump}}^A = \frac{Q_{\text{ref}}^A - Q_i^A}{Q_{\text{ref}}^A} = \frac{Q_{\text{pump}}^A - Q_{\text{plant}}^A}{Q_{\text{pump}}^A} = \frac{R_{\text{pupl}}^A}{Q_{\text{pump}}^A}. \quad (4.63)$$

Somit kann der Fehlergrad der inneren Leckage aus dem Wert des Beobachters  $Q_{\text{pump}}$  und dem Residuum  $R_{\text{pupl}}$  des betroffenen Moduls rechnerisch bestimmt werden.

Für die weiteren Residuen, die laut Abbildung 4.6 von der inneren Leckage im Modul A beeinflusst werden, können analoge Zusammenhänge hergeleitet werden. Auf Basis des Leistungsbeobachters  $Q_{\text{power}}$  des betroffenen Moduls kann analog zum Pumpenbeobachter ein Referenzwert für den Volumenstrom berechnet werden. Damit ergibt sich eine alternative Berechnung des Fehlergrads:

$$x_{\text{pump}}^A = \frac{Q_{\text{ref}}^A - Q_i^A}{Q_{\text{ref}}^A} = \frac{Q_{\text{power}}^A - Q_{\text{plant}}^A}{Q_{\text{power}}^A} = \frac{R_{\text{pupl}}^A}{Q_{\text{power}}^A}. \quad (4.64)$$

Der Anlagenbeobachter im stromabwärts gelegenen Modul C  $Q_{\text{resis}}^C$  bleibt unabhängig vom Fehler und kann als weiterer korrekt geschätzter Wert für den Volumenstrom herangezogen werden. Seine Werte entsprechen der Summe der tatsächlich auftretenden Volumenströme in den stromaufwärts gelegenen Modulen A und B:

$$Q_{\text{resis}}^C = Q_i^A + Q_i^B. \quad (4.65)$$

Der Stromab-Beobachter  $Q_{\text{pump}}^C$  addiert die Werte der Beobachter  $Q_{\text{pump}}^A$  und  $Q_{\text{pump}}^B$ . Somit gilt für das Residuum  $R_{\text{pure}}^C$ :

$$\begin{aligned} R_{\text{pure}}^C &= Q_{\text{pump}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{pump}}^A + Q_{\text{pump}}^B - Q_i^A - Q_i^B. \end{aligned} \quad (4.66)$$

Da der Pumpenbeobachter im nicht betroffenen Modul B durch den Fehler in Modul A nicht beeinflusst wird, zeigt er den korrekten Wert  $Q_{\text{pump}}^B = Q_i^B$  an. Somit lässt sich der Fehlergrad über das Residuum  $R_{\text{pure}}^C$  folgendermaßen berechnen:

$$x_{\text{pump}}^A = \frac{Q_{\text{pump}}^A - Q_i^A}{Q_{\text{pump}}^A} = \frac{R_{\text{pure}}^C}{Q_{\text{pump}}^A}. \quad (4.67)$$

Analog dazu lässt sich der Fehlergrad über das Residuum  $R_{\text{pore}}^C$  darstellen:

$$x_{\text{pump}}^A = \frac{R_{\text{pore}}^C}{Q_{\text{power}}^A}. \quad (4.68)$$

Die Diagnoseregeln für die innere Leckage in Modul A sind in den Gleichungen 4.63, 4.64, 4.67 und 4.68 beschrieben. Der Fehlergrad eines spezifischen Fehlers in einem Modul wird jeweils auf der Grundlage von Residuen und Beobachterwerten berechnet. Die daraus resultierenden Werte werden im Folgenden als Fehlerindikatoren  $i$  bezeichnet. Diese verkörpern die Diagnoseregeln und stellen eine direkte Relation zwischen dem Fehlergrad, den Beobachterwerten und den Residuen dar. Um dem Informationsgehalt, den ein solcher Indikator repräsentiert, gerecht zu werden, wird die folgende Nomenklatur mit den Abkürzungen aus Tabelle 4.2 verwendet:

$$i_{\langle \text{ResidualType} \rangle, \langle \text{ResidualModule} \rangle}^{\langle \text{FaultType} \rangle, \langle \text{FaultyModule} \rangle}. \quad (4.69)$$

Somit lässt sich Gleichung 4.68 schreiben als:

$$i_{\text{pump},A}^{\text{pore},C} = \frac{R_{\text{pore}}^C}{Q_{\text{power}}^A}. \quad (4.70)$$

## 4.8.2 Diagnoseregeln für Modulzusätzen

Die Herleitung der Diagnoseregeln für den Fehler „Modulzusätzen“ lässt sich anhand der Darstellung in Abbildung 4.7 verdeutlichen. Durch das Zusetzen des Moduls steigt der Druckabfall über das Modul, wodurch sich die Anlagenkennlinie nach oben verschiebt. Dies führt zu einem neuen Betriebspunkt  $Q_{\text{worn}}$  bei der Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{worn}}$ .

Der Pumpenbeobachter erfasst den veränderten Wert korrekt. Mithilfe der linearisierten Näherung der Kennlinie kann der Volumenstrom  $Q_{\text{worn}}$  außerdem als Linienzug vom ursprünglichen Betriebspunkt  $(Q_{\text{new}}, \Delta p_{\text{new}})$  und über die Änderung der Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A$  ausgedrückt werden:

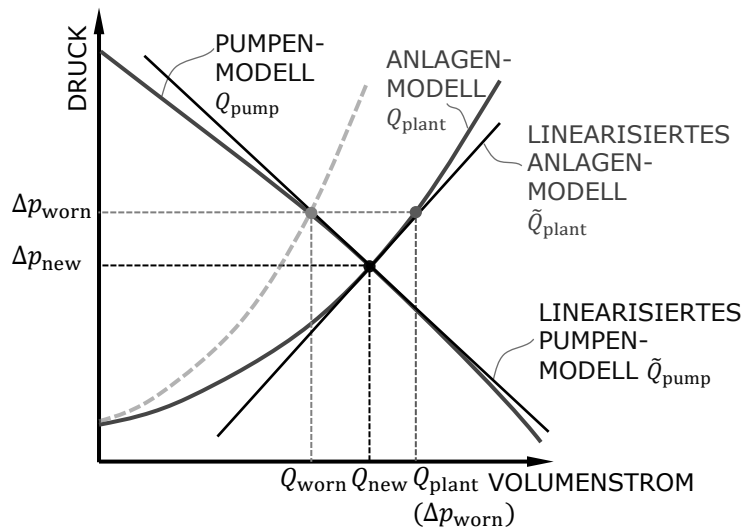
$$Q_{\text{worn}}^A = \tilde{Q}_{\text{pump}}^A = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A (\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A). \quad (4.71)$$

Der Referenzwert für den Druckabfall im Modul wird durch den Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}^A$  bestimmt. Dieser lässt sich ebenfalls über das linearisierte Modell und die Änderung der Druckdifferenz ausdrücken:

$$Q_{\text{ref}}^A = \tilde{Q}_{\text{plant}}^A (\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A (\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A). \quad (4.72)$$

Tabelle 4.2 – Liste der relevanten Fehlerfälle.

Kürzel	Bedeutung
pupl	Residuum $R_{\text{pupl}}$
popl	Residuum $R_{\text{popl}}$
popu	Residuum $R_{\text{popu}}$
pure	Residuum $R_{\text{pure}}$
pore	Residuum $R_{\text{pore}}$
plre	Residuum $R_{\text{plre}}$
pump	Fehlerfall „innere Leckage“
modclog	Fehlerfall „Modulzusetzen“
modwide	Fehlerfall „Modulaufweiten“
mixclog	Fehlerfall „Mischerzusetzen“
mixwide	Fehlerfall „Mischeraufweiten“
dpplow	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{pump}}$ niedrig“
dpphigh	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{pump}}$ hoch“
dpmLOW	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{mix}}$ niedrig“
dpmhigh	Fehlerfall „Sensorfehler $\Delta p_{\text{mix}}$ hoch“
Plow	Fehlerfall „Sensorfehler $P_{\text{el}}$ niedrig“
Phigh	Fehlerfall „Sensorfehler $P_{\text{el}}$ hoch“



**Abbildung 4.7** – Beim Zusetzen des Moduls erhöht sich die Druckdifferenz (vgl. Abb. 4.4). Die Beobachter können über die linearisierten Modelle gut vereinfacht werden.

Für das Residuum  $R_{\text{pupl}}^A$  des betroffenen Moduls ergibt sich damit:

$$\begin{aligned}
 R_{\text{pupl}}^A &= \tilde{Q}_{\text{pump}}^A - \tilde{Q}_{\text{plant}}^A \\
 &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A (\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A) - [Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A (\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A)] \\
 &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) (\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A).
 \end{aligned} \tag{4.73}$$

Unter Verwendung der Definition des Fehlergrads für das Modulzusetzen aus Gleichung 4.50 folgt der Zusammenhang:

$$R_{\text{pupl}}^A = (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) x_{\text{modclog}}^A \Delta p_{\text{new}}^A. \tag{4.74}$$

Da jedoch nicht die ursprüngliche Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{new}}^A$ , sondern die Druckdifferenz im fehlerhaften Zustand  $\Delta p_{\text{worn}}^A$  gemessen wird, muss die Gleichung entsprechend umgestellt werden. Dadurch ergibt sich:

$$\begin{aligned}
 R_{\text{pupl}}^A &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) x_{\text{modclog}}^A \Delta p_{\text{new}}^A \\
 &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) x_{\text{modclog}}^A \frac{\Delta p_{\text{mod,worn}}}{1 + x_{\text{modclog}}^A} \\
 &= x_{\text{modclog}}^A [(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) \Delta p_{\text{mod,worn}}^A - R_{\text{pupl}}^A].
 \end{aligned} \tag{4.75}$$

Somit resultiert der Indikator für den Fehler „Modulzusetzen“ im Modul A mit dem Residuum  $R_{\text{pupl}}^A$  des betroffenen Moduls:

$$i_{\text{modclog,A}}^{\text{pupl,A}} = \frac{R_{\text{pupl}}^A}{(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) \Delta p_{\text{mod,worn}}^A - R_{\text{pupl}}^A}. \tag{4.76}$$

Der Leistungsbeobachter des betroffenen Moduls verfügt für den Fehlerfall „Modulzusetzen“ über dieselbe Wissensbasis wie der Pumpenbeobachter. Beide berechnen den korrekten Volumenstrom  $Q_i^A = Q_{\text{power}}^A (\Delta p_{\text{worn}}^A)$ . Damit ergeben sich die Herleitungen für den zugehörigen Indikator analog zu den vorherigen Ausführungen:

$$i_{\text{modclog,A}}^{\text{popl,A}} = \frac{R_{\text{popl}}^A}{(m_{\text{power}}^A - m_{\text{plant}}^A) \Delta p_{\text{mod,worn}}^A - R_{\text{popl}}^A}. \tag{4.77}$$

Für den Stromab-Beobachter  $Q_{\text{plant}}^C$  im nachgelagerten Modul C gilt:

$$Q_{\text{plant}}^C = Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B. \tag{4.78}$$

Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  im Modul C nimmt ebenso wie der Stromab-Pumpenbeobachter den korrekten Volumenstrom wahr:

$$Q_{\text{resis}}^C = Q_{\text{pump}}^C = Q_{\text{pump}}^A + Q_{\text{pump}}^B. \quad (4.79)$$

Für das parallele Modul B sind ebenfalls alle Beobachterwerte korrekt, da diese nicht durch den Fehler in Modul A beeinflusst werden. Damit lässt sich das Residuum  $R_{\text{pre}}^C$  auch ausdrücken als:

$$\begin{aligned} R_{\text{pre}}^C &= Q_{\text{plant}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B - (Q_{\text{pump}}^A + Q_{\text{pump}}^B) \\ &= Q_{\text{plant}}^A - Q_{\text{pump}}^A \\ &= -R_{\text{pupl}}^A. \end{aligned} \quad (4.80)$$

Somit lässt sich auch der Indikator für den Fehler „Modulzusetzen“ mit dem Residuum  $R_{\text{pre}}^C$  eines nachgelagerten Moduls ableiten:

$$i_{\text{modclog,A}}^{\text{pre,C}} = -\frac{R_{\text{pre}}^C}{(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{mod,worn}}^A - R_{\text{pre}}^C}. \quad (4.81)$$

## 4.9 Auswertung der Diagnose

Durch die Anwendung der Diagnoseregeln können Indikatoren für alle Kombinationen aus Fehlerfällen und relevanten Residuen (Nichtnulleinträge in Abbildung 4.6) berechnet werden. Damit ein Fehler isoliert und identifiziert wird, müssen sämtliche zugehörigen Diagnoseregeln erfüllt sein. Dies bedeutet, dass die eindeutige Signatur der Residuen, also alle Einträge einer Zeile aus Abbildung 4.6, für jeden Fehler überprüft wird. Dieses Vorgehen ist gleichbedeutend mit einer logischen UND-Verknüpfung der einzelnen Indikatoren.

Da alle Fehlergrade als positive, dimensionslose Größen definiert sind, kann die UND-Verknüpfung der Indikatoren durch die Minimum-Funktion realisiert werden. Der tatsächlich vorliegende Fehler ist somit derjenige, für den das Minimum der zugehörigen Indikatoren  $i_f^s$  über alle relevanten Residuen  $s \in \mathbb{S}$  über alle möglichen Fehler  $f \in \mathbb{F}$  maximal ist:

$$x^* = \max_{f \in \mathbb{F}} \left[ \min_{s \in \mathbb{S}} (i_f^s) \right]. \quad (4.82)$$

Hierbei bezeichnet  $x^*$  den detektierten Fehler,  $\mathbb{F}$  die Menge aller möglichen Fehler (Zeilen in Abb. 4.6) und  $\mathbb{S}$  die Menge der relevanten Residuen (Nichtnulleinträge der entsprechenden Zeile in Abb. 4.6).

## 4.10 Unsicherheitsbetrachtung der Diagnose

Die Diagnoseregeln basieren auf den linearisierten Beobachtern sowie den berechneten Werten der Residuen. Zur Bestimmung der Unsicherheit der Diagnose sind folglich im Sinne der Unsicherheitsfortpflanzung nach Gleichung 4.24 die partiellen Ableitungen der einzelnen Einflussgrößen auf die Indikatoren und deren jeweilige Unsicherheit zu berücksichtigen. Während die Unsicherheit der Beobachter und Residuen bereits in Kapitel 4.3 diskutiert wurde, wird im Folgenden die Unsicherheit der Linearisierung, insbesondere der Steigungen, näher betrachtet.

Die Steigung einer linearisierten Beobachtergleichung wird durch eine Taylor-Entwicklung ermittelt, die nach dem ersten Glied abgebrochen wird:

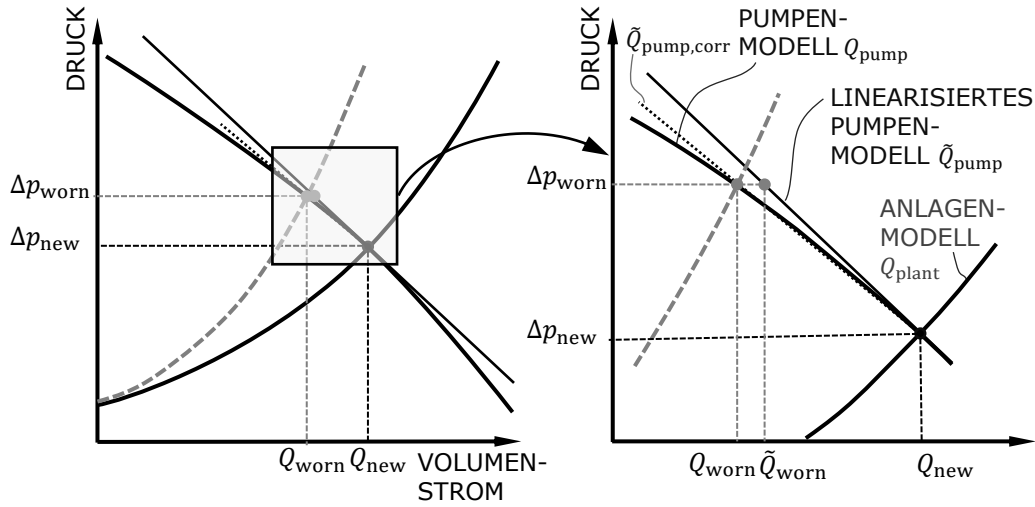
$$m = \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x_0}. \quad (4.83)$$

Damit liegt ein Zusammenhang zwischen den unsicheren Eingangsgrößen  $x$  mit der bereits berechneten Unsicherheit  $\delta(x)$  und der Steigung  $m$  vor. Die Linearisierung stellt allerdings eine vereinfachte Näherung der kalibrierten Modelle dar. Nahe am Betriebspunkt, an dem die Linearisierung durchgeführt wird, ist die zusätzlich eingeführte Modellunsicherheit gering. Sie nimmt jedoch mit zunehmendem Abstand von diesem Betriebspunkt zu. Diese zusätzliche Modellunsicherheit der Linearisierung wird als  $\delta_{\text{LIN}}(m)$  quantifiziert.

Die Abweichung zwischen dem linearisierten Modell und dem tatsächlichen Verhalten ist in Abbildung 4.8 für den Fall des Modulzusatzes veranschaulicht. Im vergrößerten Ausschnitt auf der rechten Seite des Diagramms ist deutlich zu erkennen, dass sich der tatsächliche Betriebspunkt mit dem Volumenstrom  $Q_{\text{worn}}$  von dem durch das linearisierte Pumpenmodell  $\tilde{Q}_{\text{pump}}$  bestimmten Betriebspunkt  $\tilde{Q}_{\text{worn}}$  unterscheidet.

Diese Diskrepanz kann durch ein angepasstes, linearisiertes Modell  $\tilde{Q}_{\text{pump,corr}}$  kompensiert werden, das durch die Punkte  $(Q_{\text{new}}, \Delta p_{\text{new}})$  und  $(Q_{\text{worn}}, \Delta p_{\text{worn}})$  verläuft. Diese Gerade ist in Abbildung 4.8 als schwarze, gepunktete Linie dargestellt. Es ist erkennbar, dass sich die Steigungen der ursprünglichen Linearisierung  $\tilde{Q}_{\text{pump}}$  und korrigierten Linearisierung  $\tilde{Q}_{\text{pump,corr}}$  unterscheiden. Die Differenz dieser Steigungen lässt sich als Modellunsicherheit für diesen Fall interpretieren:

$$\delta_{\text{LIN}}(m_{\text{pump}}) = m_{\text{pump}} - m_{\text{pump,corr}}. \quad (4.84)$$



**Abbildung 4.8** – Links: Der Fall des Modulzusetzens, wie in Abb. 4.7 aufgezeigt. Rechts: Im vergrößerten Ausschnitt ist erkennbar, dass das linearisierte Pumpenmodell den neuen Betriebspunkt nicht exakt abbildet.

Die Steigung  $m_{\text{pump,corr}}$  lässt sich anhand der Betriebspunktverschiebung durch das Modulzusetzen berechnen:

$$m_{\text{pump,corr}} = \frac{Q_{\text{worn}} - Q_{\text{new}}}{\Delta p_{\text{worn}} - \Delta p_{\text{new}}} . \quad (4.85)$$

Der Wert  $Q_{\text{worn}}$  wird mithilfe des Pumpenmodells  $Q_{\text{pump}}$  ohne Linearisierung bestimmt. Die Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{worn}}$  wird direkt gemessen. Die Werte für  $Q_{\text{new}}$  und  $\Delta p_{\text{new}}$  müssen aus dem Ergebnis der Diagnose und den Werten am verschobenen Betriebspunkt zurückgerechnet werden:

$$\Delta p_{\text{mod,new}} = \frac{\Delta p_{\text{mod,worn}}}{1 + x_{\text{modclog}}} . \quad (4.86)$$

Der Referenzwert  $Q_{\text{new}}$  lässt sich errechnen, wenn die Referenz-Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{mod,new}}$  in das unveränderte Anlagenmodell  $Q_{\text{plant}}$  eingesetzt wird:

$$Q_{\text{new}} = Q_{\text{plant}}(\Delta p_{\text{mod,new}}) = \sqrt{\frac{\Delta p_{\text{mod,new}} - k_0}{k_2}} . \quad (4.87)$$

Damit lässt sich die Modellunsicherheit des linearisierten Pumpenmodells aus den gemessenen und errechneten Größen bestimmen. Ein analoges Vorgehen wird für alle Fehlerfälle und die darin relevanten Steigungen durchgeführt. Die Gesamtunsicherheit der Steigung eines Beobachters  $\delta(m_{\text{obs}})$  ist damit

immer abhängig von den Unsicherheiten der  $N$  Einflussgrößen  $x_i$  und der Modellunsicherheit für den Fehlerfall  $j$ :

$$\delta^j(m_{\text{obs}}) = \sqrt{\sum_{i=1}^N \left[ \frac{\partial m_{\text{obs}}}{\partial x_i} \delta(x_i) \right]^2 + [\delta_{\text{LIN}}^j(m_{\text{obs}})]^2}. \quad (4.88)$$

Die Diagnoseauswertung erfolgt anhand einer Minimum-Funktion, sodass der kleinste relevante Indikator das Ergebnis der Diagnose bestimmt (vgl. Gl. 4.82). Dieser wird im Folgenden als „kritischer Indikator“ bezeichnet. Die Unsicherheit aller Indikatoren wird über die Fortpflanzung der Unsicherheiten ihrer Einflussgrößen, insbesondere der Beobachterwerte, Residuen und Steigungen der linearisierten Beobachter, bestimmt. Somit ist auch die Unsicherheit des kritischen Indikators bekannt.

Die Unsicherheit der Diagnose kann auf zwei unterschiedliche Weisen definiert werden. Einerseits lässt sie sich direkt aus der Unsicherheit des kritischen Indikators ableiten. Andererseits kann sie bestimmt werden, indem das Minimum der Unsicherheitsbereiche der relevanten Indikatoren betrachtet wird. Da die Unsicherheitsbereiche so definiert sind, dass sie 95 % der möglichen Werte umfassen, ergeben sich für die Grenzen des Unsicherheitsbereichs der Diagnose folgende Bedingungen:

$$x - \delta(x) = \min_{s \in \mathbb{S}} [i_f^s - \delta(i_f^s)]. \quad (4.89)$$

$$x + \delta(x) = \min_{s \in \mathbb{S}} [i_f^s + \delta(i_f^s)]. \quad (4.90)$$

Da das Minimum zweier unsicherer Größen keine symmetrische Verteilung der Unsicherheitsbereiche garantiert, können die resultierenden Unsicherheitsintervalle asymmetrisch ausfallen. Dieses Vorgehen stellt jedoch eine konservative Abschätzung sicher: Der tatsächliche Fehlergrad unterschreitet mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % nicht die untere Grenze  $x - \delta(x)$  und überschreitet mit derselben Wahrscheinlichkeit nicht die obere Grenze  $x + \delta(x)$ . Im Zuge dieser Arbeit wird die zweite Möglichkeit, also die konservative Abschätzung der Unsicherheit der Diagnose, verwendet.

## 4.11 Zwischenfazit

Dieses Kapitel schließt mit einer Zusammenfassung der erzielten Ergebnisse und einer Einordnung in Bezug auf die erste Forschungsfrage:

*Wie lassen sich Veränderungen und Fehler in einer modularen Prozessanlage erkennen? Wie gut ist die Differenzierung zwischen verschiedenen Fehlern und wie genau kann deren Ausmaß bestimmt werden?*

Zur Fehlerdiagnose werden modellbasierte Symptome genutzt, die auf physikalischen Modellen und einer begrenzten Anzahl verfügbarer Messgrößen basieren. Die spezifischen Modelle wurden in Kapitel 4.1 detailliert beschrieben. Hierbei werden physikalische Effekte innerhalb der verschiedenen Komponenten herangezogen, um den Volumenstrom redundant zu berechnen. Während der Vergleich redundanter Größen in den Residuen konzeptionell einfach erscheint, stellt die Ermittlung der damit verbundenen Unsicherheit eine wesentliche Herausforderung dar. Die Berücksichtigung dieser Unsicherheit ist nicht nur aus Gründen der wissenschaftlichen Sorgfalt geboten, sondern ermöglicht zudem eine tiefgehende Analyse der Diagnosequalität. Die Quantifizierung der Unsicherheit erhöht das Vertrauen in die erzielten Ergebnisse und unterstützt die Entscheidungsfindung maßgeblich. Ein besonderer Fokus liegt auf der Modellunsicherheit der Beobachter, die insbesondere bei der Kalibrierung der Modellparameter offensichtlich wird. Die systematische Berücksichtigung der Modellunsicherheit der Beobachter erlaubt es, wertvolle Rückschlüsse auf die Qualität des modellbasierten Diagnoseansatzes zu ziehen und diesen gezielt zu optimieren.

Bereits durch die modellbasierten Symptome ist eine zuverlässige Fehlerdetektion realisierbar: Treten signifikante Abweichungen zwischen den Beobachterwerten auf, manifestieren sich diese in den Residuen und weisen auf Veränderungen im Modulverhalten hin. Für eine differenzierte Klassifikation von Fehlern und die präzise Quantifizierung ihres Ausmaßes ist jedoch eine Erweiterung der Wissensbasis erforderlich. Hierfür wird die strukturelle Redundanz der modularen Prozessanlage genutzt, die sich aus der parallelen und seriellen Anordnung ähnlicher Prozesseinheiten ergibt. Diese Redundanz erlaubt es, die vorhandenen Messinformationen optimal für die Fehlerdiagnose zu verwerten. Die grundlegenden hydraulischen Wechselwirkungen zwischen den Modulen wurden dazu in Kapitel 4.4 erläutert. Auf Basis dieser Interaktionen lässt sich das Verhalten der Beobachter in verschiedenen Fehlerszenarien ableiten, was in Kapitel 4.5 detailliert dargestellt wurde. Es konnte gezeigt werden, dass jeder Fehler eine charakteristische Reaktion der Residuen in

der gesamten Anlage hervorruft. Diese eindeutige Residuen-Signatur ist eine notwendige Voraussetzung für die Unterscheidung der Fehler und ermöglicht somit deren Isolation.

Zur quantitativen Bestimmung des Fehlerausmaßes wurde in Kapitel 4.6 eine Definition des Fehlergrades eingeführt, die sich auf den relativen Funktionsverlust eines Moduls oder einer seiner Komponenten bezieht. Dieses Maß erlaubt eine intuitive Interpretation der Fehlerwirkung und stellt eine fundierte Grundlage für die Ableitung geeigneter Gegenmaßnahmen dar. Die formalisierten Diagnoseregeln, die das Modulverhalten in den verschiedenen Fehlerfällen beschreiben, basieren auf linearisierten Modellgleichungen. In Kapitel 4.8 wurden die Regeln ausgeführt, die eine direkte Relation zwischen dem Fehlergrad, den Beobachterwerten und den Residuen in Form von Indikatoren darstellen. Die eindeutige Signatur eines Fehlertyps ergibt sich aus der Kombination der relevanten Diagnoseregeln bzw. mathematisch durch das Minimum der zugehörigen Indikatoren. Abschließend wurde die Unsicherheitsfortpflanzung von den Symptomen zur Diagnose in Kapitel 4.10 behandelt. Die Linearisierung der Modelle führt dabei zu einer zusätzlichen Unsicherheit, deren Einfluss quantifiziert und in die Diagnose integriert werden muss.

Zusammenfassend wurde in diesem Kapitel eine umfassende Methodik zur Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen entwickelt und erfolgreich umgesetzt. Die einzelnen Schritte – von der modellbasierten Berechnung der Symptome über die Herleitung von Diagnoseregeln bis hin zur jeden Schritt begleitenden Unsicherheitsbetrachtung – wurden detailliert erläutert. Damit wurde die erste Forschungsfrage bereits teilweise beantwortet. Die Genauigkeit der entwickelten Methodik wird in der anschließenden Validierung weiter überprüft und quantifiziert.



# Kapitel 5

## Validierung

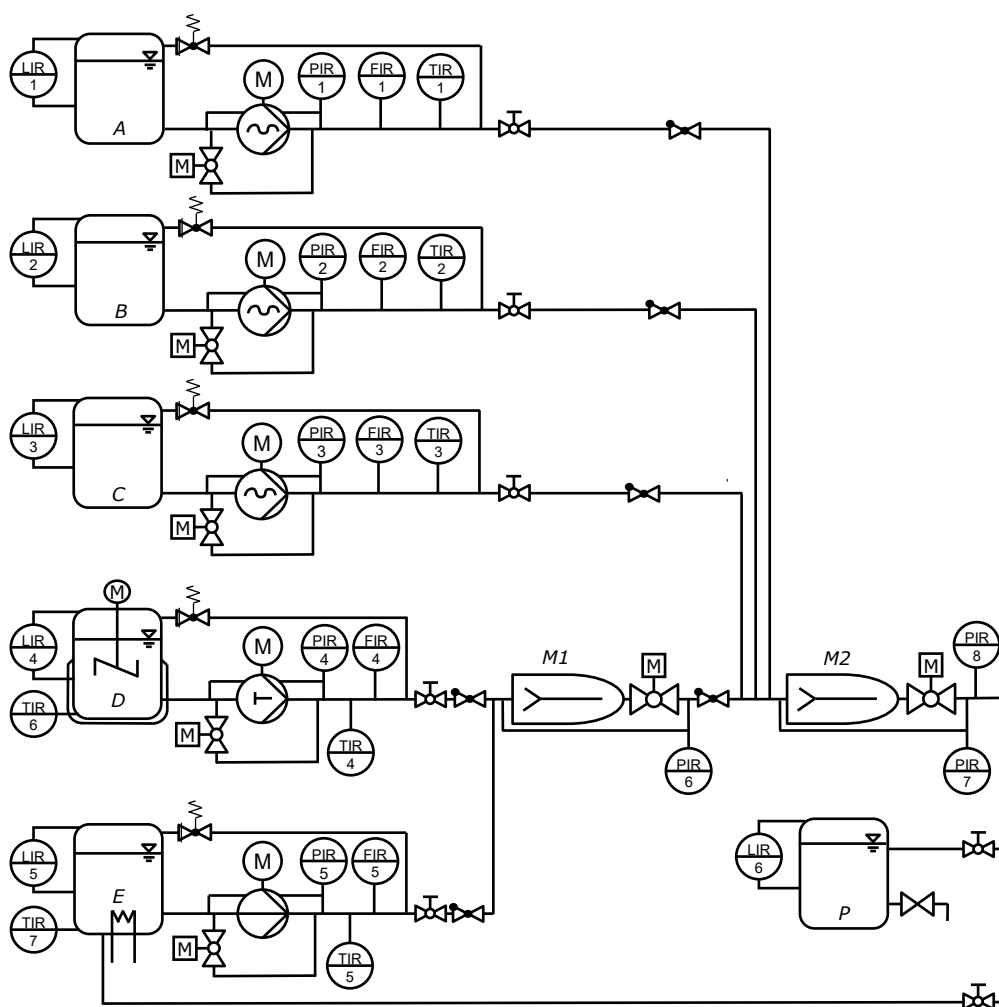
Die in Kapitel 4 beschriebene hybride Fehlerdiagnose wird an der modularen Mischanlage des Instituts für Fluidsystemtechnik der TU Darmstadt validiert. Im Folgenden werden zunächst der Aufbau und die Eigenschaften dieses Prüfstands detailliert erläutert. Anschließend erfolgt eine Beschreibung der betrachteten Fehlerfälle sowie deren Implementierung an der Mischanlage. Abschließend wird auf die verschiedenen getesteten Szenarien näher eingegangen.

### 5.1 Modulare Mischanlage

Die modulare Mischanlage des Instituts für Fluidsystemtechnik ist ein modularer Prüfstand aus dem Bereich der Fluidprozesstechnik. Sie dient der Demonstration und Untersuchung des modularen Anlagendesigns, wie in Kapitel 1 beschrieben. Außerdem kann die Anlage für die Validierung von Methoden der Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen eingesetzt werden. Der Betrieb erfolgt mit unkritischen Medien (v.a. Wasser), wodurch eine hohe Anzahl an Versuchsreihen unter sicheren und reproduzierbaren Bedingungen durchgeführt werden kann.

Der Aufbau der Anlage ist im Rohrleitungs- und Instrumentenfließschema der Abbildung 5.1 dargestellt. Eine detaillierte Übersicht der verbauten Komponenten befindet sich in der Tabelle B.1 im Anhang B.

Die Anlage umfasst insgesamt acht Prozesseinheiten: Fünf Dosiermodule (A-E) mit grundsätzlich analogem Aufbau, die sich jedoch in ihren Funktionseinheiten unterscheiden, zwei Mischermodule (M1, M2) mit unterschiedlichen Komponenten und ein Modul zur Produktbehandlung (P).



**Abbildung 5.1** – Das Rohrleitungs- und Instrumentenfließschema zeigt den Aufbau der modularen Mischanlage. Sie besteht aus den Dosiermodulen A-E, den Mixern M1 & M2, sowie dem Modul für die Produktbehandlung P.

Die Dosiermodule der modularen Mischanlage bestehen jeweils aus einem Tank, der das zu dosierende Medium enthält. Der Füllstand  $H$  des Mediums im Tank wird durch einen Ultraschall-Füllstandsensoren (LIR) überwacht. Das Dosiermodul D verfügt zusätzlich über einen Rührer im Tank, der insbesondere dazu dient, hochviskose Medien zu homogenisieren. Die Temperatur des Tankinhalts wird durch ein PT100-Widerstandsthermometer erfasst, um eine präzise Temperaturkontrolle zu gewährleisten. In Modul E kann die Mediumstemperatur durch einen Heizwedel erhöht werden, wobei die Temperaturregelung über ein weiteres Thermometer realisiert wird.

Der Tank speist jeweils eine Pumpe, die von einem Elektromotor angetrieben wird. Die Ansteuerung des Motors erfolgt über Frequenzumrichter, die eine variable Einstellung der Drehzahl ermöglichen. Neben der Drehzahlregelung liefert der Frequenzumrichter auch die Werte für die elektrische Eingangsleistung  $P_{el}$  und die Pumpendrehzahl  $n$ . Die Pumpe selbst erzeugt eine Druckerhöhung, welche die Strömung des Fluids antreibt. Die Druckdifferenz zwischen der Druck- und Saugseite der Pumpe wird als Druckdifferenz  $\Delta p_{pump}$  von einem piezoresistiven Drucksensor (PIR) erfasst. Der Volumenstrom nach der Pumpe  $Q$  wird über magnetisch-induktive Durchflussmesser (FIR) bestimmt und für Validierungszwecke verwendet. Die Temperatur des Fluids wird über einen PT100-Widerstandsthermometer (TIR) gemessen. Dies dient vor allem der Betriebsüberwachung des Prüfstands, da ein vorgegebener Temperaturbereich einzuhalten ist.

Nach der Sensorik, die in allen Dosiermodulen identisch aufgebaut ist, folgt ein manueller Kugelhahn, über den das Modul von der Gesamtanlage abgekoppelt werden kann oder mithilfe dessen sich der Druckverlust innerhalb des Moduls einstellen lässt. Ein Überdruckpfad, ausgestattet mit einem Sicherheitsventil, ermöglicht die Rückführung des Fluids in den Tank, falls der Druck innerhalb des Moduls zu hoch wird. Diese Sicherheitsvorkehrung gewährleistet, dass der Druck in den Modulen und in nachgeschalteten Modulen stets im zulässigen Bereich bleibt. Am Ausgang jedes Dosiermoduls befindet sich ein Rückschlagventil, das eine Rückströmung des Fluids verhindert und somit eine einseitige Fließrichtung sicherstellt.

Eine Besonderheit der verbauten Dosiermodule besteht im Pumpen-Bypass. An jeder Pumpe ist eine zusätzliche Rohrleitung von der Druck- zur Saugseite der Pumpe verbaut. Diese Leitung ermöglicht eine Rückströmung um die Pumpe herum und verringert somit den Volumenstrom, der aus dem Modul heraus gefördert wird. Der Bypass ist mit einem Kugelhahn mit elektrischem Stellantrieb ausgestattet, der normalerweise geschlossen ist, wodurch die Rückströmung verhindert wird. Die Ansteuerung des Kugelhahns ermöglicht die gezielte Einstellung einer Rückströmung um die Pumpe.

Die Dosiermodule A, B und C sind mit Exzentrerschneckenpumpen der Firma NETZSCH ausgestattet. Diese Verdrängerpumpen zeichnen sich durch einen engen Spalt im Inneren der Pumpe aus, was zu einer charakteristisch steifen Pumpenkennlinie führt. Dies bedeutet, dass der Volumenstrom nur in geringem Maße mit zunehmender Druckdifferenz abnimmt.

Das Dosiermodul D weist eine Kolbenmembranpumpe der Firma LEWA auf, die über drei Pumpenköpfe verfügt und ebenfalls eine sehr steife Kennlinie aufweist. Der geförderte Volumenstrom wird bei dieser Pumpe nur in sehr geringer Weise von der Druckdifferenz beeinflusst. Das Öffnen und Schließen der Plattenventile an den einzelnen Pumpenköpfen sorgt für signifikante Druckschwankungen im Förderstrom.

Das Dosiermodul E ist mit einer Kreiselpumpe von Klaus Union ausgestattet. Diese kann hohe Volumenströme bereitstellen und hat eine sehr flache Kennlinie. Geringe Veränderungen der Druckdifferenz haben großen Einfluss auf den geförderten Volumenstrom dieser Pumpe.

Die Mischermodule M1 und M2 zeichnen sich durch eine vergleichsweise geringe konstruktive Komplexität aus. Sie bestehen im Wesentlichen aus einem statischen Mischer mit gekreuzten Stegelementen, die eine verbesserte Durchmischung der einströmenden Fluidkomponenten ermöglichen. Nachgeschaltet ist jeweils ein Kugelhahn mit elektrischem Stellantrieb, der in Reihe zum Mischer angeordnet ist. Dieser ermöglicht eine gezielte Variation des Gesamtdruckverlusts innerhalb des Moduls. Im Normalbetrieb befindet sich dieser Kugelhahn in geöffneter Stellung.

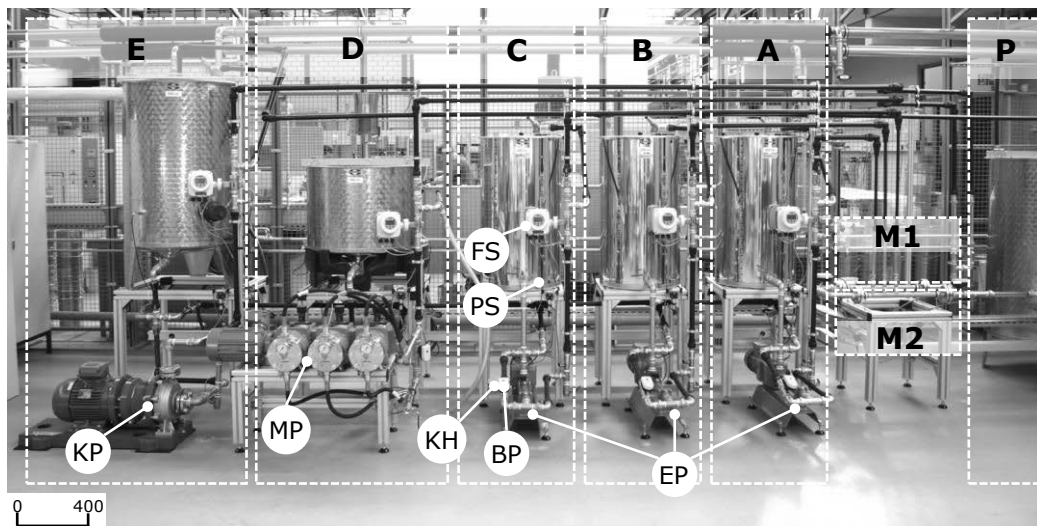
Die Druckdifferenz über das gesamte Mischermodule (Mischer und Kugelhahn) wird mit einem piezoresistiven Drucksensor (PIR) gemessen. Nach den Mixern ist jeweils ein Rückschlagventil angebracht, um eine Rückströmung durch den Mischer zu verhindern. Am Ausgang des Mixers M2 ist ein weiterer Drucksensor (PIR 8) installiert, welcher den Absolutdruck erfasst.

Das Modul zur Produktbehandlung (P) besteht primär aus dem Produkttank, dessen Füllstand über einen Ultraschall-Füllstandsensor kontinuierlich überwacht wird. Eine besondere Funktion dieses Moduls stellt die Möglichkeit des Umschaltens zwischen der Befüllung des Produkttanks und der Rückführung in den Tank des Moduls E dar. Dies erfolgt manuell über das Bedienen von zwei Kugelhähnen. Die Rückführung des Fluids ermöglicht eine längere Versuchsdauer der Anlage, da andernfalls die begrenzte Kapazität des Produkttanks eine Beendigung des Experiments erforderlich machen würde, sobald das maximale Fassungsvermögen erreicht ist.

In der Abbildung 5.1 sind die zusätzlichen Rohrleitungen zwischen dem Tank des Moduls E und den Dosiermodulen A-D nicht dargestellt. Diese Leitungen

ermöglichen die Versorgung aller Pumpen mit dem Medium aus Modul E. Durch die zusätzliche Rückführung des Mediums aus dem Modul P in den Tank E kann so ein Dauerbetrieb der Anlage realisiert werden, welcher für die auszuführenden Kalibrierungs- und Validierungsmessungen vorteilhaft ist.

Die reale Umsetzung der modularen Mischanlage in den Laborhallen der TU Darmstadt ist in Abbildung 5.2 zu sehen. Auf dem Foto wird die Anordnung der Module nebeneinander deutlich, wodurch das Anlagenprinzip einfacher begreifbar wird und die primäre Strömungsrichtung der Medien von links nach rechts verläuft. Modul E befindet sich auf der linken Seite, während die Dosiermodule D, C, B und A jeweils rechts davon angeordnet sind. Die Mischermodule M1 und M2 sind hintereinander auf der rechten Seite positioniert, wobei das Modul zur Produktbehandlung (P) den rechten Abschluss der Anlage bildet.



**Abbildung 5.2** – Aufbau der modularen Mischanlage in der Versuchshalle des FST. Die Module sind nebeneinander aufgestellt (von links): Dosiermodule (A-E), Mischer (M1, M2), Produktbehandlung (P). Die Kreiselpumpe (KP), Kolbenmembranpumpe (MP) und die drei Exzentrerschneckenpumpen (EP) stehen jeweils vor den Tanks. An jeder Pumpe ist ein Bypass (BP) angebracht, der über einen Kugelhahn (KH) versperrt wird. Die Drucksensoren (PS) und Volumenstromzähler (FS) sind in allen Modulen analog angebracht.

Die Verbindung der einzelnen Module erfolgt über Verbundrohre des Installationssystems Sanipex-MT, wodurch eine robuste und flexible Verrohrung umgesetzt wurde. Die Kabelführung der Aktorik und Sensorik ist in ge-

trennten Kabelkanälen auf der Rückseite der Anlage untergebracht, um die Abschirmung der Signalleitungen zu verbessern und eine sichere Bedienung der Anlage zu gewährleisten. Nicht in Abbildung 5.2 sichtbar sind die beiden Schaltschränke für die Leistungselektronik und Messtechnik, welche rechts neben der Anlage installiert sind.

Die modulare Bauweise der Anlage ermöglicht eine klare visuelle Trennung der einzelnen Module, wodurch das Konzept der Modularität auch optisch nachvollziehbar wird. Darüber hinaus ist durch die gewählte Anordnung eine gute Zugänglichkeit aller Komponenten sichergestellt, was die Wartung und den Betrieb der Anlage erleichtert.

## 5.2 Datenerfassung und -management

Die modulare Mischanlage ist mit Messtechnik ausgestattet, die detailliert in der Tabelle B.2 im Anhang B aufgeführt ist. In den einzelnen Modulen werden Messgrößen sowohl für deren Betrieb als auch für die Validierung von Methoden der Fehlerdiagnose erfasst. Die Messsignale werden dabei in einem zentralen System für die Regelung der Anlage verarbeitet. Dies erfolgt in der Microlabbox von dSPACE, welche als echtzeitfähiges Rapid-Prototyping System die schnelle Umsetzung der Regel-, Test- oder Messanwendungen ermöglicht. Über die vielen Ein- und Ausgänge der Microlabbox werden sowohl die analogen Messsignale der Druck-, Temperatur, Füllstands- und Volumenstromsensoren als auch die digitalen Signale zur Drehzahl- und Leistungsmessung aus den Frequenzumrichtern verarbeitet. Zudem erfolgt die Ansteuerung der Frequenzumrichter und der elektrischen Kugelhähne über die Ausgänge des Messsystems.

Das Programm zum Betrieb der Anlage basiert auf einem MATLAB/Simulink-Modell der Anlage. Die Daten der einzelnen Sensoren werden automatisch eingelesen und entsprechend in den Metadaten jeder einzelnen Messung hinterlegt. Zusätzlich entstehen bei der Durchführung jeder Messung weitere Metadaten zum Zeitpunkt, der Person, der Programmversion etc., die ebenfalls automatisch im Datensatz abgelegt werden. Das gesamte Metadaten-Schema basiert auf den Vorarbeiten von Manuel Rexer, die in seiner Dissertation<sup>1</sup> näher dargelegt sind. Durch diese strukturierte Erfassung und Ablage der Daten mit ihren Metadaten ist es möglich, das vollständige Setup des Messsystems sowie die gesamte Datenverarbeitung aus den generierten Datensätzen nachzuvollziehen. Weiterführende Informationen hierzu sind im Anhang C dargelegt.

---

<sup>1</sup> REXER, „Transienter Wärmeübergang in zyklisch belasteten Gasspeichern“, ([90], 2025)

Die Dokumentation der für das Zustandekommen eines Forschungsergebnisses relevanten Informationen ist die Grundlage für die Bewertung und Überprüfung dieser Ergebnisse. Dies ist nicht nur in den Leitlinien zur Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis<sup>1</sup> so festgelegt, sondern wird am Institut für Fluidsystemtechnik der TU Darmstadt auch seit Jahren aktiv in der Praxis umgesetzt. Forschungsergebnisse umfassen in diesem Zusammenhang sowohl Messwerte als auch deren Verarbeitung und Ergebnisdarstellungen. Während Diagramme eine hohe Informationsdichte visuell zugänglich machen, ist die Verknüpfung der Darstellung mit den zugrunde liegenden Rohdaten und Metadaten häufig unzureichend. Um diese Lücke zu schließen, entwickelten Hock und Lemmer das praxisnahe Werkzeug *PlotID*, das Diagramme in wissenschaftlichen Arbeiten nachvollziehbar macht<sup>2</sup>.

*PlotID* ermöglicht die eindeutige Kennzeichnung von Diagrammen durch einen Identifikator (ID), der eine Referenz zu den Rohdaten, relevanten Metadaten und dem zugrunde liegenden Code herstellt. Damit können die dargestellten Inhalte eines Diagramms nachvollzogen und reproduziert werden. Das Werkzeug *PlotID* ist sowohl für Python als auch für MATLAB verfügbar und lässt sich nahtlos in bestehende wissenschaftliche Arbeitsabläufe integrieren<sup>3</sup>. Dabei lässt sich das Vorgehen in drei Schritte untergliedern:

- 1. Erstellung des Diagramms:**

Zunächst wird das Diagramm aus den zugrundeliegenden Daten erzeugt. Hierfür können die Nutzenden ihre eigenen spezifischen Programme verwenden und den Stil des Diagramms nach Belieben wählen.

- 2. Vergabe des eindeutigen Identifikators:**

Mithilfe der Funktion *tagplot()* wird dem Diagramm eine ID zugewiesen, die sich aus einem Projektkürzel, einer Personenkennung und einem alphanumerischen Zeitstempel zusammensetzt. Diese ID wird auf das Diagramm gestempelt, sodass die spezifische Version der Darstellung eindeutig gekennzeichnet ist.

- 3. Ablage der relevanten Daten:**

Abschließend erfolgt die Ablage aller relevanten Informationen zu diesem

---

<sup>1</sup> DEUTSCHE FORSCHUNGSGEMEINSCHAFT, „Guidelines for Safeguarding Good Research Practice. Code of Conduct“, ([16], 2025)

<sup>2</sup> LEMMER U. A., *PlotID – Ein Framework zur Nachverfolgung von Abbildungen*, ([63], 2021)

<sup>3</sup> HOCK U. A., „plotID - a toolkit for connecting research data and visualization: Ing.grid, 1(1)“, ([47], 2023)

Diagramm unter der generierten ID durch die Funktion *publish()*. Der Datensatz mit seinen Metadaten, das Diagramm und der zugehörige Code werden in einem gemeinsamen Verzeichnis gespeichert. Ein entsprechender Eintrag in einer CSV-Datei stellt die Verbindung zwischen der ID und der Datenablage sicher.

Alle Diagramme in dieser Arbeit sind mit PlotIDs versehen, die in der Regel am rechten Rand der Darstellungen zu finden sind. Die dazugehörigen Datensätze sind im digitalen Anhang dieser Arbeit enthalten und langfristig auf TUdatalib archiviert. Der Programmcode sowie die Dokumentation von *PlotID* sind frei zugänglich und stehen der wissenschaftlichen Gemeinschaft zur Verfügung<sup>1,2</sup>.

Die Nutzung von *PlotID* stellt einen zentralen Bestandteil des FAIRen (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable) Datenmanagements in dieser Arbeit dar. Die Umsetzung der FAIR-Prinzipien<sup>3</sup> beschränkt sich jedoch nicht nur auf die in den Diagrammen dargestellten Ergebnisdaten, sondern umfasst auch die zugrundeliegenden Datensätze, Programme sowie die Metadaten aller Messungen im Rahmen der Kalibrierung und Validierung.

Abbildung 5.3 veranschaulicht die umfassende Struktur der Datenablage sowie die Verknüpfung der einzelnen Datenpunkte. Jede grafische Ergebnisdarstellung (*plot\_XY.fig*) in dieser Arbeit ist mit einer *PlotID* versehen, die als Referenz dient. Über diese ID kann der zugehörige Export-Ordner (*PlotID\_export*) im digitalen Anhang auf TUdatalib aufgefunden werden. Der Export-Ordner enthält sowohl den geplotteten Datensatz (*plot\_data.m*), als auch das Skript zur Diagrammerstellung (*plot\_script.mat*) einschließlich aller unterstützenden Hilfsskripte (*aux\_script.mat*). Außerdem sind die Metadaten des Plots (*plotID\_data.json*) gespeichert.

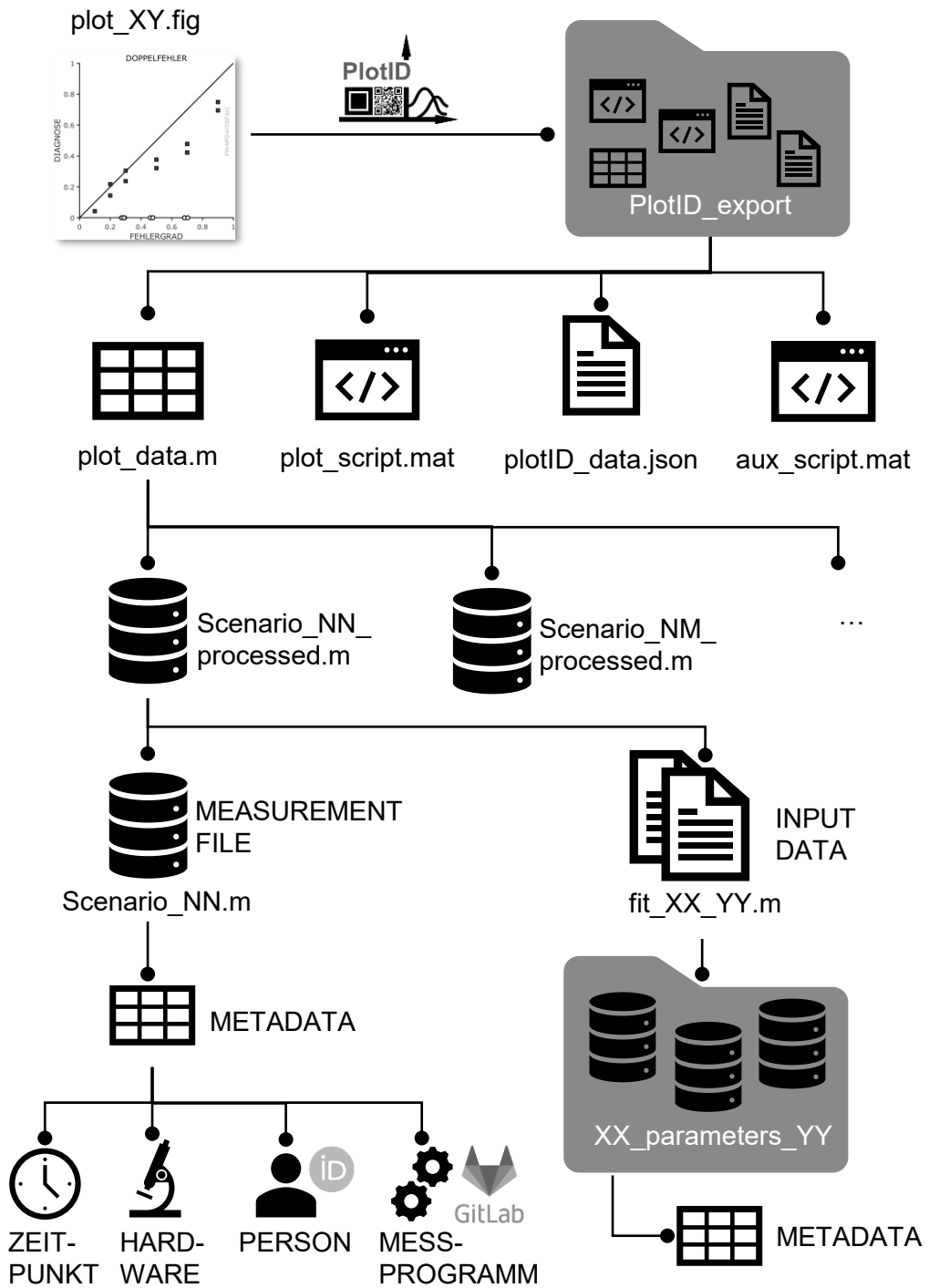
In den meisten Fällen resultiert der geplottete Datensatz aus der Verarbeitung mehrerer Datensätze. Daher finden sich im Datensatz (*plot\_data.m*) wiederum Verknüpfungen zu den Ergebnisdatensätzen (*Scenario\_NN\_processed.m*; *Scenario\_NM\_processed.m*; ...), welche darin aggregiert wurden und ebenfalls im digitalen Anhang zu finden sind. Ein Ergebnisdatensatz beinhaltet neben den finalen Ergebnissen sowohl die Rohmessdaten der Experimente (*Scenario\_NN.m*) als auch die für die Untersuchung notwendigen Eingangsgrößen. Im Falle der Fehlerdiagnose beinhalten die Eingangsgrößen unter anderem

---

<sup>1</sup> HOCK UND LEMMER, *plotID\_matlab*, ([45], 2021)

<sup>2</sup> HOCK UND MAYR, *plotID\_python*, ([46], 2021)

<sup>3</sup> WILKINSON U. A., „The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship“, ([119], 2016)



**Abbildung 5.3** – Die Nachvollziehbarkeit und Transparenz der Daten aus den einzelnen Abbildungen dieser Arbeit werden über den Export mittels PlotID erzeugt. Die Daten sind verknüpft mit weiteren Roh- und Metadaten.

die Parameter der Beobachtergleichungen (`fit_XX_YY.m`), welche wiederum auf die Messreihen der Kalibration (`XX_parameters_YY`) und deren Metadaten verweisen. Die experimentellen Messdaten (`Scenario_NN.m`) enthalten alle Messgrößen und deren Metadaten. Dies sind Informationen zum Zeitpunkt der Messung, der verwendeten Hardware, der durchführenden Person, die über ihre ORCID<sup>1</sup> global eindeutig identifiziert ist und zur Version des Messprogramms, welche über den Commit-Hash und das zugehörige GitLab-Repository nachvollziehbar ist.

Durch diese systematische Verknüpfung aller relevanten Daten und Metadaten sind sämtliche Einflussfaktoren auf die dargestellten Ergebnisse transparent dokumentiert. Dies gewährleistet eine vollständige Rückverfolgbarkeit und ermöglicht eine Reproduzierbarkeit der Untersuchungsergebnisse gemäß den FAIR-Prinzipien.

## 5.3 Identifikation des Modulverhaltens und Parametrisierung der Beobachter

Die Struktur der einzelnen Module und der Aufbau der modularen Anlage sind in Kapitel 5.1 detailliert beschrieben. Die entwickelte Methode der Fehlerdiagnose basiert auf der Beschreibung des Modulverhaltens durch Beobachtermodelle. Die Auswahl geeigneter Modellgleichungen für diese Beobachter ist daher in Kapitel 4 dargelegt.

Ein zentraler Aspekt der Beobachter ist die Bestimmung der Modellparameter im Rahmen der Kalibration. Die Qualität dieser Kalibration ist entscheidend für die Genauigkeit der Fehlerdiagnose, da die Unsicherheit der Modellparameter direkt in die Diagnoseergebnisse einfließt und deren Aussagekraft beeinflusst. Daher stellt die Kalibration einen kritischen Schritt im gesamten methodischen Ablauf dar.

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Kalibration der einzelnen Beobachter analysiert und diskutiert. Ergänzende Ergebnisse sind im Anhang B.3 dokumentiert.

### 5.3.1 Pumpenmodelle

Die Modelle für die Pumpenbeobachter sind in Kapitel 4 beschrieben. Für die verschiedenen Pumpentypen ergeben sich unterschiedliche Gleichungen, welche das physikalische Verhalten der Pumpen ausreichend genau abbilden.

---

<sup>1</sup> OPEN RESEARCHER AND CONTRIBUTOR ID, *ORCID - Connecting research and researchers*, ([79], 2025)

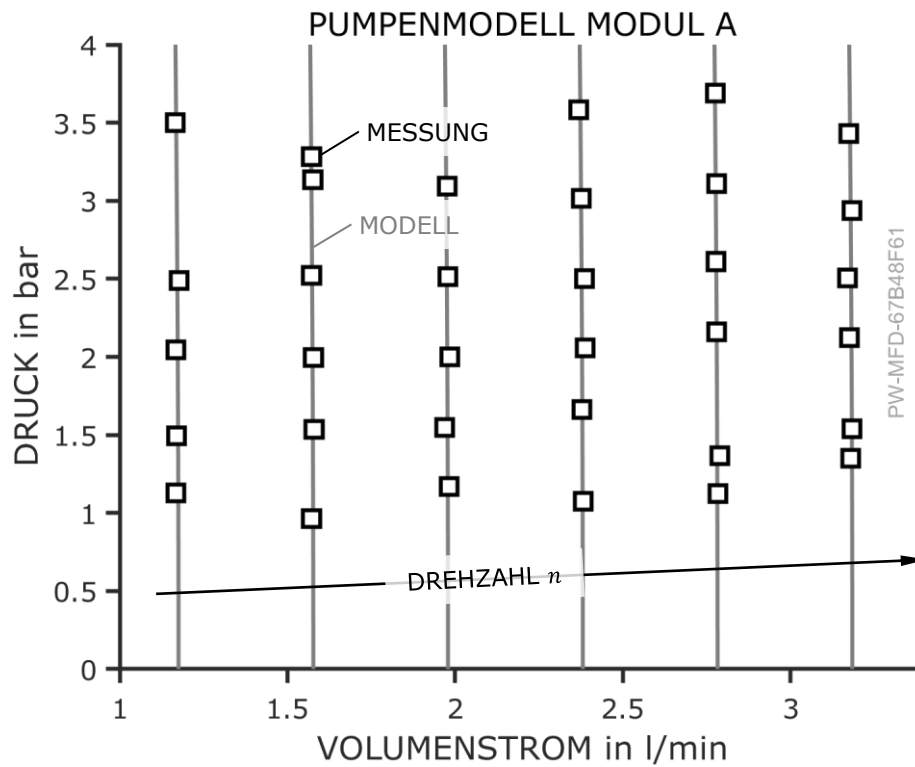
Unabhängig vom jeweiligen Pumpentyp folgt die Kalibration einem einheitlichen Vorgehen: Die Kalibration basiert auf Messungen bei variierenden Betriebsbedingungen. Hierzu werden die Pumpen bei unterschiedlichen Drehzahlen  $n_i$  betrieben, während der Gegendruck über ein stromabwärts liegendes Ventil eingestellt wird. Für verschiedene Druckdifferenzen  $\Delta p_{\text{pump},i}$  wird der dazugehörige Volumenstrom  $Q_i$  aufgezeichnet. Aus dem Tripel  $(n_i, \Delta p_{\text{pump},i}, Q_i)$  werden die Parameter des Pumpenmodells unter Anwendung der Methode der kleinsten Fehlerquadrate bestimmt.

Abbildung 5.4 zeigt die Ergebnisse der Kalibration des Pumpenmodells im Modul A. Die experimentellen Messwerte sind als Marker dargestellt. Fehlerbalken repräsentieren deren Messunsicherheit, die jedoch so gering ist, dass die Fehlerbalken hinter den Markern verschwinden. Im Diagramm ist die Druckdifferenz über dem Volumenstrom aufgetragen, wobei sich die Werte mit identischer Drehzahl übereinander anordnen. Die Drehzahl nimmt von links nach rechts zu. Anhand der Messungen ist das Modell parametrisiert, das mit grauen Linien dargestellt ist. Dessen Modellunsicherheit wird durch hellgraue Flächen um die Modelllinien repräsentiert, die aufgrund der geringen Unsicherheit in Abbildung 5.4 jedoch kaum erkennbar sind.

Die Kalibrationsergebnisse für die Exzentrerschneckenpumpe in Modul A zeigen, dass das Modell die Wirklichkeit sehr gut abbildet. Die Messwerte weisen nur eine geringe Messunsicherheit auf und liegen vollständig innerhalb der Unsicherheitsgrenzen des Modells. Damit stellt dieses Modell eine geeignete mathematische Beschreibung des Zusammenhangs zwischen Druck, Drehzahl und Volumenstrom dar. Die Unsicherheit des Pumpenbeobachters A sollte somit für die weitere Validierung eine untergeordnete Rolle spielen. Ein ähnliches Verhalten ist auch für die Pumpenbeobachter der Module B, C und D zu beobachten (siehe Abbildungen B.1 und B.2 im Anhang).

Die Ergebnisse der Kalibration des Pumpenmodells der Kreiselpumpe im Modul E sind in Abbildung 5.5 aufgetragen. Im Vergleich zu den in den Modulen A–D eingesetzten Verdrängerpumpen weist die Kreiselpumpe ein grundlegend anderes Betriebsverhalten auf. Mit steigender Drehzahl nimmt die erzeugte Druckdifferenz zu, während eine Erhöhung des Volumenstroms bei konstanter Drehzahl nur eine geringe Abnahme der Druckdifferenz zur Folge hat.

Die Messwerte zeigen eine geringe Messunsicherheit, wodurch die Fehlerbalken hinter den Markern verschwinden. Allerdings lassen sich die Messwerte durch das verwendete Pumpenmodell nur unzureichend beschreiben. Dies führt zu einer erhöhten Modellunsicherheit, wie an den hellgrauen Flächen der Vertrauensintervalle der Modelllinien zu erkennen ist. Zudem liegen einige



**Abbildung 5.4** – Die Kalibration des Pumpenmodells der Exzentrerschneckenpumpe von Modul A erfolgt anhand der Messungen der Druckdifferenz und des Volumenstroms bei verschiedenen Drehzahlen. Die Marker stellen die Messwerte dar, wobei die Fehlerbalken hinter den Markern verschwinden, das kalibrierte Modell wird von den Linien repräsentiert.

Messpunkte außerhalb des Vertrauensintervalls, was gemäß Kamke<sup>1</sup> darauf hinweist, dass das Modell nicht in der Lage ist, das physikalische Verhalten der Pumpe adäquat zu beschreiben.

Eine weitere Herausforderung für die Anwendung dieses Modellzusammenhangs im Pumpenbeobachter ergibt sich in der hohen Sensitivität gegenüber Variationen der Druckdifferenz. Die nahezu horizontal verlaufenden Modellkennlinien bedeuten, dass bereits geringe Veränderungen der Druckdifferenz einen großen Einfluss auf den vom Beobachter errechneten Volumenstrom haben. Insbesondere unter Berücksichtigung der Modellunsicherheit kann der Pumpenbeobachter den Volumenstrom daher nur mit potenziell großen Abweichungen vom tatsächlichen Wert bestimmen.

Dieses Kennlinienverhalten der Kreiselpumpe rührt unter anderem daher, dass diese in der Anlage nicht in ihrem optimalen Betriebspunkt, sondern in einem Bereich deutlicher Unterlast betrieben wird. Für höhere Volumenströme und Drehzahlen wäre der Einfluss der Druckdifferenz auf den Volumenstrom weniger stark ausgeprägt und könnte somit eine bessere Schätzung des Pumpenbeobachters erlauben.

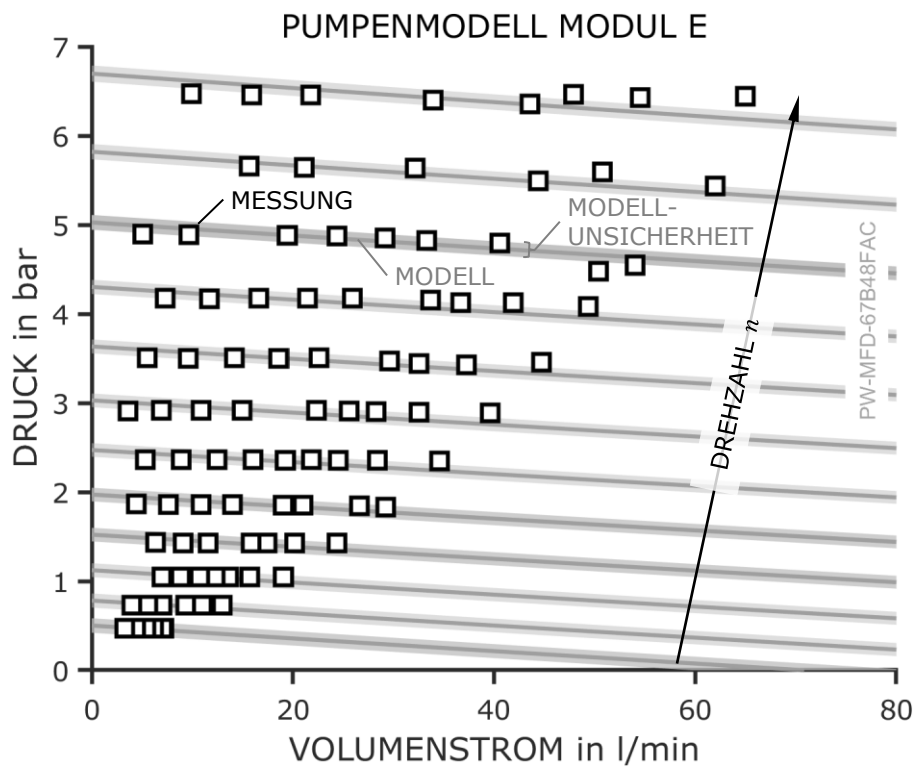
Das Pumpenmodell der Kreiselpumpe in Modul E kann somit nicht mit ausreichender Genauigkeit für den Pumpenbeobachter genutzt werden. Daher wird für die weiteren Betrachtungen der Validierung der im Modul E installierte Volumenstromsensor herangezogen. Dies entspricht in der praktischen Anwendung der Erkenntnis, dass das beobachtete Modulverhalten nicht für die angedachte Schätzung der Zustandsgröße geeignet ist. In diesem Fall ist für eine redundante Bestimmung des Volumenstroms im Rahmen der Fehlerdiagnose eine zusätzliche messtechnische Ausstattung erforderlich. In einigen Fehlerszenarien, die Modul E betreffen, hat diese methodische Änderung direkte Auswirkungen auf die Diagnosemöglichkeiten. Eine detaillierte Analyse dieser Auswirkungen wird in Kapitel 6 dargelegt.

### 5.3.2 Leistungsmodelle

Der Zusammenhang zwischen der elektrischen Eingangsleistung der Pumpenmotoren, der Druckdifferenz an den Pumpen, deren Drehzahl und dem geförderten Volumenstrom wird durch ein Wirkungsgradkennfeld beschrieben. Dieses lässt sich über ein Polynom zweiten Grades annähern, welches im Zuge der Kalibration parametrisiert wird. Die experimentelle Bestimmung der Parameter erfolgt durch Messungen an verschiedenen Betriebspunkten, die durch die Variation der Pumpendrehzahl sowie des Gegendrucks einge-

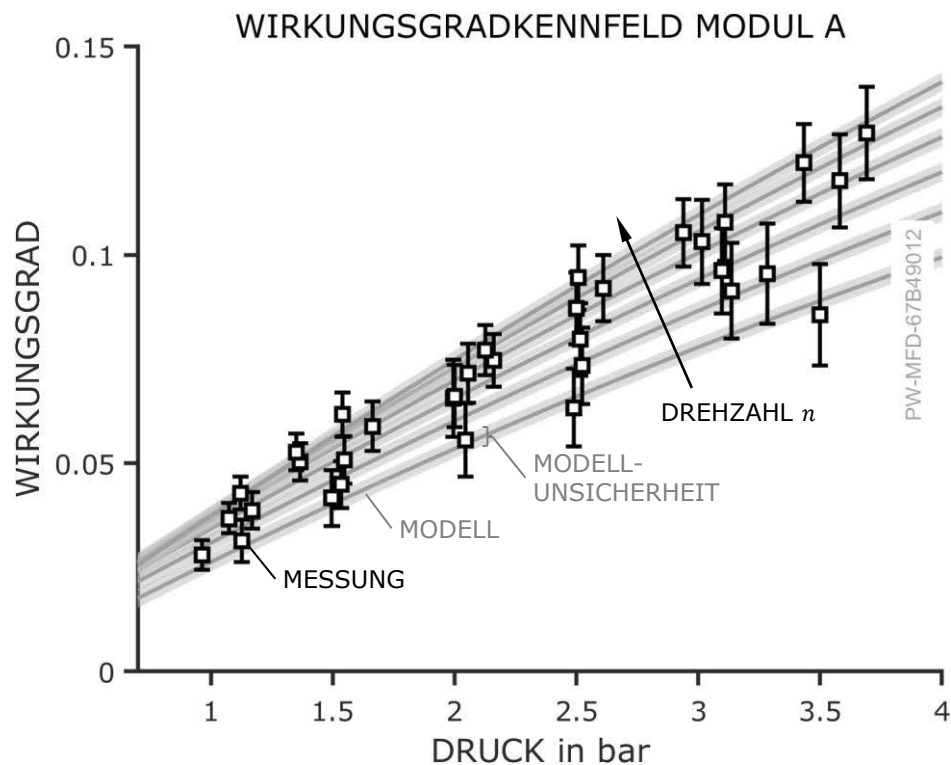
---

<sup>1</sup> KAMKE, *Der Umgang mit experimentellen Daten, insbesondere Fehleranalyse, im Physikalischen Anfänger-Praktikum: Eine elementare Einführung*, ([54], 2014)



**Abbildung 5.5** – Die Kalibration des Pumpenmodells der Kreiselpumpe von Modul E erfolgt anhand der Messungen der Druckdifferenz und des Volumensstroms bei verschiedenen Drehzahlen. Die Marker stellen die Messwerte dar, wobei die Fehlerbalken hinter den Markern verschwinden, das kalibrierte Modell wird von den Linien repräsentiert. Die resultierende Modellunsicherheit ist an den hellgrauen Flächen um die Linien zu erkennen.

stellt werden. Basierend auf diesen Messdaten wird die Parametrisierung des Modells unter Anwendung der Methode der kleinsten Fehlerquadrate durchgeführt. Abbildung 5.6 zeigt die Ergebnisse der Kalibration für das Wirkungsgradkennfeld der Exzentrerschneckenpumpe im Modul A.



**Abbildung 5.6** – Kalibration des Wirkungsgradkennfelds der Exzentrerschneckenpumpe von Modul A anhand der Messungen der Leistung, Druckdifferenz und des Volumenstroms bei verschiedenen Drehzahlen.

Aus den Messwerten wird der Wirkungsgrad berechnet und in Abbildung 5.6 als quadratische Marker über der Druckdifferenz aufgetragen. Die Unsicherheit der Werte wird über Fehlerbalken dargestellt, welche für den Wirkungsgrad deutlich zu erkennen sind. Diese erhöhte Unsicherheit resultiert unter anderem aus der begrenzten Auflösung der von den Frequenzumrichter ausgegebenen Leistung, wodurch eine erhebliche systematische Unsicherheit der Messwerte eingebracht wird.

Im Vergleich zur Kalibration des Pumpenmodells in Abbildung 5.4 ist die klare Zuordnung der Messwerte zu spezifischen Drehzahlen im Wirkungsgradkennfeld weniger deutlich ausgeprägt. Dennoch lassen sich durch die

eingezeichneten Modellkurven klare Trends identifizieren: Mit zunehmender Druckdifferenz und höherer Drehzahl steigt der Wirkungsgrad der Pumpe an. Die Unsicherheit der Regression wird durch die hellgrauen Flächen um die Modelllinien visualisiert.

Ein Vergleich der Messwerte mit dem parametrisierten Modell zeigt, dass sich sämtliche Marker mit ihren Fehlerbalken innerhalb der Modellunsicherheitsbereiche befinden. Dies bestätigt die Eignung des Modells zur Abbildung des physikalischen Zusammenhangs. Dennoch deutet die im Vergleich zum Pumpenmodell deutlich größere Unsicherheit darauf hin, dass die Aussagekraft des darauf basierenden Leistungsbeobachters geringer sein wird als die des Pumpenbeobachters aus Abbildung 5.4, bei dem die Unsicherheit vernachlässigbar ist.

Für die Exzentrerschneckenpumpen in Modul B und C und die Kolbenmembranpumpe in Modul D ergeben sich vergleichbare Kalibrationsergebnisse. Die entsprechenden Darstellungen sind im Anhang als Abbildungen B.3 und B.4 zu finden. Die getroffenen Aussagen zum Wirkungsgradkennfeld im Modul A lassen sich auf diese Module übertragen.

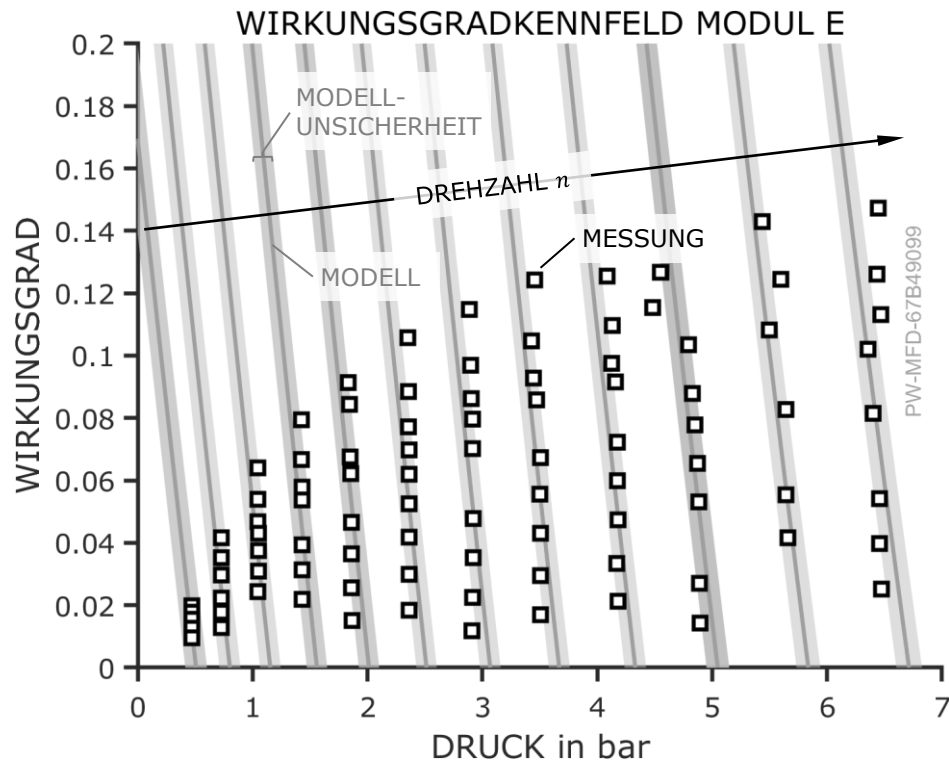
Im Gegensatz dazu führt die Kalibration des Wirkungsgradkennfelds der Kreiselpumpe aus Modul E zu abweichenden Schlussfolgerungen. Abbildung 5.7 zeigt die Darstellung der Messwerte und des parametrisierten Wirkungsgradmodells. Die Messwerte ordnen sich eindeutig entsprechend den unterschiedlichen Drehzahlen an, da diese maßgeblich die Druckdifferenz bestimmen. Die Messunsicherheit der einzelnen Werte ist gering, wodurch die Fehlerbalken hinter den Markern verschwinden.

Nichtsdestotrotz scheint der gewählte Modellansatz nicht geeignet, das Wirkungsgradkennfeld ausreichend genau abzubilden. Die Parametrisierung anhand der Messwerte führt zu einem Modellverhalten, bei dem der Wirkungsgrad bei konstanter Drehzahl mit abnehmender Druckdifferenz ansteigt. Ein Vergleich mit den experimentellen Daten zeigt jedoch, dass viele Messwerte diesem Trend nicht folgen. Trotz einer größeren Modellunsicherheit, die über die hellgrauen Flächen in Abbildung 5.7 repräsentiert wird, liegen zahlreiche Messungen außerhalb des Vertrauensintervalls des Modells. Dies deutet nach Kamke<sup>1</sup> wiederum auf einen unpassenden Modellansatz hin. Darüber hinaus weist das Modell eine hohe Sensitivität gegenüber Druckänderungen auf, was zu weiterer Unsicherheit in der Anwendung des Leistungsbeobachters führt. Da das Modell die gemessenen Werte nicht adäquat widerspiegelt und bereits geringe Druckabweichungen erhebliche Auswirkungen auf die berechneten

---

<sup>1</sup> KAMKE, *Der Umgang mit experimentellen Daten, insbesondere Fehleranalyse, im Physikalischen Anfänger-Praktikum: Eine elementare Einführung*, ([54], 2014)

Werte haben, ist die Nutzung des parametrisierten Modells für eine zuverlässige Volumenstromschätzung kritisch zu hinterfragen.



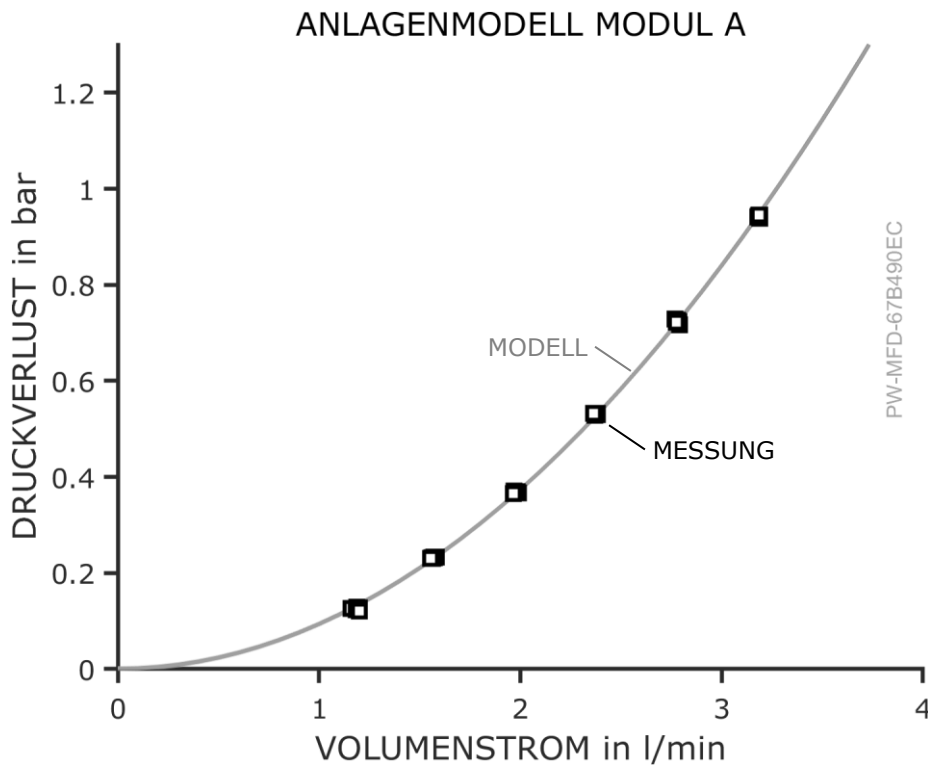
**Abbildung 5.7** – Die Kalibration des Wirkungsgradkennfelds der Kreiselpumpe von Modul E. Die Marker stellen die gemessenen Werte des Wirkungsgrads mit deren Unsicherheit dar. Das kalibrierte Modell wird von den Linien repräsentiert. Die resultierende Modellunsicherheit ist an den hellgrauen Flächen um die Linien zu erkennen.

Aus diesem Grund wird für die weitere Betrachtung auch der Leistungsbeobachter im Modul E, wie schon der Pumpenbeobachter, durch die direkte Messung des Volumenstroms mithilfe des magnetisch-induktiven Durchflussmessers ersetzt. Der zusätzliche messtechnische Aufwand ist notwendig, da die Kalibration der Modellgleichungen keine befriedigenden Ergebnisse geliefert hat.

### 5.3.3 Anlagenmodelle

Für die Anlagenbeobachter der Dosier- und Mischermodule wird derselbe Modellansatz gemäß Gleichung 4.6 verwendet. Die Parametrisierung dieses

Anlagenmodells basiert auf der Berechnung des Druckverlusts innerhalb eines Moduls anhand von verschiedenen Druckmessungen in der Anlage sowie der Messung des Volumenstroms. Für das Modul A sind die Messwerte und das parametrisierte Modell in Abbildung 5.8 dargestellt.



**Abbildung 5.8** – Die Kalibration des Anlagenmodells von Modul A erfolgt anhand der Messwerte des Druckverlusts im Modul und des Volumenstroms. Die Messunsicherheit ist durch Fehlerbalken dargestellt, die hinter den Markern verschwinden. Das kalibrierte Modell wird von den Linien repräsentiert. Die resultierende Modellunsicherheit ist an den hellgrauen Flächen um die Linien zu erkennen, jedoch verschwindend gering.

Die einzelnen Messwerte weisen eine geringe Messunsicherheit auf, sodass die zugehörigen Fehlerbalken in der Darstellung hinter den Markern verschwinden. Der Modellzusammenhang erweist sich als gut geeignet, die experimentellen Daten abzubilden, was sich in einer geringen Modellunsicherheit widerspiegelt. Diese ist in Abbildung 5.8 als hellgraue Fläche dargestellt, jedoch aufgrund ihrer geringen Ausprägung kaum hinter den Modelllinien zu erkennen. Dies unterstreicht die hohe Aussagekraft der Anlagenbeobachter, die für alle Module ähnlich gute Ergebnisse zeigen (siehe Abb. B.5, B.6 und B.7 im Anhang).

Insgesamt hat die Kalibration der verschiedenen Modelle gezeigt, dass die Parametrisierung in den meisten Fällen erfolgreich war und die Messwerte innerhalb der Modellunsicherheit lagen. Eine Ausnahme bildet lediglich der Pumpen- und Leistungsbeobachter der Kreiselpumpe in Modul E. Dessen Modelle sind aufgrund des suboptimalen Betriebsbereichs nicht ausreichend geeignet. Hier wird in der Folge auf Messwerte für den Volumenstrom zurückgegriffen, um die analytische Redundanz aufrecht zu halten.

## 5.4 Fehlerfälle

Für die Validierung der vorgestellten Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen werden verschiedene Fehlerfälle an der modularen Mischanlage erzeugt. Deren genaue Umsetzung wird im Folgenden näher beleuchtet.

### 5.4.1 Pumpenfehler innere Leckage

Die innere Leckage der Pumpe in einem Dosiermodul bezeichnet das ungewollte Zurückströmen eines Teils des Fördermediums von der Druck- zur Saugseite der Pumpe. In realen Anlagen tritt dieses Phänomen infolge von abrasivem Verschleiß auf, der über einen längeren Zeitraum zur Aufweitung von Dichtspalten oder Ausgleichsbohrungen innerhalb der Pumpe führt. Dieser Prozess ist irreversibel und kann sich über mehrere Jahre erstrecken.

Die modulare Mischanlage bietet die Möglichkeit, einen Leckagestrom der Pumpe über den externen Bypass zu simulieren. Durch das Öffnen des elektrisch angesteuerten Kugelhahns in der Bypass-Leitung kann ein Teil des Mediums von der Druck- zur Saugseite der Pumpe strömen. Der Stellantrieb des Kugelhahns ermöglicht eine stufenweise Öffnung  $\alpha$  des Kugelhahns in Inkrementen von  $1.5^\circ$ . Die aktuelle Position des Kugelhahns wird über einen Wegsensor zurückgegeben. Für eine Veränderung des Öffnungsgrads ist außerdem ein Schwellwert  $\Delta\alpha \geq 3^\circ$  einzuhalten.

Daher hat es sich als gangbare Lösung herausgestellt, die fortschreitende innere Leckage über ein stufenförmiges Öffnen und Schließen der Bypassse zu realisieren, wodurch möglichst viele unterschiedliche Fehlerzustände umgesetzt werden. Aufgrund der hydraulischen Bedingungen innerhalb der Anlage ist der relevante Öffnungsbereich jedoch begrenzt. Durch den geringen Druckverlust innerhalb des Bypasses im Vergleich zum Druckverlust in der gesamten weiteren Anlage strömt das Fördermedium bevorzugt durch den Bypass. Bei Öffnungsgraden  $\alpha > 15^\circ$  fließt daher bereits der gesamte Förderstrom durch den Bypass. Aufgrund dieses Verhaltens kann der Pumpenfehler

innere Leckage nur in wenigen diskreten Stufen simuliert werden.

### 5.4.2 Modulzusetzen bzw. -aufweiten

Der Fehlerfall des Foulings oder abrasiven Verschleißes innerhalb eines Dosiermoduls führt zu einer Veränderung des Druckverlusts im Modul. Diese Veränderung kann experimentell simuliert werden, indem der Druckverlust manuell über den Kugelhahn am Ausgang des Moduls variiert wird.

Zur Nachbildung des Fehlerfalls „Modulzusetzen“ erfolgt also ein Schließen des Kugelhahns, wodurch der Druckverlust über das Modul ansteigt. Aufgrund der hohen Sensitivität des Druckverlusts gegenüber geringen Änderungen des Kugelhahnöffnungsgrads erfolgt diese Anpassung mit größter Sorgfalt und in möglichst kleinen Inkrementen.

Für den Fehler „Modulaufweiten“ wird der Kugelhahn zunächst angedrosselt und die Modulkenlinie für diesen Zustand bestimmt. Auf dieser Kennlinie beruht anschließend der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}$ . Zur Simulation des Fehlers wird der Kugelhahn dann schrittweise geöffnet, wodurch der Druckverlust über den Kugelhahn und damit innerhalb des gesamten Moduls absinkt.

### 5.4.3 Mischerzusetzen

Die statischen Mischer erzeugen infolge der Scherung an den gekreuzten Stegelementen in ihrem Inneren einen erheblichen Druckverlust. Der Druckverlust des Mischermoduls kann weiterhin über das Drosseln des elektrischen Kugelhahns nach dem Mischer gezielt erhöht werden.

Der elektrische Stellantrieb des Kugelhahns ermöglicht eine Einstellung des Öffnungswinkels in Inkrementen von  $1.5^\circ$ . Der relevante Winkelbereich ist aufgrund der höheren Volumenströme deutlich größer als bei den Bypassen. Dies ermöglicht eine genauere Abstufung der simulierten Fehlerzustände. Durch eine stufenweise Erhöhung der Drosselung kann der fortschreitende Verschleiß des Mischermoduls für den Fehlerfall „Mischerzusetzen“ experimentell nachgebildet werden.

### 5.4.4 Mischeraufweiten

Für die Simulation des Fehlerfalls „Mischeraufweiten“ wird zunächst der Kugelhahn nach dem Mischer angedrosselt. Mit dem erhöhten Druckverlust des Mischermoduls wird dann das Modulverhalten vermessen und damit der Beobachter  $Q_{\text{resis}}$  kalibriert. Zur experimentellen Simulation des Mischeraufweitens wird der Kugelhahn schrittweise geöffnet, wodurch der Druckverlust des Mi-

schermoduls sukzessive abfällt. Der höchste Fehlergrad ist somit bei komplett geöffnetem Kugelhahn, also beim vorherigen Normalzustand, erreicht.

### 5.4.5 Sensorfehler

Die Simulation von Sensorfehlern erfolgt nicht direkt bei der Messdatenerfassung, sondern in der nachträglichen Datenverarbeitung. Da die Sensorfehler keinen direkten Einfluss auf die Regelung und somit den Betrieb der Anlage haben, können diese Fehler retrospektiv auf die gemessenen Daten aufgeschaltet werden.

Hierzu wird die Anlage unter fehlerfreien Bedingungen bei verschiedenen Betriebspunkten und in unterschiedlichen Szenarien betrieben. Bei den betrachteten Sensorfehlern handelt es sich um Abweichungen der Steigungen der Sensorkennlinien. Diese Fehler können durch Skalierung der erfassten Sensordaten  $k_{\text{ref}}$  mit dem Fehlerfaktor  $l_{\text{fault}}$  simuliert werden. Für die fehlerhaften Sensorwerte  $k_i$  gilt dann:

$$k_i = l_{\text{fault}} k_{\text{ref}}. \quad (5.1)$$

Der Fehlerfaktor  $l_{\text{fault}}$  beschreibt die Abweichung des fehlerhaften Sensorwertes vom tatsächlichen Messwert. Dabei gilt:

- für zu hohe Ausgabewerte (Fehlerfall „Sensorwert hoch“):  
 $l_{\text{fault}} > 1$ .
- für zu niedrige Ausgabewerte (Fehlerfall „Sensorwert niedrig“):  
 $0 \geq l_{\text{fault}} \geq -1$ .

Dieses Vorgehen wird auf die Werte des Differenzdrucks an den Pumpen  $\Delta p_{\text{pump}}$ , an den Mischern  $\Delta p_{\text{mix}}$  sowie auf die elektrische Leistungsaufnahme an den Frequenzumrichtern  $P_{\text{el}}$  angewendet.

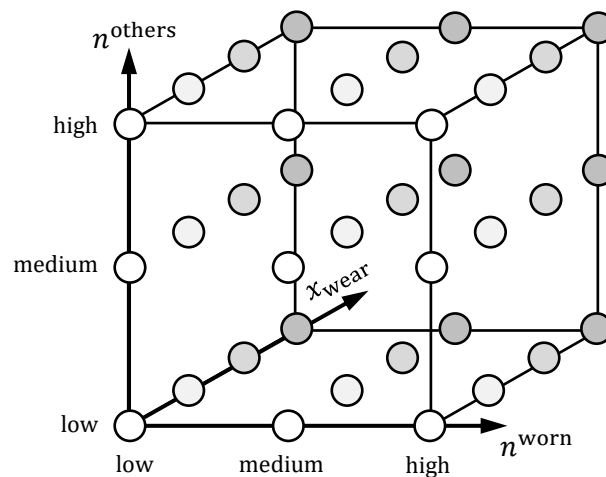
Obwohl die Fehlergrade theoretisch stufenlos eingestellt werden könnten, werden für die Analyse diskrete Plateaus der Fehlerauswirkungen definiert. Dies ermöglicht eine gezielte Untersuchung der Sensitivität der Diagnose im stationären Betrieb und erleichtert die systematische Bewertung der Fehlererkennung.

## 5.5 Szenarien

Die Validierung der Methode zur Fehlerdiagnose soll auf einer umfassenden Datengrundlage basieren und nicht ausschließlich explizite Fälle betrachten, für welche die Methode besonders gute Ergebnisse erzielt. Es wird allgemein

angenommen, dass der Betrieb modularer Prozessanlagen in den meisten Fällen quasi-stationär erfolgt. Das bedeutet, dass Betriebspunktwechsel zwar stattfinden, die einzelnen Betriebspunkte jedoch über einen gewissen Zeitraum konstant gehalten werden. Die Fehlerdiagnose soll insbesondere für diese stationären Phasen zuverlässig funktionieren. Darüber hinaus wird auch das transiente Verhalten während der Betriebspunktwechsel untersucht, wobei die Ergebnisse in diesen Zeiträumen nicht entscheidend für die Gesamtbewertung der Methode sind.

Die Aussagekraft der verwendeten Beobachter, Residuen und Indikatoren sowie die daraus resultierenden Ergebnisse der Diagnose können von den jeweiligen Betriebspunkten abhängen. Damit eröffnet sich ein Parameterraum, der durch den Volumenstrom des betroffenen Moduls und den auf das Modul wirkenden Gegendruck aufgespannt wird. Der Volumenstrom des betroffenen Moduls hängt für die Dosiermodule im Wesentlichen von deren Pumpendrehzahl  $n^{\text{worn}}$  ab. Die Volumenströme bzw. Drehzahlen der anderen Module  $n^{\text{others}}$  bestimmen den Gegendruck. Der Fehlergrad  $x_{\text{wear}}$  soll außerdem in verschiedenen Ausprägungen identifiziert werden. Somit ergibt sich der Parameterraum in Abbildung 5.9.



**Abbildung 5.9** – Der Parameterraum des Versuchsplans ist durch die Pumpendrehzahl des betroffenen Moduls, die Drehzahlen der anderen Module und den Fehlergrad aufgespannt.

Für den Fehlerfall „innere Leckage“ wurde der Parameterraum für alle Dosiermodule vollständig untersucht. Für die Fehler „Modulzusetzen“ und „Modulaufweiten“ sind die experimentellen Untersuchungen aufwändiger. Da-

her wurden zwar sämtliche Kombinationen berücksichtigt, diese Untersuchungen aber nicht für jedes Modul durchgeführt. Für „Mischerzusetzen“ und „Mischeraufweiten“ erfolgte die Untersuchung hingegen vollfaktoriell, wobei die Dimension  $n_{\text{worn}}$  wegfällt, da die Mischermodule keine eigene Stellgröße besitzen.

Im Gegensatz dazu liegt der experimentelle Aufwand für die Analyse von Sensorfehlern nicht in der Datenerhebung, sondern in der nachgelagerten Datenaufbereitung. Daher konnte hier eine Vielzahl an unterschiedlichen Szenarien betrachtet werden. Ausgangspunkt sind jeweils fehlerfreie Messungen, bei denen einzelne Drehzahlen schrittweise erhöht werden, während die übrigen Drehzahlen entweder konstant gehalten werden oder auch Betriebspunktwechsel vollziehen. Diese Messungen wurden anschließend mit Sensorfehlern überlagert. Der Fehlergrad wurde hierfür in den Inkrementen  $x_{\text{wear}} = \{0 \ 0.1 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.9\}$  erhöht.

Aus diesem Versuchsplan ergeben sich insgesamt 268 Szenarien, die erfolgreich durchgeführt und analysiert wurden. In jedem Szenario wurden verschiedene Fehlergrade erzeugt, sodass über 1000 stationäre Punkte für die Validierung zur Verfügung stehen. Alle erfassten Datensätze sind im digitalen Anhang dieser Arbeit zu finden. Die detaillierte Darstellung und Diskussion der Ergebnisse erfolgt in den nachfolgenden Kapiteln.



# Kapitel 6

## Ergebnisse

Im vorherigen Kapitel wurde die Methodik zur Validierung der Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen vorgestellt. Die Darstellung und Analyse der experimentellen Ergebnisse, die aus den umfangreichen Messreihen und deren Auswertung mittels der entwickelten Methode hervorgehen, sind der Gegenstand dieses Kapitels. Zunächst wird das Vorgehen exemplarisch anhand eines ausgewählten Szenarios detailliert beschrieben. Anschließend erfolgt eine Betrachtung der stationären Betriebspunkte aller untersuchten Szenarien, um die Diagnoseergebnisse für die verschiedenen Fehlerarten sowie für die einzelnen Module zu bewerten. Das Gesamtergebnis hinsichtlich Fehlerisolation und -identifikation wird zum Abschluss aufgezeigt.

### 6.1 Analyse eines Szenarios

Zur Veranschaulichung des Vorgehens wird zunächst ein einzelnes Szenario exemplarisch betrachtet. Hierzu wird Szenario Nr. 38 aus dem Messplan herangezogen, in dem der Fehlertyp „innere Leckage“ am Modul D untersucht wird. Der Betriebspunkt des Moduls D liegt bei einem mittleren Volumenstrom, während die übrigen Module einen hohen Volumenstrom fördern (vgl. Versuchsplan in Abbildung 5.9).

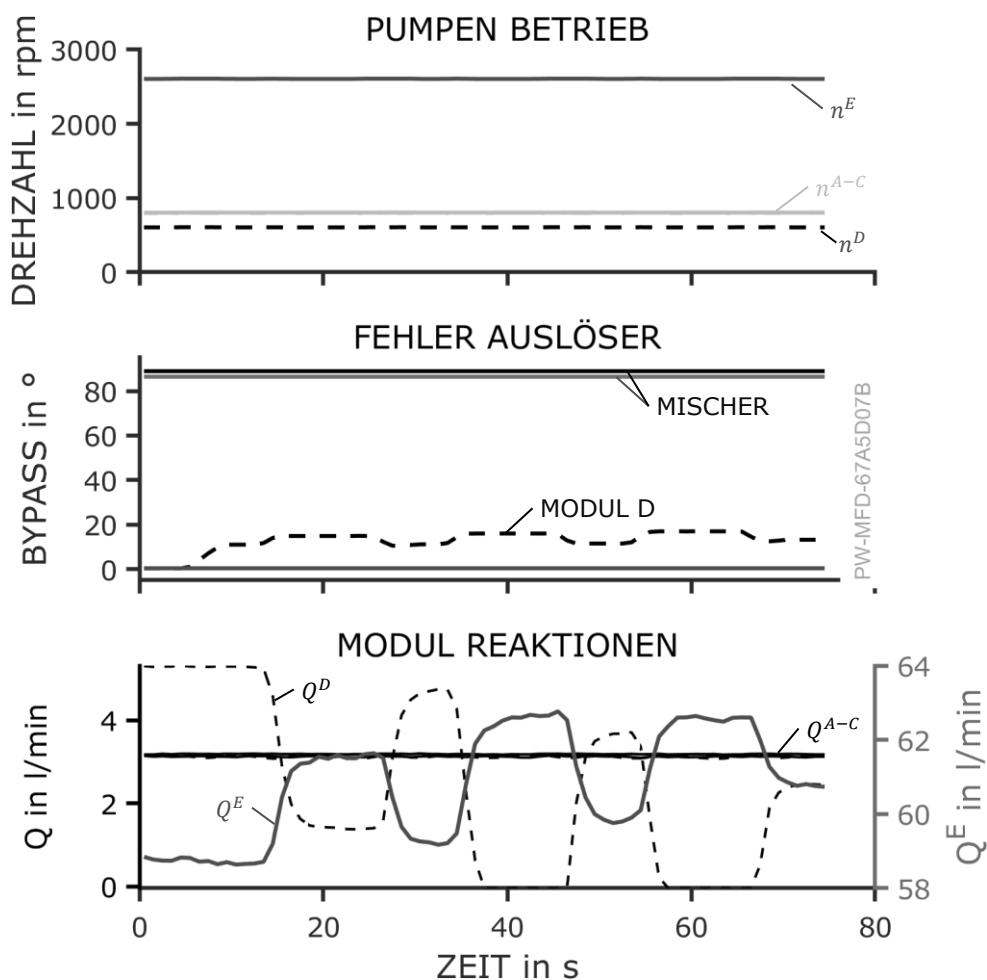
Im Folgenden werden zunächst die für dieses Szenario relevanten Betriebsgrößen der Anlage dargestellt. Anschließend erfolgt eine Betrachtung der zugehörigen Beobachterwerte und Residuen, gefolgt vom Ergebnis der Diagnose für dieses Szenario.

### 6.1.1 Betrieb der Anlage

Die einzelnen Betriebsgrößen der Anlage sind in den Zeitschrieben der Abbildung 6.1 dargestellt. Im oberen Diagramm sind die Drehzahlen der einzelnen Pumpen aufgetragen. Die Kreiselpumpe arbeitet mit einer konstanten Drehzahl von  $n^E = 2800$  rpm, während die Exzentrerschneckenpumpen jeweils mit der konstanten Drehzahl  $n^{A-C} = 800$  rpm betrieben werden. Die Pumpe des betroffenen Moduls D läuft mit der Drehzahl  $n^D = 600$  rpm.

Im mittleren Graphen sind die Öffnungswinkel der Kugelhähne der Anlage aufgezeichnet, welche zur Simulation der verschiedenen Fehlerfälle verwendet werden. Ein Öffnungsgrad von  $\alpha = 90^\circ$  entspricht der vollständig geöffneten Stellung, bei  $\alpha = 0^\circ$  sind die Kugelhähne vollständig geschlossen. Die Kugelhähne der Mischer sind in diesem Szenario vollständig geöffnet, sodass keine zusätzliche Drosselung in den Mischermodulen erfolgt. Die Bypässe aller Dosiermodule sind initial geschlossen. Für das Modul D wird der Bypass im Laufe des Szenarios stufenweise geöffnet und geschlossen, um verschiedene Zustände der inneren Leckage des Moduls zu simulieren. Der Verlauf des Bypassöffnungsgrads ist der gestrichelten Linie zu entnehmen. Während der real auftretende Verschleiß, der zur inneren Leckage führt, einen irreversiblen und kontinuierlich fortschreitenden Prozess darstellt, wird die Leckage in diesem Szenario durch diskrete Stellvorgänge variiert. Hierbei werden die Kugelhähne schrittweise geöffnet und geschlossen, um experimentell eine möglichst große Anzahl unterschiedlicher Zustände zu erzeugen. Diese Vorgehensweise wurde aufgrund technischer Einschränkungen des Stellantriebs der Kugelhähne in Bezug auf Schrittweite und Ansprechverhalten als am besten geeignet identifiziert.

Das untere Diagramm zeigt die gemessenen Volumenströme der einzelnen Module. Hier wird deutlich, dass die Volumenströme der Module A bis C unbeeinflusst vom simulierten Fehler sind und daher über den gesamten Versuchsverlauf konstant bleiben. Der Volumenstrom des betroffenen Moduls D hingegen variiert entsprechend der Öffnung des Bypasses. Für einen Öffnungsgrad von  $\alpha > 15^\circ$  wird das von der Pumpe geförderte Medium vollständig über den Bypass zur Saugseite der Pumpe zurückgeführt. Damit beträgt der aus dem Modul D abgegebene Volumenstrom nahezu null. Durch die Reduktion des Volumenstroms im Modul D verringert sich auch der Druckverlust in den anschließenden Mischermodulen. Darauf wiederum reagiert die Kreiselpumpe sehr sensibel, wodurch sich der Volumenstrom  $Q^E$  entsprechend erhöht. Der Verlauf von  $Q^E$  zeigt somit ein gegenläufiges Verhalten zum Volumenstrom  $Q^D$ . Zudem ist ersichtlich, dass der Volumenstrom des Moduls E im Vergleich zu den anderen Dosiermodulen um eine Größenordnung größer ist.



**Abbildung 6.1** – Betriebsgrößen der Anlage für das Szenario „innere Leckage“ in Modul D bei mittlerer Pumpendrehzahl und hohen parallelen Volumenströmen: Pumpendrehzahlen aller Dosiermodule (oben), Öffnungsgrade der Kugelhähne an den Bypässen und Drosseln (Mitte), gemessene Volumenströme der einzelnen Module (unten). Alle Darstellungen ohne Fehlerbalken, die Darstellung mit Fehlerbalken ist in Abbildung D.1 im Anhang zu finden.

### 6.1.2 Modellbasierte Symptome für ein Szenario

Wie in Kapitel 3.3 dargelegt, basiert die in dieser Arbeit entwickelte Fehlerdiagnose auf modellbasierten Symptomen auf der Modulebene. Die Bestimmung dieser Symptome erfolgt aus der Berechnung von Beobachterwerten, deren Vergleich in Form von Residuen und der Berücksichtigung ihrer Unsicherheit. Abbildung 6.2 veranschaulicht diese Schritte für das betrachtete Szenario.

Im oberen Zeitschrieb sind die Werte der Beobachter des Moduls D dargestellt. Die Messwerte des tatsächlich aus dem Modul geförderten Volumenstroms  $Q_{\text{meas}}^D$  sind bereits aus der vorherigen Abbildung 6.1 bekannt und folgen dem Verlauf des Bypassöffnungsgrades. Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}^D$  folgt diesem Verlauf mit hoher Genauigkeit. Lediglich in Phasen transienten Betriebs weichen die Werte signifikant voneinander ab, da der Anlagenbeobachter keine dynamischen Effekte berücksichtigt.

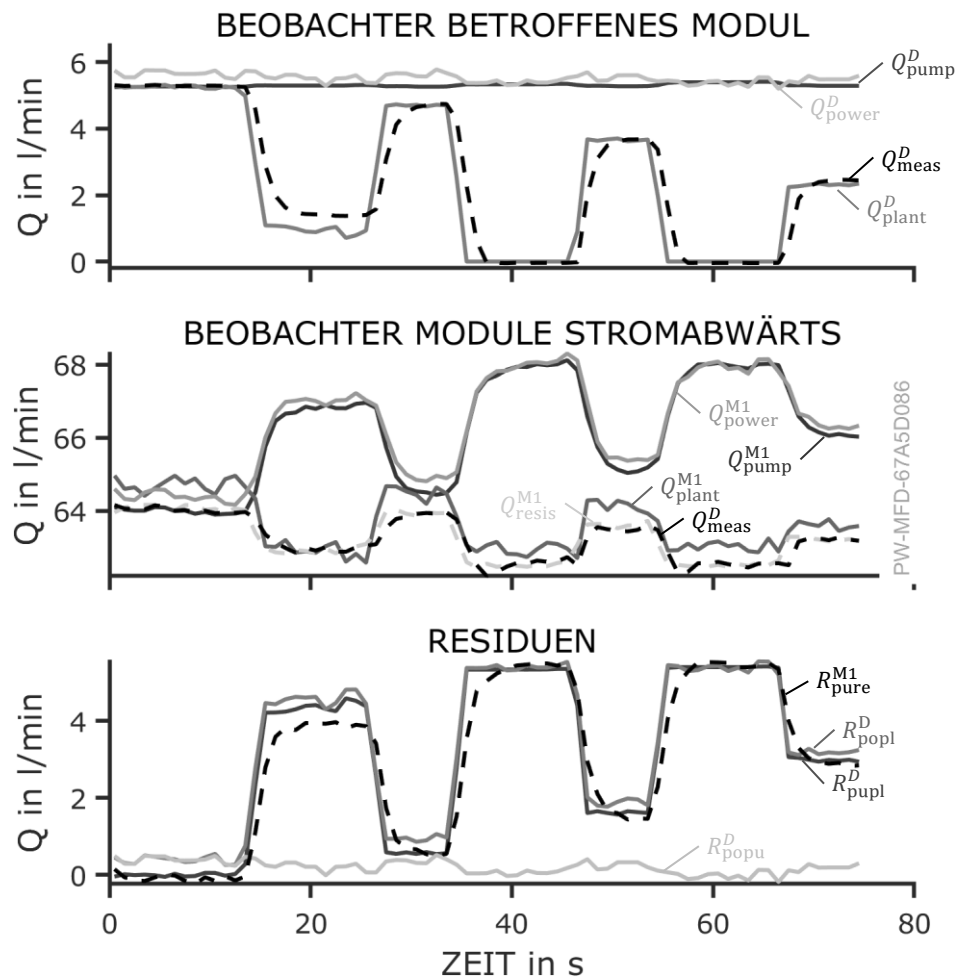
Der Pumpenbeobachter  $Q_{\text{pump}}^D$  und Leistungsbeobachter  $Q_{\text{power}}^D$  weisen nahezu identische Werte auf. Zu Beginn des Szenarios, bei geschlossenem Bypass und fehlerfreiem Betrieb, entsprechen diese Werte dem tatsächlichen Volumenstrom. Das Öffnen des Bypasses und die daraus folgende innere Leckage im Modul werden von diesen Beobachtern nicht erfasst. Dies war zu erwarten, da sie auf dem Aufwand innerhalb der Pumpe basieren und von der Pumpe immer noch derselbe Volumenstrom gefördert wird, auch wenn dieser zum Teil durch den Bypass zurückströmt.

Im mittleren Diagramm sind die Werte der Beobachter des stromabwärts gelegenen Mischers M1 aufgetragen. Der tatsächlich durch den Mischer fließende Volumenstrom  $Q_{\text{meas}}^{M1}$  dient zur Orientierung. Die Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}^{M1}$  und  $Q_{\text{resis}}^{M1}$  folgen dem Verlauf des tatsächlichen Volumenstroms gut. Da  $Q_{\text{plant}}^{M1}$  jedoch aus den Werten der Anlagenbeobachter im Modul D und E berechnet wird, führt eine leichte Überschätzung des Werts durch den Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}^E$  zu einer entsprechenden Abweichung in  $Q_{\text{plant}}^{M1}$ . Die Pumpen- und Leistungsbeobachter zeigen erneut übereinstimmende Werte, welche in Phasen mit innerer Leckage den tatsächlichen Volumenstrom überschätzen.

Der untere Graph zeigt die für die Diagnose relevanten Residuen des betroffenen Moduls D sowie des stromabwärts gelegenen Mischers M1. Wie erwartet und in Kapitel 4.8.1 erläutert, nehmen die Residuen  $R_{\text{pupl}}^D$ ,  $R_{\text{popl}}^D$  und  $R_{\text{pure}}^{M1}$  identische Werte an. Diese sind positiv und steigen mit zunehmender innerer Leckage. Das Residuum  $R_{\text{popu}}^D$  bleibt hingegen annähernd null, was ebenfalls im Einklang mit den theoretischen Erwartungen steht.

Um die Lesbarkeit der Abbildung 6.2 zu verbessern, wurde bewusst auf die Darstellung der Unsicherheit verzichtet. Die vollständigen Verläufe der Beobachter- und Residuenwerte einschließlich ihrer Unsicherheit sind in Ab-

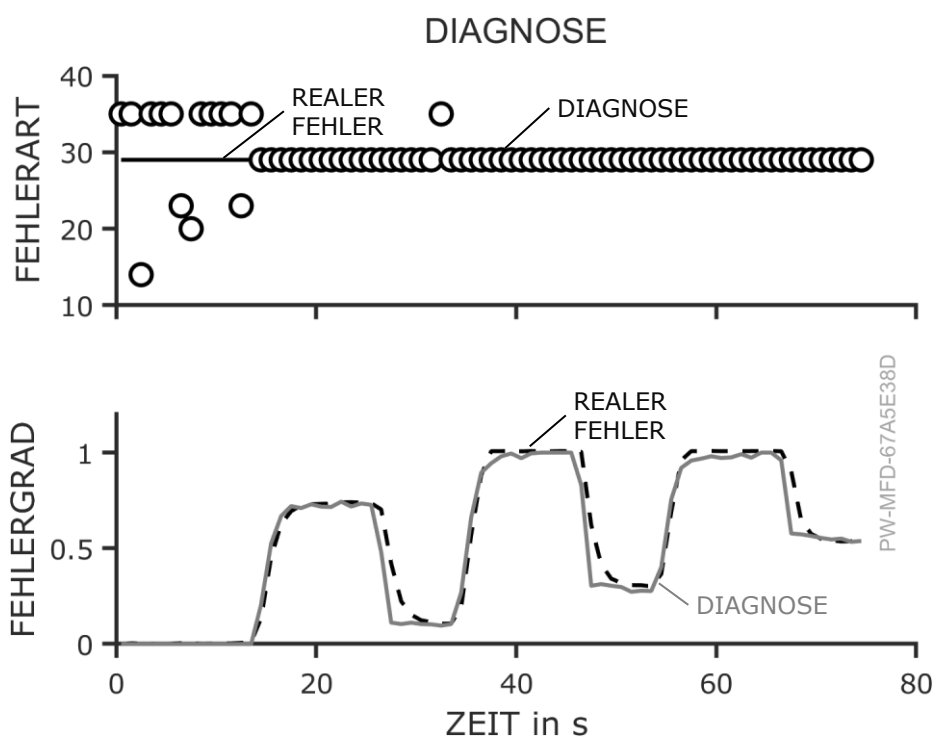
bildung D.2 im Anhang dokumentiert. Eine detaillierte Analyse der einzelnen Beiträge zur auftretenden Unsicherheit erfolgt in Kapitel 6.1.4.



**Abbildung 6.2** – Oben: Werte der Beobachter des betroffenen Moduls D (Pumpenbeobachter  $Q_{pump}$ , Leistungsbeobachter  $Q_{power}$ , Anlagenbeobachter  $Q_{plant}$ ) und gemessener Volumenstrom  $Q_{meas}$ . Mitte: Werte der Beobachter des stromabwärts gelegenen Mischers M1. Unten: Werte der relevanten Residuen; die Verläufe der Residuen  $R_{pupl}^D$ ,  $R_{popl}^D$  und  $R_{pure}^{M1}$  folgen dem Fehlergrad, das Residuum  $R_{popu}^D$  ist davon unbeeinflusst. Alle Darstellungen ohne Fehlerbalken, die entsprechende Darstellung ist in Abbildung D.2 im Anhang zu finden.

### 6.1.3 Regelbasierte Diagnose für ein Szenario

Die Auswertung der Indikatoren, welche aus den Residuen, Beobachterwerten und den linearisierten Modellen errechnet werden, liefert das Ergebnis der Diagnose. Dabei wird für jeden möglichen Fehler ein entsprechender Fehlergrad bestimmt. Der Fehler mit dem höchsten Fehlergrad wird als der wahrscheinlichste Fehler deklariert. Das Diagnoseergebnis kann somit auf zwei Arten interpretiert werden: Erstens im Sinne der Fehlerisolation, inwieweit die korrekte Fehlerart erkannt wird, und zweitens bezüglich der Fehleridentifikation, wie genau der berechnete Fehlergrad mit dem tatsächlichen Fehlerausmaß übereinstimmt. Abbildung 6.3 zeigt das Ergebnis für das untersuchte Szenario.



**Abbildung 6.3** – Oben: Fehlerart, die von der Diagnose erkannt wurde. Unten: Fehlergrad, der von der Diagnose erkannt wurde. Alle Darstellungen ohne Fehlerbalken, die entsprechende Darstellung ist in Abbildung D.3 im Anhang zu finden.

Im oberen Plot ist die Fehlerart mit dem höchsten Fehlergrad dargestellt. Der Fehler „innere Leckage“ in Modul D ist durch die Fehlernummer 29 gekennzeichnet. Ab dem Zeitpunkt  $t = 16$  s gibt die Diagnose diesen Fehler auch als die wahrscheinlichste Fehlerursache aus. Zuvor liegt kein Fehler

vor, da der Bypass noch vollständig geschlossen ist. Hier zeigt sich eine Limitation des bisherigen Vorgehens: Die Diagnose gibt stets eine Fehlerart aus, selbst wenn kein Fehler vorliegt. In fehlerfreien Betriebszuständen wäre der dazugehörige Fehlergrad jedoch sehr niedrig. Durch das Einführen einer weiteren Bedingung für die Fehlerdetektion in Form eines Schwellwerts für den Fehlergrad ließe sich dieses Problem beheben. Hinsichtlich der inneren Leckage zeigt sich jedoch, dass die Diagnose den Fehler zuverlässig erkennt. Lediglich im instationären Betriebspunkt bei  $t = 38\text{ s}$  wird kurzzeitig eine andere Fehlerart ausgegeben, dies kann jedoch als Ausreißer betrachtet werden.

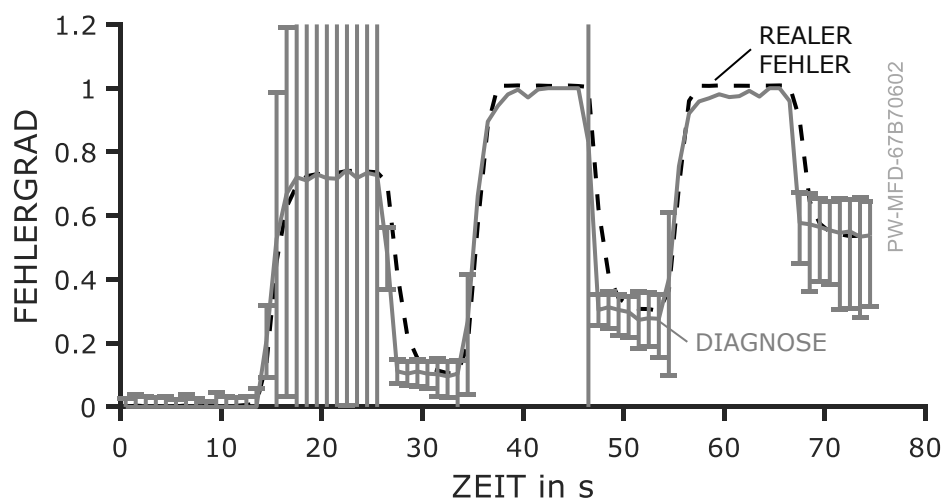
Der untere Plot zeigt den durch die Diagnose bestimmten Fehlergrad der inneren Leckage in Modul D im Vergleich zum realen Fehler, der aus der Messung des Volumenstroms berechnet wurde. Es zeigt sich, dass die Diagnose den Fehlergrad mit hoher Genauigkeit bestimmt und dem tatsächlichen Verlauf des Fehlers sehr gut folgt. Lediglich in transienten Betriebszuständen eilt die Diagnose dem realen Fehler etwas voraus, da in den Beobachtermodellen keine Dynamik abgebildet ist. Im stationären Betrieb wird der Fehlergrad jedoch nahezu ohne Abweichung erfasst.

#### 6.1.4 Analyse der Unsicherheit

Im Rahmen der Fehlerdiagnose wird die relevante Unsicherheit der Messungen, Parameter und Modelle berücksichtigt und bis zum Endergebnis der Diagnose fortgepflanzt. Das resultierende Ergebnis der Diagnose unter Berücksichtigung ihrer Unsicherheit ist entsprechend in Abbildung 6.4 visualisiert.

Die Darstellung der Unsicherheit der Diagnose liefert mehrere wesentliche Erkenntnisse. Zum einen fällt auf, dass die Unsicherheit des Fehlergrads nicht symmetrisch verteilt ist. Das obere Ende des Vertrauensintervalls befindet sich meist näher an der Vorhersage als das untere Ende. Dies ist eine Konsequenz der Art und Weise, wie die Unsicherheit des Fehlergrads bestimmt wird, wie bereits in Kapitel 4.10 erläutert. Das untere Ende des Vertrauensintervalls kann als minimale Fehlergröße interpretiert werden. Dieses Ausmaß des Fehlers wird mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht unterschritten.

Betrachtet man die Extremfälle, wie den Zustand ohne Leckage und den Fall einer vollständigen Leckage, lassen sich ebenfalls interessante Beobachtungen machen. Zu Beginn des Szenarios, wenn kein Fehler vorliegt, ist auch die Unsicherheit sehr gering. Dieser fehlerfreie Zustand wird mit hoher Sicherheit erkannt. Im Gegensatz dazu versagt die Berechnung der Unsicherheit für den Fehlergrad  $x_{\text{wear}} = 1$ , also wenn der gesamte Förderstrom der Pumpe wieder



**Abbildung 6.4** – Von der Diagnose erkannter Fehlergrad mit Angabe der Unsicherheit als Fehlerbalken.

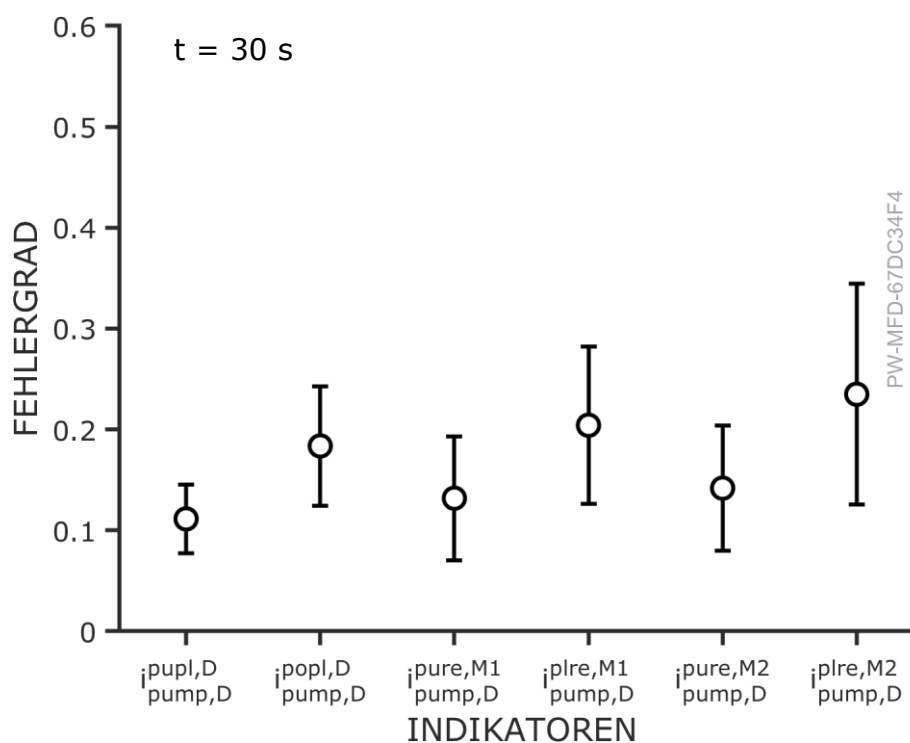
durch den Bypass zurückströmt. Dies ist eine Folge der Berechnungsvorschrift, bei der durch den Volumenstrom dividiert werden muss. Nimmt dieser den Wert „null“ an, ist die Division mathematisch nicht mehr möglich. Dieser Fall wird in der Realität allerdings auch mit großer Wahrscheinlichkeit erkannt, da er weitreichende Auswirkungen hat. Die Untersuchung der Unsicherheit in einem Szenario, in dem das Dosiermodul keinerlei Förderleistung mehr erbringt, erweist sich daher als wenig zielführend.

Für die Zustände mit einem nennenswerten Leckagestrom, der die Funktion des Dosiermoduls reduziert, jedoch nicht vollständig zum Erliegen bringt, variiert die Größe der Unsicherheit erheblich. Insbesondere bei sehr hoher Leckage, wie sie im Zeitraum  $t = 18 \dots 24$  s auftritt, stößt die Bestimmung der Unsicherheit an ihre Grenzen und gibt eine sehr hohe Unsicherheit aus. Für die Abschnitte mit kleineren und mittleren Fehlergraden lässt sich jedoch feststellen, dass die Unsicherheit für transiente Betriebszustände deutlich größer ist und sich im stationären Betrieb wieder verringert. Innerhalb des stationären Betriebs, etwa in den Zeiträumen  $t = 28 \dots 33$  s und  $t = 48 \dots 54$  s variiert die Unsicherheit in vertretbaren Grenzen. Eine vertiefte Analyse und gegebenenfalls eine Mittelung dieser Werte wäre in diesem Fall von Nutzen. Da die Methode zur Fehlerdiagnose primär für den (quasi-)stationären Betrieb konzipiert wurde, liegt der Fokus auf den Zeitpunkten  $t = 30$ , s und  $t = 50$ , s, die einer genaueren Untersuchung unterzogen werden. Die entsprechenden Werte der Diagnose und der damit verbundenen Unsicherheit sind in der Tabelle 6.1 aufgeführt.

**Tabelle 6.1** – Ergebnisse der Diagnose für den Fehlergrad und dessen Unsicherheit.

Zeitpunkt	$x$	$\delta(x)$
30 s	0.111	[0.041 0.034]
50 s	0.304	[0.053 0.035]

Wie in Kapitel 4.10 dargelegt, werden die Grenzen des Vertrauensintervalls der Diagnose über die Minima der relevanten Indikatoren, einschließlich deren Vertrauensintervallen, bestimmt. Zur Identifikation der Ursachen der Unsicherheit der Diagnose werden daher die entsprechenden Indikatoren genauer betrachtet. In Abbildung 6.5 sind die relevanten Indikatoren zum Zeitpunkt  $t = 30$  s einschließlich ihrer Unsicherheit aufgetragen.



**Abbildung 6.5** – Relevante Indikatoren für die innere Leckage in Modul D mit deren Unsicherheit für den Zeitpunkt  $t = 30$  s im Szenario 38.

Der Fehlergrad der Diagnose ergibt sich aus dem Minimum dieser Werte,

welches in diesem Fall durch den Indikator  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}} = 0.114$  repräsentiert wird. Die untere Grenze des Unsicherheitsintervalls der Diagnose ist jedoch nicht die Unsicherheit dieses Indikators, sondern des Indikators  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pure,M1}}$ . Obwohl dieser einen höheren Wert aufweist, führt seine größere Unsicherheit dazu, dass die untere Grenze seines Vertrauensintervalls, definiert als  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pure,M1}} - \delta(i_{\text{pump,D}}^{\text{pure,M1}})$ , den kleinsten Wert annimmt. Für die weitere Analyse wird folglich die Unsicherheit  $\delta(i_{\text{pump,D}}^{\text{pure,M1}})$  näher betrachtet.

Die obere Grenze des Unsicherheitsintervalls hingegen wird durch den Wert  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}} + \delta(i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}})$  bestimmt. Folglich wird die Unsicherheit  $\delta(i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}})$  in der weiteren Untersuchung ebenfalls berücksichtigt.

Für die Berechnung des Indikators  $i_{\text{pupl,D}}^{\text{pump,D}}$  gilt:

$$i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}} = \frac{R_{\text{pupl}}^D}{Q_{\text{pump}}^D}. \quad (6.1)$$

Damit ergibt sich für die Unsicherheit des Indikators:

$$\delta(i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}}) = \sqrt{\left[ \frac{\delta(R_{\text{pupl}}^D)}{Q_{\text{pump}}^D} \right]^2 + \left[ \frac{-R_{\text{pupl}}^D}{Q_{\text{pump}}^{D^2}} \delta(Q_{\text{pump}}^D) \right]^2}. \quad (6.2)$$

Die Unsicherheit des Indikators ist damit zum einen von der Unsicherheit des Residuums  $\delta(R_{\text{pupl}}^D)$  und zum anderen von der Unsicherheit des Beobachters  $\delta(Q_{\text{pump}}^D)$  bedingt. Deren Werte hängen wiederum von weiteren Termen ab, die sich im Sinne der Unsicherheitsfortpflanzung, wie in Abbildung 6.6 dargestellt, zurückverfolgen lassen. Letztendlich sind die primären Ursachen für die Unsicherheit der Indikatoren, die statistische und systematische Unsicherheit der relevanten Messgrößen sowie die Modellunsicherheit der zugrunde liegenden Beobachtermodelle.

Zur quantitativen Analyse dieser Einflussgrößen wurde eine detaillierte Untersuchung für die in Tabelle 6.1 aufgeführten Fälle durchgeführt. Die Ergebnisse dieser Analyse sind in Abbildung 6.7 aufgetragen. Dabei zeigt sich, dass nur wenige Einflussgrößen relevante Beiträge zur Unsicherheit der Indikatoren leisten. Die Unsicherheit des Indikators  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pupl,D}}$  wird vor allem von der Modellunsicherheit des Pumpenbeobachters  $\delta_{\text{MOD}}(Q_{\text{pump}}^D)$  dominiert. Das bedeutet, dass das reale Verhalten der Pumpe nur bedingt gut von der kalibrierten Beobachtergleichung abgebildet wird und diese Abweichungen den größten Einfluss auf die Unsicherheit des Indikators und damit auf die Unsicherheit der Diagnose haben.

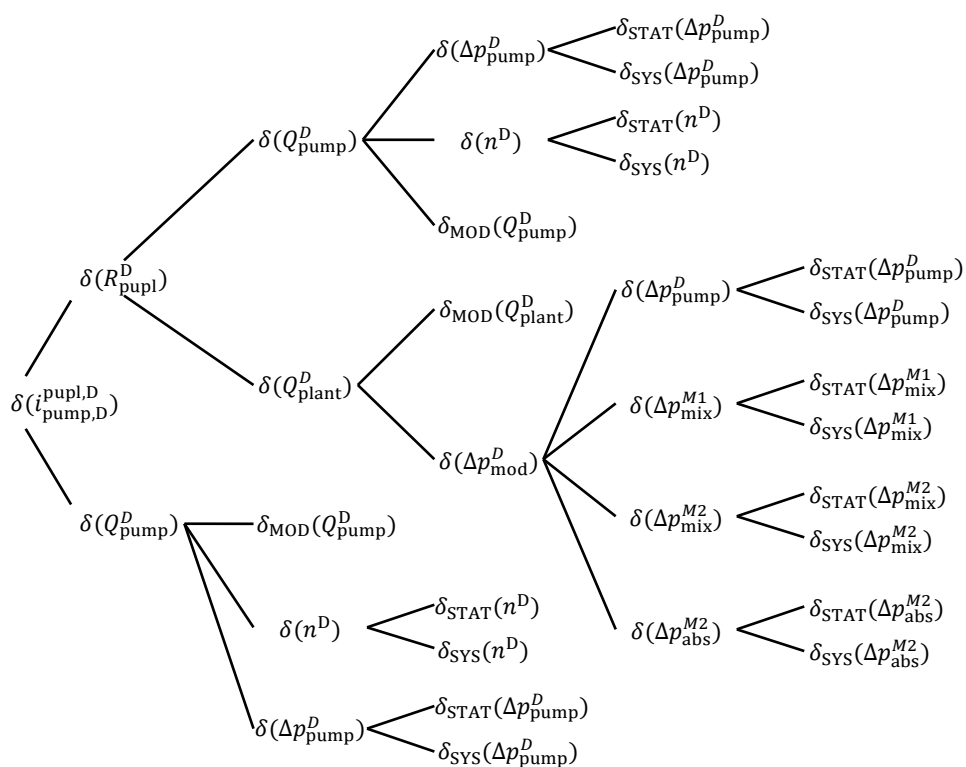


Abbildung 6.6 – Einflussfaktoren auf die Unsicherheit des Indikators  $i_{\text{pump},D}^{\text{pupl},D}$ .

Zusätzlich trägt die systematische Unsicherheit der Drehzahlmessung im Modul D  $\delta_{\text{SYS}}(n^D)$  zur Gesamtunsicherheit bei, wobei ihr Beitrag nur etwa ein Viertel ausmacht. Dies ist insbesondere auf die begrenzte Auflösung der aus dem Frequenzumrichter ausgelesenen Drehzahlwerte zurückzuführen. Alle weiteren Einflussfaktoren auf die Gesamtunsicherheit wie die systematische und statistische Unsicherheit der Druckdifferenz an den Pumpen und Mischern oder die Modellunsicherheit des Anlagenbeobachters sind für die Gesamtunsicherheit nicht relevant, da ihr Einfluss mindestens zwei Größenordnungen geringer ist als die bereits aufgeführten.

Für den Indikator  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pure,M1}}$  sind die Unsicherheitsbeiträge von  $\delta_{\text{mod}}(Q_{\text{pump}}^D)$  und  $\delta_{\text{SYS}}(n^D)$  ebenfalls von Relevanz, jedoch in geringerem Maße als bei anderen Indikatoren. Der dominierende Einfluss auf die Gesamtunsicherheit dieses Indikators resultiert aus der systematischen Unsicherheit der Volumenstrommessung im Modul E.

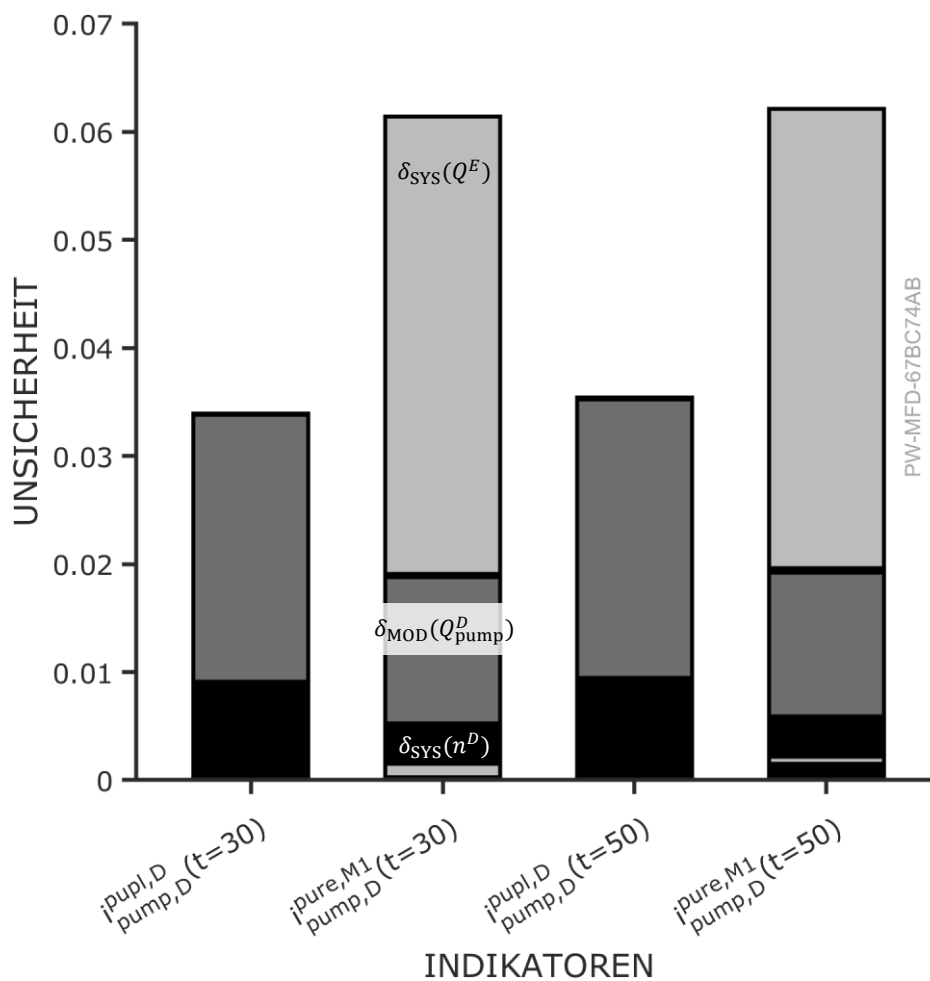
Wie bereits in Kapitel 5.3 dargelegt, wird der in Modul E gemessene Volumenstrom direkt für die Diagnose verwendet, anstatt ihn über Pumpen- und Leistungsbeobachter zu bestimmen. Die Messung erfolgt mit einem magnetisch-induktiven Durchflusssensor (MID), welcher eine systematische Unsicherheit von 0.4 % des Messwerts aufweist. Bei der Berechnung des Residuums  $R_{\text{pure}}^{M1}$  wird der Wert des MIDs verwendet, um die Summe der Pumpenbeobachter  $Q_{\text{pump}}^{M1} = Q_{\text{pump}}^D + Q_{\text{meas}}^E$  zu berechnen. Somit pflanzt sich die systematische Unsicherheit des MIDs über die Berechnung des Residuums bis in den Indikator  $i_{\text{pump,D}}^{\text{pure,M1}}$  fort und beeinflusst damit die Unsicherheit der Diagnose.

Für beide untersuchten Zeitpunkte  $t = \{30, 50\}$  s zeigen die Ergebnisse ein vergleichbares Verhalten, sodass die identifizierten Unsicherheitsquellen konsistent über verschiedene Betriebszustände hinweg relevant bleiben.

Die Analyse der Unsicherheit deckt die Verbesserungspotenziale der vorgestellten Methodik auf. Für eine Fehlerdiagnose mit geringerer Unsicherheit lassen sich damit zwei wesentliche Stellschrauben identifizieren.

Zum einen besteht ein signifikanter Einfluss der verwendeten Messtechnik, insbesondere der Drehzahlsensoren sowie des Volumenstromsensors im Modul E. Der Einsatz alternativer Sensoren mit geringerer systematischer Unsicherheit kann die Genauigkeit der Indikatoren verbessern und somit die Gesamtunsicherheit der Diagnose reduzieren.

Zum anderen bietet die physikalische Modellierung der Kolbenmembranpumpe im Modul D weiteres Optimierungspotenzial. Die Wahl eines Modells, das die Wirklichkeit besser abbildet, kann hier zu einer geringeren Modellunsicherheit führen, die sich positiv auf die gesamte Diagnose auswirkt.



**Abbildung 6.7** – Ergebnisse der Analyse der einzelnen Beiträge auf die Unsicherheit der Indikatoren  $i_{\text{pump},D}^{\text{pupl},D}$  und  $i_{\text{pump},D}^{\text{pure},M1}$  zu den Zeitpunkten  $t = \{30, 50\}$  s.

Trotz identifizierter Verbesserungsmöglichkeiten sind die bisher erzielten Ergebnisse positiv zu bewerten. Die berechnete Unsicherheit liegt in einem vertretbaren und praxisgerechten Rahmen.

## 6.2 Analyse der stationären Betriebspunkte

Im vorherigen Kapitel wurde ein einzelnes Szenario der Validierungsmessungen genauer betrachtet und analysiert. Wie in Kapitel 5.5 beschrieben, umfassen die Validierungsmessungen jedoch über 250 Szenarien, in denen jeweils mehrere stationäre Betriebspunkte angefahren wurden.

Für eine systematische Betrachtung und Analyse dieser stationären Betriebspunkte ist daher eine Kondensierung der Messdaten erforderlich. Daher wird im Folgenden das angewendete Verfahren zur Auswahl relevanter Datenpunkte sowie das zugehörige Datenmanagement im Detail beschrieben. Anschließend werden die Ergebnisse für die verschiedenen Fehlerarten präsentiert, um Rückschlüsse auf die Effektivität der entwickelten Diagnosemethode zu ermöglichen.

### 6.2.1 Auswahl der Datenpunkte

Die entwickelte Methode zur Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen verfolgt das Ziel, Fehler zu detektieren und ihren Ursprung und ihr Ausmaß zu identifizieren. Der Fokus liegt dabei auf dem (quasi-)stationären Betrieb der Anlage. Um eine umfassende Validierung der Methode zu gewährleisten, ist die Analyse einer möglichst großen Anzahl dieser (quasi-)stationären Betriebspunkte erforderlich. Hierzu müssen die relevanten Datenpunkte aus den Zeitreihen der Szenarien extrahiert werden. Das manuelle Vorgehen zur Identifikation geeigneter Zeitpunkte erfolgt hierzu in drei Schritten:

1. **Datenvisualisierung**

Im ersten Schritt wird der Datensatz eines spezifischen Szenarios geladen und die relevanten Betriebsgrößen ähnlich wie in Abbildung 6.1 visualisiert, um eine detaillierte Analyse zu ermöglichen. In diesen Darstellungen sind unter anderem die Drehzahlen der Pumpen sowie die Öffnungsgrade der Bypässe und Drosseln zu erkennen. Die Reaktionen der einzelnen Module lassen sich über die gemessenen Volumenströme nachvollziehen.

2. **Datenauswahl:** Im zweiten Schritt erfolgt die manuelle Auswahl eines Zeitpunkts innerhalb dieses Szenarios, in dem die Anlage stationär

betrieben wird und ein relevanter Fehlerfall mit einer konstanten Ausprägung vorliegt. Die Auswahl erfolgt auf Basis der im ersten Schritt generierten Diagramme. Ziel ist es, Zeitpunkte zu identifizieren, in denen die Drehzahlen der Pumpen sowie die Öffnungsgrade der Ventile unverändert bleiben und infolgedessen die Volumenströme konstant sind. Außerdem muss der Fehlergrad eine signifikante Ausprägung aufweisen, die es zu erkennen gilt.

3. **Datenablage:** Im abschließenden Schritt werden die relevanten Daten dokumentiert und gespeichert. Dies umfasst den identifizierten Fehlergrad, den prognostizierten Fehlergrad mit seiner Unsicherheit sowie den tatsächlich eingestellten Fehler für den ausgewählten Zeitpunkt. Zusätzlich werden relevante Metadaten abgelegt, um die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen. Hierzu gehören unter anderem der Dateiname des Szenarios und der Zeitpunkt der extrahierten Datenpunkte. Diese strukturierte Dokumentation ermöglicht die Reproduktion der Validierungsergebnisse.

Die Schritte der Datenauswahl und -ablage werden iterativ für ein betrachtetes Szenario wiederholt, bis alle (quasi-)stationären Betriebspunkte dieses Szenarios extrahiert wurden. Anschließend erfolgt die Anwendung der Datenvisualisierung auf das nächste Szenario, bis sämtliche Szenarien vollständig analysiert sind. Dadurch wird sichergestellt, dass alle relevanten (quasi-)stationären Betriebspunkte identifiziert und dokumentiert werden.

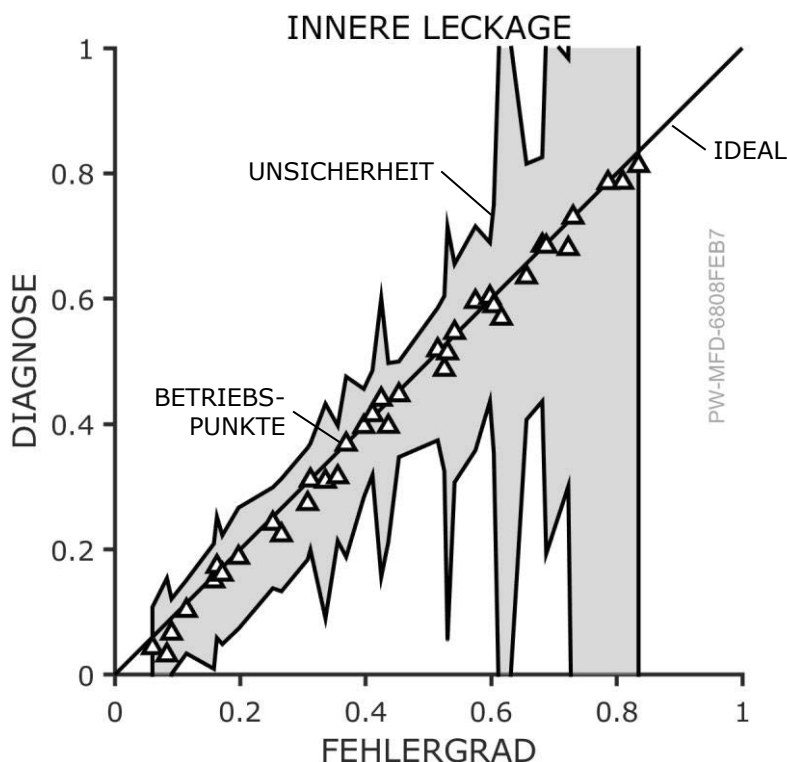
Dieses manuelle Vorgehen stellt sicher, dass ausschließlich physikalisch sinnvolle Betriebspunkte in die Analyse einfließen. Da die gesamten Validierungsmessungen nur halb-automatisiert durchgeführt wurden, können auf diese Weise transiente Betriebspunkte oder solche mit unrealistischen Fehlergraden ausgeschlossen werden. Dem Autor ist klar, dass durch das manuelle Vorgehen ein gewisser Selection-Bias eingeführt wird. Dieser wird jedoch bewusst in Kauf genommen, da die Vorteile der Reduktion der Komplexität der Ergebnisse und somit eine fundierte Interpretation der nachfolgenden Analysen überwiegen.

### 6.2.2 Ergebnisse für die einzelnen Fehlerarten

Im Folgenden werden die Diagnoseergebnisse für die stationären Betriebspunkte dargestellt. Dabei wird jeweils eine Fehlerart hinsichtlich der Fehleridentifikation genauer betrachtet, wobei die Unterschiede in den Ergebnissen der einzelnen Modulen aufgezeigt und diskutiert werden.

### Validierungsergebnisse für innere Leckage

Zunächst wird der Fehlerfall „innere Leckage“ näher betrachtet. Dazu wurden aus den einzelnen Szenarien, in denen dieser Fehler simuliert wurde, alle relevanten (quasi-)stationären Betriebspunkte extrahiert. Die Diagnoseergebnisse für die innere Leckage im Modul D sind im Diagramm in Abbildung 6.8 aufgetragen. Jeder Marker repräsentiert dabei den tatsächlichen Fehlergrad sowie den diagnostizierten Wert für einen (quasi-)stationären Betriebspunkt. Die Unsicherheit der Diagnose ist durch die einhüllende graue Fläche visualisiert. Eine ideale Diagnose würde sich durch eine exakte Übereinstimmung der Marker mit der Winkelhalbierenden sowie eine verschwindende Diagnoseunsicherheit auszeichnen.



**Abbildung 6.8** – Darstellung des diagnostizierten über dem tatsächlichen Fehlergrad für die innere Leckage im Modul D. Die Marker stellen die einzelnen Betriebspunkte dar, die Unsicherheit der Diagnose wird durch die graue Fläche dargestellt. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.

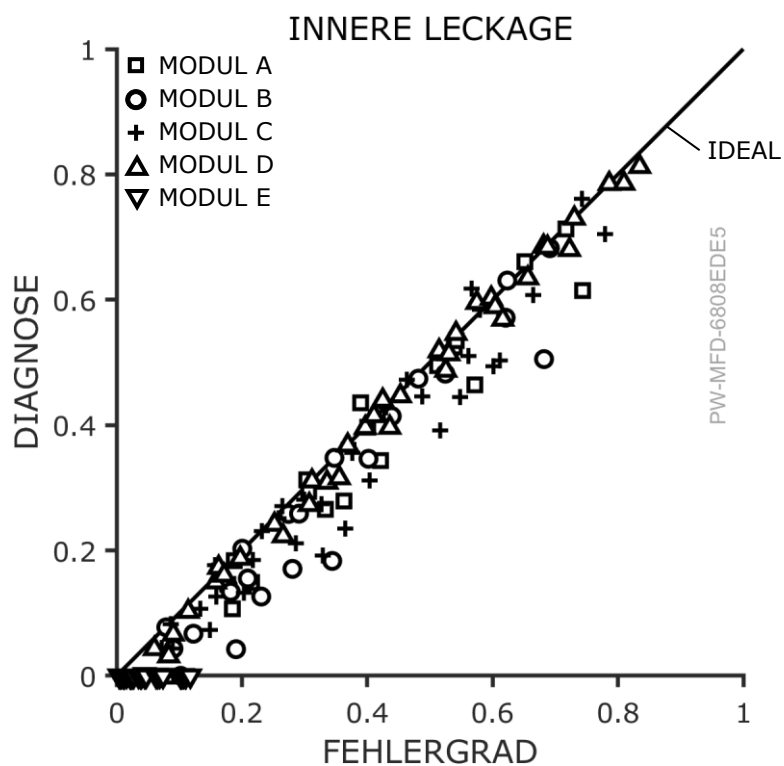
Die Analyse der Ergebnisse zeigt, dass der Fehlergrad mit hoher Genauigkeit diagnostiziert wird. Die Marker liegen für alle Fehlergrade nahe an der Win-

kelhalbierende, was auf eine geringe Abweichung zwischen den tatsächlichen und diagnostizierten Werten hinweist. Eine Betrachtung der Unsicherheit zeigt jedoch ein ähnliches Bild wie in Kapitel 6.1. Für geringere Fehlergrade ist das Unsicherheitsintervall eng um den tatsächlichen Wert begrenzt. Die dominierenden Einflussfaktoren auf diese Unsicherheit können Abbildung 6.7 entnommen werden. Mit zunehmendem Fehlergrad weitet sich das Unsicherheitsintervall auf. Insbesondere für Werte von  $x > 0.7$  versagt die Unsicherheitsfortpflanzung, sodass sich das Vertrauensintervall von 0 bis 1 erstreckt.

Die Darstellung in Abbildung 6.8 stellt nur die Ergebnisse für die innere Leckage in Modul D dar. In diesem Dosiermodul ist eine Kolbenmembranpumpe verbaut, deren Zustand über den Pumpen- und Leistungsbeobachter zuverlässig überwacht werden kann. Die Diagnoseergebnisse für denselben Fehler in den weiteren Dosiermodulen sind in Abbildung 6.9 zusammengefasst. Zur besseren Übersicht wird hier auf eine explizite Darstellung der Unsicherheit verzichtet. Es ist jedoch festzustellen, dass deren Trends mit den Ergebnissen für Modul D übereinstimmen.

Die Analyse der Diagnoseergebnisse zeigt, dass der Fehlergrad für innere Leckage in den Modulen A-C mit einer ähnlich hohen Genauigkeit erkannt wird wie in Modul D. Diese Dosiermodule sind mit Exzentrerschneckenpumpen ausgestattet, deren Verhalten durch das Beobachtermodell aus Gleichung 4.1 sehr gut abgebildet wird. Infolgedessen führen die modellbasierten Symptome zu einer zuverlässigen Fehleridentifikation. Es fällt auf, dass die diagnostizierten Fehlergrade der Module A-C auf der Ideallinie oder leicht darunter liegen. Der Fehlergrad wird folglich tendenziell konservativ abgeschätzt und nie überschätzt.

Im Gegensatz dazu liefert die Diagnose für Modul E, das mit einer Kreiselpumpe ausgestattet ist, keine verwertbaren Ergebnisse. Dies ist auf zwei Gründe zurückzuführen: Erstens bleibt der durch die Öffnung des Bypasses erreichte Fehlergrad mit  $x < 0.12$  im niedrigen Bereich. Das Verhalten der Kreiselpumpe sorgt dafür, dass der verringerte Gegendruck infolge der Bypassöffnung mit einem höheren Förderstrom in der Pumpe kompensiert wird. Dadurch bleibt die Menge des aus Modul E geförderten Mediums nahezu konstant, was sich als erhöhte Robustheit gegenüber inneren Leckagen interpretieren lässt. Die Definition des Fehlergrads als Abfall des volumetrischen Wirkungsgrads erweist sich in diesem Kontext als weniger geeignet, um den mechanischen Fehler innerhalb der Pumpe zu quantifizieren. Zweitens zeigt die angewandte Diagnosemethode keine Sensitivität für den be-



**Abbildung 6.9** – Darstellung des diagnostizierten über dem tatsächlichen Fehlergrad für die innere Leckage in Dosiermodulen. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.

trachteten Fehlerfall in Modul E. Alle diagnostizierten Werte bleiben konstant bei null, was darauf hinweist, dass das verwendete Pumpen- und Leistungsmodell für die Kreiselpumpe deren Verhalten nicht ausreichend beschreibt. Dies wurde bereits im Kapitel 5.3 diskutiert. Die Werte des Pumpen- und Leistungsbeobachters wurden durch den Messwert des Volumenstroms in Modul E ersetzt. Hierdurch wird zwar die Diagnose weiterer Fehler und die Verwendung der Stromab-Beobachter ermöglicht, für die Diagnose einiger Fehlerfälle in Modul E ist dieses Vorgehen jedoch abträglich.

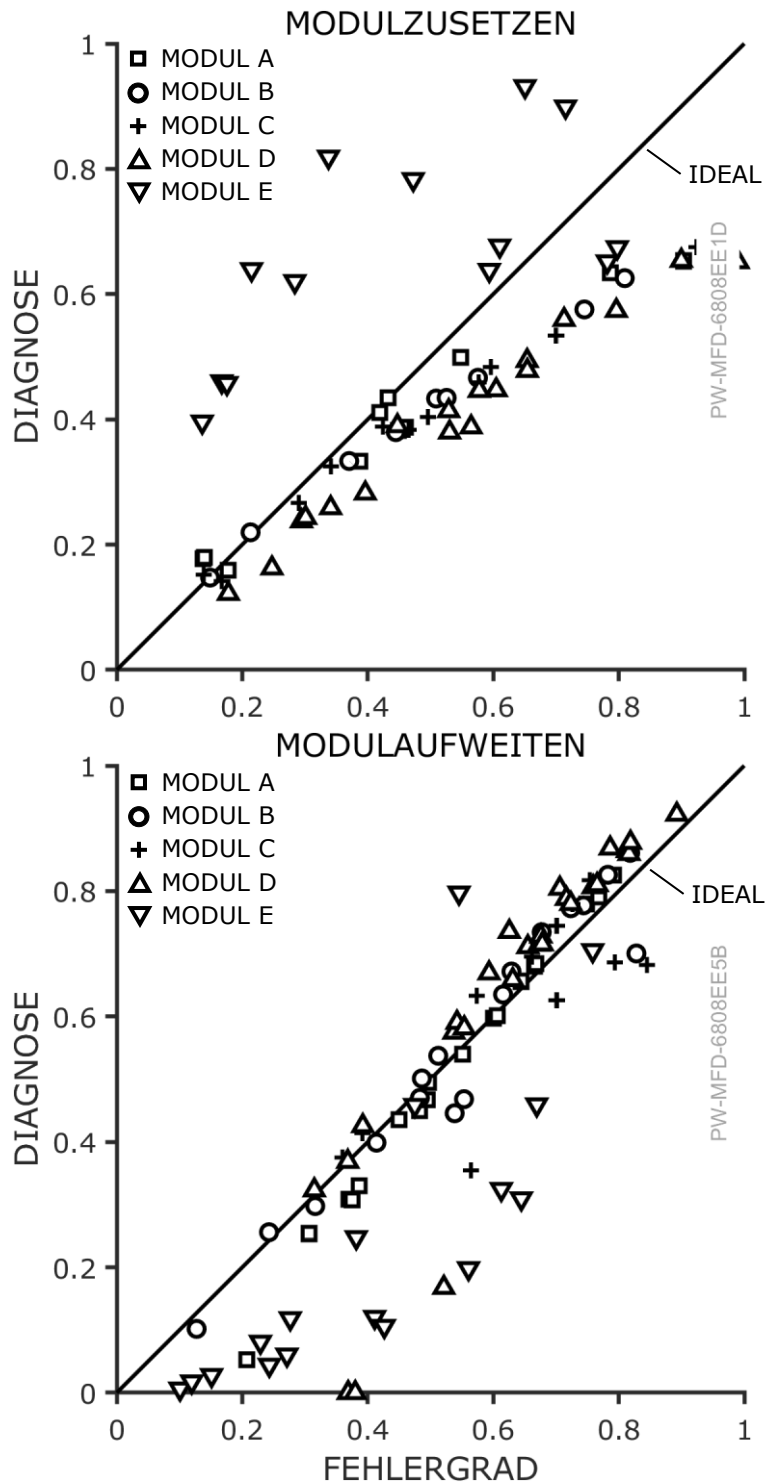
Somit muss festgehalten werden, dass die innere Leckage für das Modul E mit der angewendeten Methodik nicht diagnostiziert werden kann. Aufgrund der inhärenten Robustheit der Kreiselpumpe gegenüber diesem Fehlerfall ist ihr Einfluss auf das Verhalten der Gesamtanlage jedoch als gering einzustufen.

### **Validierungsergebnisse für Modulzusetzen und -aufweiten**

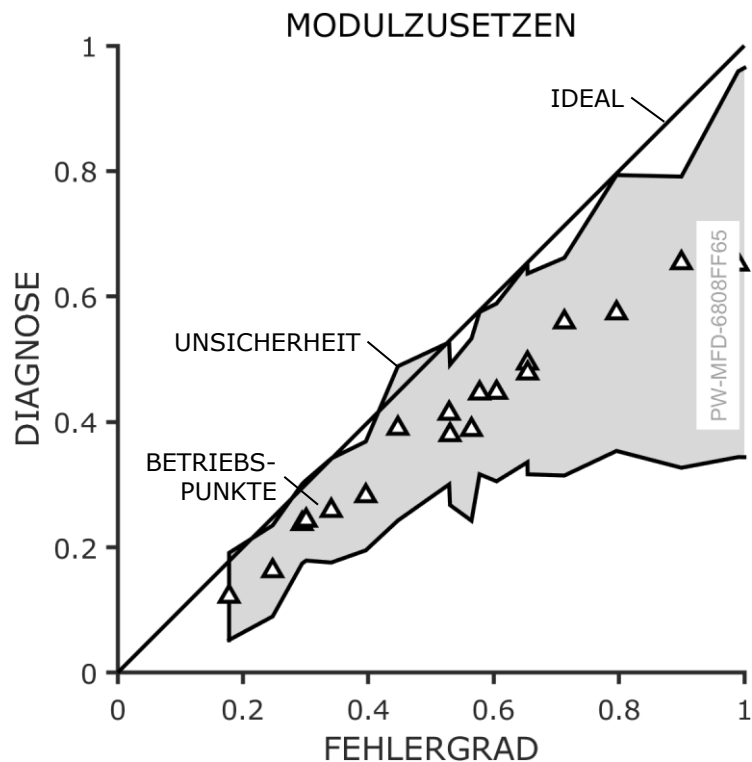
Eine Veränderung des Druckverlusts innerhalb eines Dosiermoduls führt zu den beiden Fehlerfällen Modulzusetzen (höherer Druckverlust) oder Modulaufweiten (geringerer Druckverlust). Die Diagnoseergebnisse für beide Fehlerfälle und alle relevanten Betriebspunkte sind in Abbildung 6.10 dargestellt.

Die Diagnose des Modulzusetzens liefert für die Module A–D vielversprechende Ergebnisse. Insbesondere für niedrige Fehlergrade  $x < 0.4$  wird der Wert mit geringer Abweichung diagnostiziert. Für höhere Fehlergrade wird der Wert tendenziell unterschätzt, wobei eine Sättigung des diagnostizierten Werts zu beobachten ist. Dieser Effekt ergibt sich unter anderem aus dem steigenden Modellfehler in Folge der Linearisierung des Anlagenmodells. Mit zunehmender Abweichung des Betriebspunkts vom nominalen Zustand steigt der durch die Linearisierung bedingte Fehler. Dieser Modellfehler wird jedoch in der Unsicherheitsanalyse berücksichtigt, sodass die obere Grenze des Unsicherheitsintervalls mit dem tatsächlichen Fehlergrad übereinstimmt (siehe Abbildung 6.11). Dies eröffnet die Möglichkeit, zukünftige Diagnosemethoden um eine Korrektur dieses Modellfehlers zu erweitern, um die Genauigkeit der Fehlerbewertung weiter zu verbessern.

Für das Modul E wird der Fehlerfall „Modulzusetzen“ ebenfalls erkannt, jedoch wird der Fehlergrad teilweise stark überschätzt. Dies ist auf den fehlenden Pumpen- und Leistungsbeobachter im Modul E zurückzuführen, wodurch sich die Diagnose auf weniger Modellwissen stützt und somit weniger zuverlässige Ergebnisse liefert. Dennoch ist die grundsätzliche Erkennung des Fehlers als Erfolg zu werten, da sie zeigt, dass die Methodik prinzipiell auch unter eingeschränkten Modellannahmen funktionsfähig bleibt.



**Abbildung 6.10** – Ergebnisse des Fehlergrads der Diagnose über dem tatsächlichen Fehlergrad für das Zusetzen (oben) und Aufweiten (unten) der Dosiermodule. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.



**Abbildung 6.11** – Ergebnisse des Fehlergrads der Diagnose und deren Unsicherheit über dem tatsächlichen Fehlergrad für das Zusetzen des Modul D.

Die Diagnoseergebnisse für den Fehlerfall „Modulaufweiten“ zeigen ein ähnliches Muster wie für das „Modulzusetzen“. In den Modulen A–D wird der Fehlergrad mit hoher Genauigkeit erkannt, wobei die Abweichungen vom tatsächlichen Wert gering sind. Für höhere Fehlergrade kommt es nun zu einer leichten Überschätzung des Fehlergrads. Für das Modul E hingegen wird der Fehlergrad jedoch stark unterschätzt. Die Gründe dafür liegen wiederum in den fehlenden Pumpen- und Leistungsbeobachtern. Außerdem trägt die gegensätzliche Definition des Fehlergrads zur Umkehr des Effekts gegenüber dem Modulzusetzen bei.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass Druckverlustveränderungen in den Dosiermodulen zuverlässig identifiziert werden. Insbesondere für die Module A–D kann nicht nur die Präsenz, sondern auch die genaue Ausprägung der Fehlerfälle mit hoher Genauigkeit festgestellt werden.

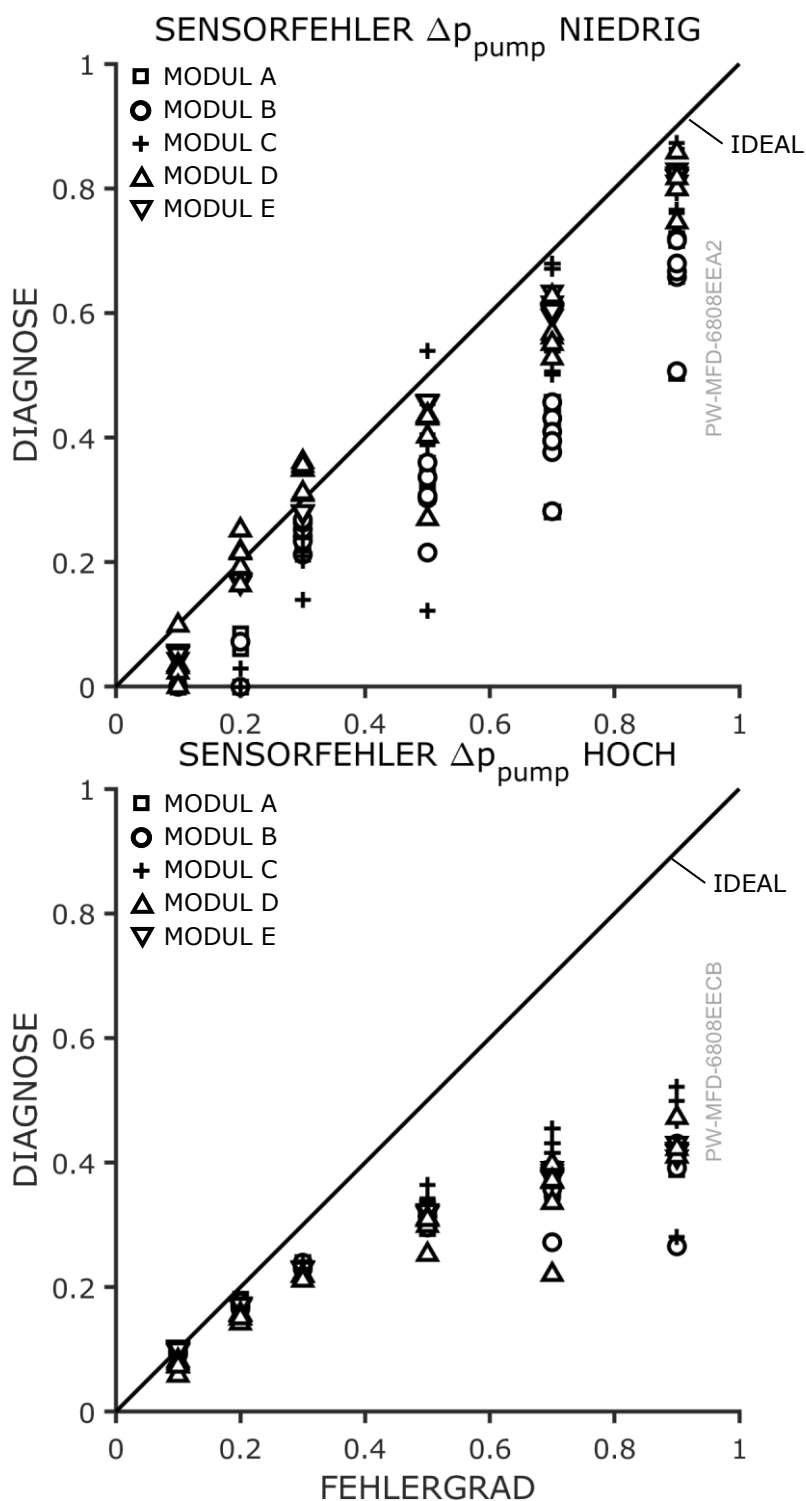
### Validierungsergebnisse für Sensorfehler der Pumpendruckdifferenz

Veränderungen im Sensorverhalten können zu fehlerhaften Messwerten führen. Im vorliegenden Fall wird der Einfluss eines Steigungsfehlers in der Sensorkennlinie auf die Druckdifferenzmessung der Pumpen untersucht. Die entsprechenden Ergebnisse der Diagnose sind in Abbildung 6.12 dargestellt. Ein Steigungsfehler für die Sensorkennlinie kann sich entweder durch zu niedrige Ausgabewerte (obere Abbildung) oder zu hohe Ausgabewerte (untere Abbildung) manifestieren. Da die Druckdifferenz eine zentrale Eingangsgröße für verschiedene Beobachtermodelle darstellt, ist die frühzeitige Erkennung fehlerhaften Sensorverhaltens essenziell, um Fehldiagnosen anderer Fehlerfälle zu vermeiden.

Die Analyse der Ergebnisse zeigt zunächst, dass die tatsächlichen Fehlergrade durch eine Manipulation der Ausgabewerte erreicht wurden. Hierbei wurden für alle Module und Szenarien feste Fehlergrade von  $x = \{0.1 \ 0.2 \ 0.3 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.9\}$  eingestellt. Somit überdecken sich die Marker der einzelnen Betriebspunkte in Abbildung 6.12 zum Teil stark, was eine Unterscheidung der einzelnen Module erschwert.

Sowohl für zu niedrige, als auch für zu hohe Sensorausgabewerte zeigt sich eine systematische Unterschätzung des Fehlergrads. Darüber hinaus variieren die diagnostizierten Werte erheblich zwischen den verschiedenen Szenarien, da diese sowohl verschiedene Betriebspunkte der betroffenen Module als auch der anderen Module umfassen. Infolgedessen schwanken die absoluten Sensorwerte ebenfalls stark. Trotz dieser Variabilität wird im Fall zu niedriger Sensorausgabewerte zuverlässig erkannt, dass ein Fehler vorliegt. Die Quantifizierung des Fehlergrads erweist sich jedoch als ungenau, sodass eine direkte Kompensation durch das Diagnosesystem nicht empfohlen wird. Stattdessen sollte die Fehlerursache behoben oder der betroffene Sensor ausgetauscht werden.

Im Gegensatz dazu zeigt sich im Fall zu hoher Sensorausgabewerte eine deutlich geringere Streuung der diagnostizierten Fehlergrade über alle Betriebspunkte hinweg. Für geringe Fehlergrade von  $x = 0.1$  oder  $x = 0.2$  wird der tatsächliche Fehlergrad mit hoher Genauigkeit erfasst. Mit zunehmendem Fehlergrad tritt jedoch eine Sättigung des Diagnosewerts auf, sodass der Fehlergrad systematisch unterschätzt wird. Ab einem Diagnosewert von  $x_{\text{diag}} = 0.3$  sollte daher die Ursache des Fehlers behoben werden, während für niedrigere Fehlergrade eine Kompensation der fehlerhaften Sensorausgabe über die Diagnosewerte grundsätzlich möglich wäre.



**Abbildung 6.12** – Ergebnisse des Fehlergrads der Diagnose über dem tatsächlichen Fehlergrad für den Sensorfehler der Druckdifferenz an der Pumpe für den Fall eines zu niedrigen (oben) und zu hohen (unten) Ausgabewerts. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass fehlerhaftes Sensorverhalten in der Druckdifferenzmessung zuverlässig erkannt wird. Die Diagnosegenauigkeit variiert jedoch je nach Richtung und Intensität des Fehlers. Während im Fall zu hoher Sensorausgabewerte eine begrenzte Kompensation möglich ist, sollten im Fall zu niedriger Werte umgehend Maßnahmen ergriffen werden, um Folgefehler in der Gesamtanlage zu vermeiden.

### Validierungsergebnisse für Sensorfehler der Pumpenleistung

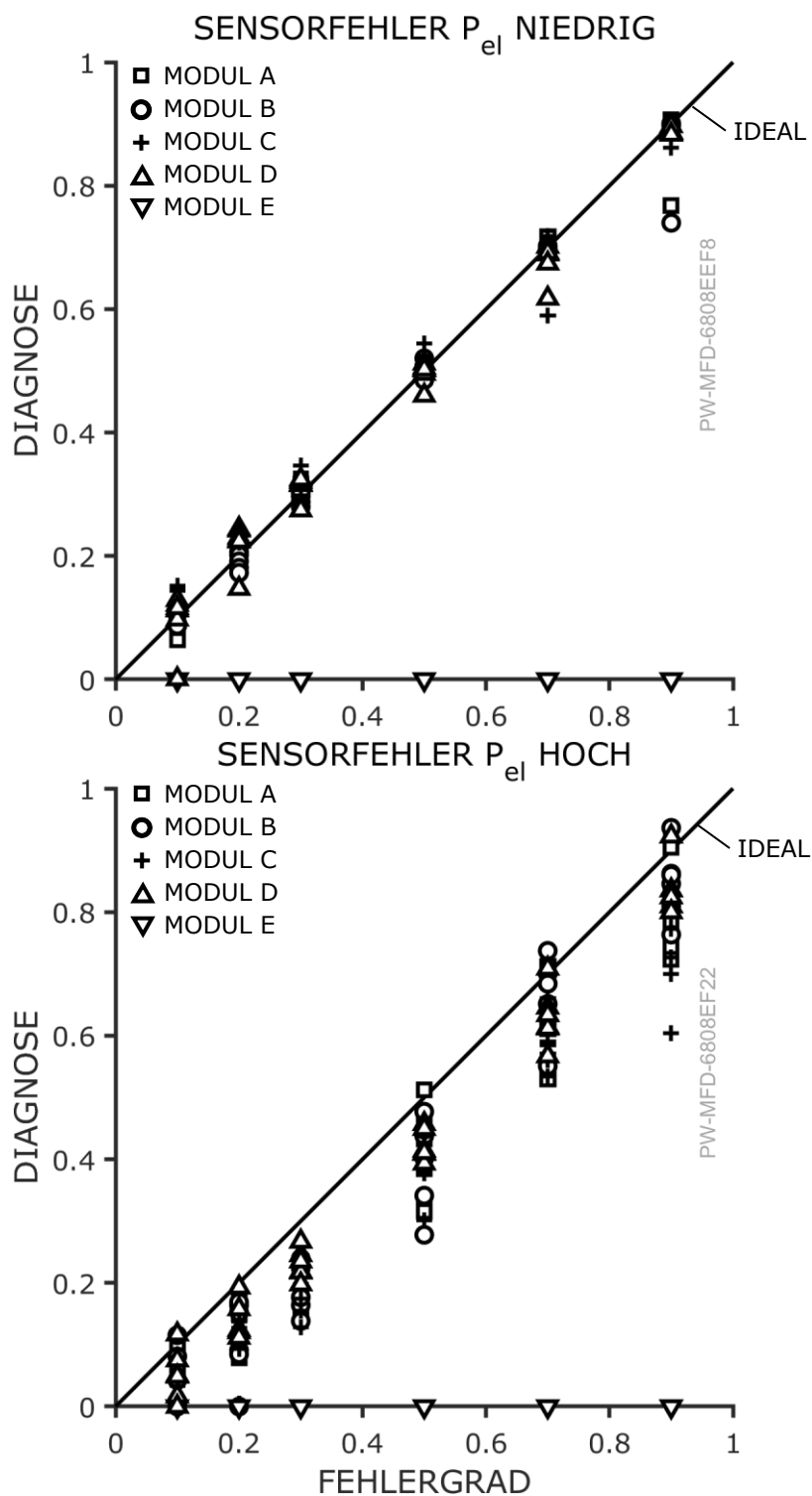
Die Messung der elektrischen Eingangsleistung der Pumpen  $P_{ei}$  kann ebenfalls von Sensorfehlern beeinflusst werden. Die Diagnoseergebnisse für die Fehlerfälle zu niedriger und zu hoher Ausgabewerte können in Abbildung 6.13 nachvollzogen werden. Für die Bestimmung dieses Sensorfehlers ist vor allem der Leistungsbeobachter relevant, da dieser als einziger die Eingangsleistung verarbeitet.

Für den Fall zu niedriger Ausgabewerte der Eingangsleistung wird der Fehlergrad in den Modulen A-D sehr genau diagnostiziert. Die Streuung zwischen den verschiedenen Betriebspunkten ist gering und alle Werte liegen in unmittelbarer Nähe zur Winkelhalbierenden. Dieses Verhalten zeigt sich über den gesamten Bereich der Fehlergrade  $0 < x < 1$ , was auf eine konsistente und präzise Fehlerbewertung hinweist.

Im Gegensatz dazu kann im Modul E kein Fehler für die Leistungsmessung erkannt werden. Dies ist jedoch zu erwarten, da der Leistungsbeobachter für dieses Modul aufgrund hoher Abweichungen nicht verwendet und stattdessen durch den gemessenen Volumenstrom ersetzt wird (vgl. Kap. 5.3). Da die Leistungsmessung im Modul E somit nicht in die modellbasierten Symptome eingeht, bleibt ein Sensorausfall für diese Größe allerdings auch diagnostisch irrelevant.

Bei zu hohen Ausgabewerten der Leistungsmessung zeigt sich eine größere Streuung der diagnostizierten Fehlergrade. Während in den Modulen A–D der Fehler in einigen Betriebspunkten präzise erkannt wird, tritt in anderen Fällen eine systematische Unterschätzung des Fehlergrads auf. Dass ein Fehler vorliegt, wird dennoch für diese Module zuverlässig erkannt. Im Modul E hingegen bleibt die Diagnose weiterhin wirkungslos, da der Sensorausgang für die Fehleranalyse nicht genutzt wird.

Abschließend lässt sich festhalten, dass Sensorfehler bei der Leistungsmessung mit hoher Genauigkeit identifiziert werden. Dies ist auf die geringe



**Abbildung 6.13** – Ergebnisse des Fehlergrads der Diagnose über dem tatsächlichen Fehlergrad für den Sensorfehler der elektrischen Eingangsleistung für den Fall eines zu niedrigen (oben) und zu hohen (unten) Ausgabewerts. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.

Anzahl an Einflussgrößen und wenig komplexen Indikatoren für diese Fehlerfälle zurückzuführen. Voraussetzung für eine zuverlässige Diagnose ist jedoch ein funktionierender Leistungsbeobachter im jeweiligen Modul, wie die fehlende Fehlererkennung in Modul E verdeutlicht.

### **Validierungsergebnisse für Mischerzusetzen und -aufweiten**

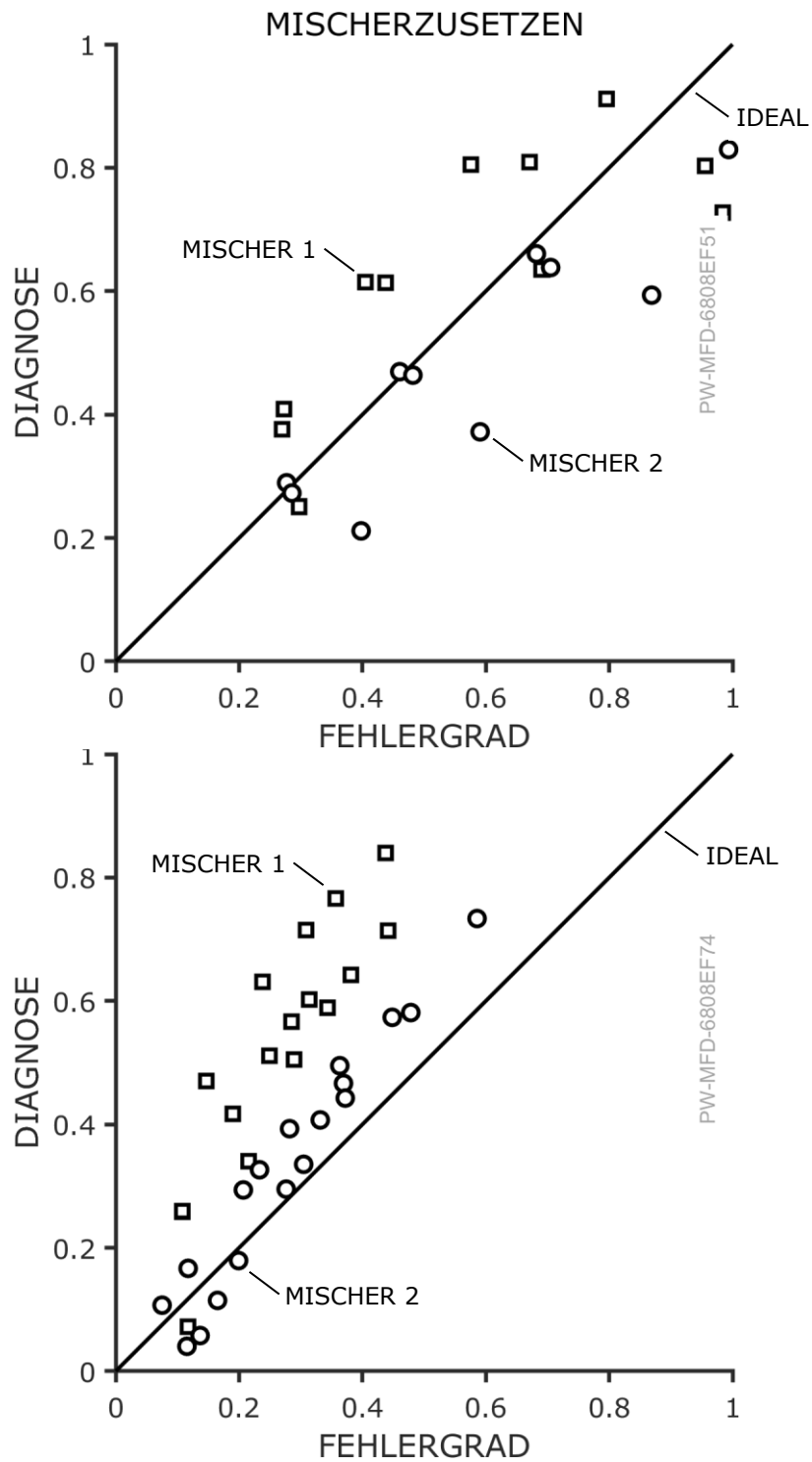
Während bisher ausschließlich Fehlerfälle der Dosiermodule betrachtet wurden, erfolgt nun die Validierung der Fehlerdiagnose für stromabwärts gelegene Mischermodule. Hierbei werden insgesamt vier Fehlerfälle untersucht, beginnend mit Veränderungen des Druckverlusts in den Mischern. Die entsprechenden Ergebnisse sind in Abbildung 6.14 dargestellt. Die obere Abbildung zeigt die Diagnoseergebnisse für das Zusetzen der Mischer, welches mit einem erhöhten Druckverlust einhergeht, während die untere Abbildung die Ergebnisse für das Aufweiten der Querschnitte innerhalb der Mischer und den damit verbundenen reduzierten Druckverlust darstellt.

Die Diagnoseergebnisse für das Mischerzusetzen zeigen, dass dieser Fehler im Allgemeinen gut erkannt wird. Alle Werte der Diagnose folgen dem Trend des tatsächlichen Fehlers, weisen jedoch eine gewisse Streuung um den tatsächlichen Wert auf. Die Diagnose des Fehlers im Mischer 1 überschätzt dabei tendenziell den Fehlergrad, während die Werte im Mischer 2 eher unterschätzt werden. Dennoch liegt der tatsächliche Wert für alle Fälle im Unsicherheitsintervall der Diagnose.

Hier zeigt sich bereits, dass für die Diagnose in den stromabwärts gelegenen Modulen eine signifikante Abhängigkeit von den vorgelagerten Modulen und deren Beobachtern besteht. Deren Informationen werden für die Berechnung der Symptome und damit die Fehlerdiagnose hinzugezogen. Dies erhöht einerseits die Informationsgrundlage der Diagnose, führt andererseits aber auch zu einer höheren Anzahl an potenziellen Fehlerquellen.

Im Falle eines Aufweitens der Mischer zeigt die Diagnose eine systematische Überschätzung des Fehlergrads. Die Tendenz verstärkt sich mit zunehmendem Fehlergrad und ist wahrscheinlich auf Linearisierungsfehler zurückzuführen, die insbesondere bei größeren Abweichungen von der ursprünglichen Anlagenkennlinie stärker ins Gewicht fallen.

Für Mischer 2 ist die Überschätzung moderat und die tatsächlichen Werte liegen alle innerhalb des Unsicherheitsintervalls der Diagnose. Dieser Mischer vereint dabei die Beobachterwerte aller Dosiermodule. Dahingegen ist für Mischer 1, der nur von Modul D und E gespeist wird, die Überschätzung deutlicher zu erkennen. Die fehlende Informationsvielfalt durch das Ersetzen



**Abbildung 6.14** – Ergebnisse des Fehlergrads der Diagnose über dem tatsächlichen Fehlergrad für das Zusetzen (oben) und Aufweiten (unten) der Mischermodule. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.

des Pumpen- und Leistungsbeobachters im Modul E wirkt sich in der Diagnose für Mischer 1 stärker aus und sorgt damit für diese größere Abweichung.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Diagnose von Druckverlustveränderungen in den Mischern grundsätzlich zuverlässig funktioniert. Während das Mischerszusetzen mit einer gewissen Streuung, aber insgesamt korrekten Fehlertrends erkannt wird, neigt die Diagnose beim Aufweiten der Mischer zu einer systematischen Überschätzung. Die Analyse zeigt zudem, dass die Fehlerdiagnose in stromabwärts gelegenen Modulen stärker von der Qualität der Modellinformationen in vorgelagerten Modulen abhängt, was insbesondere im Fall von Mischer 1 zu einer erhöhten Abweichung führt.

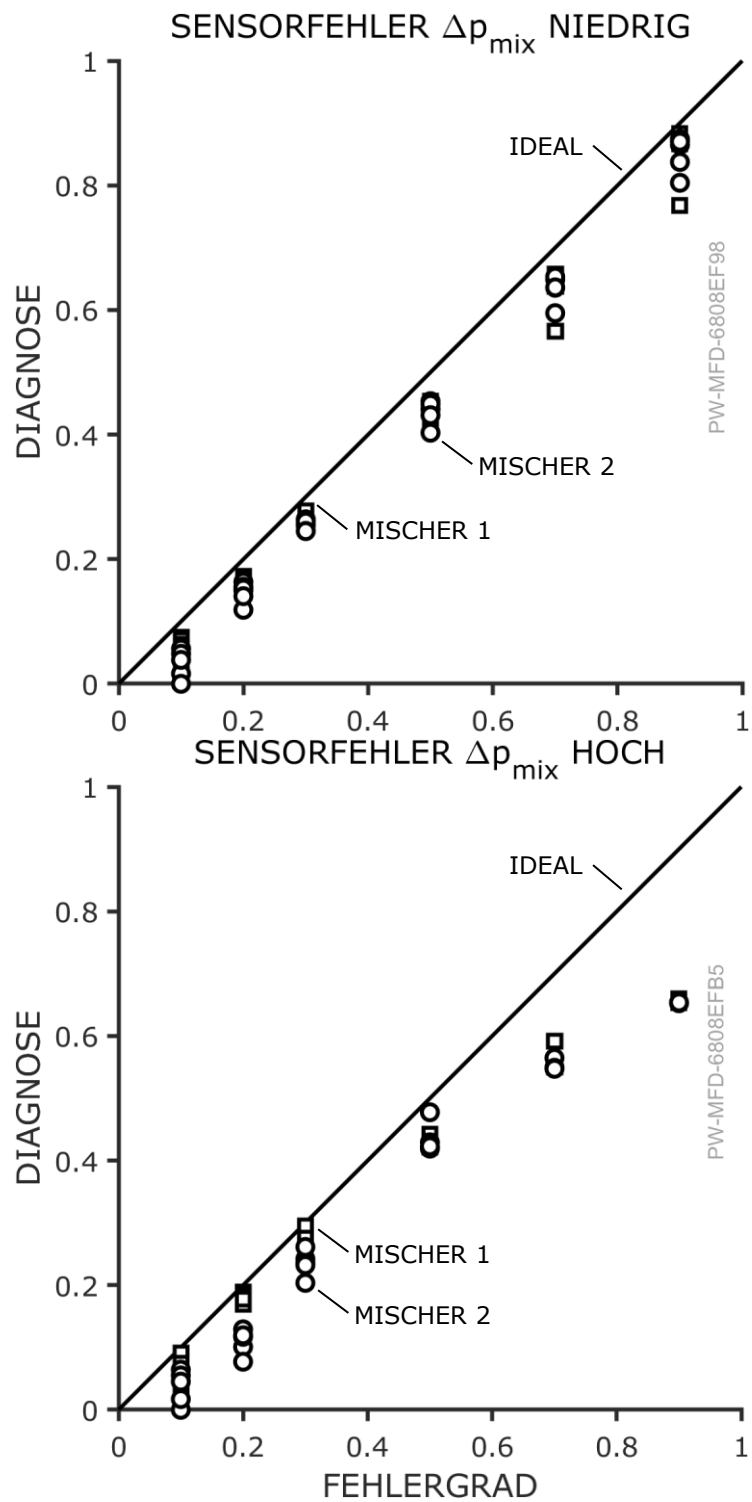
### **Validierungsergebnisse für Sensorfehler der Mischerdruckdifferenz**

Die Differenzdrucksensoren an den Mischern spielen eine zentrale Rolle in der Überwachung der Anlage, da ihre Werte sowohl für die Anlagenbeobachter der Mischernmodule als auch für die Berechnung des Druckverlusts in den vorgelagerten Dosiermodulen verwendet werden. Fehlerhafte Ausgabewerte an diesen Sensoren haben folglich großen Einfluss auf die Diagnose in allen Modulen. Daher sollten Sensorfehler hier schnell und zuverlässig erkannt werden. Die Ergebnisse der Validierung für diesen Fehlerfall sind daher in Abbildung 6.15 zu finden.

Für zu niedrige Ausgabewerte des Differenzdrucks an den Mischern wird der Fehlergrad sehr genau identifiziert. In den meisten Szenarien wird der Fehlergrad korrekt erkannt, wobei in einigen Betriebspunkten eine leichte Unterschätzung des Fehlergrads beobachtet werden kann. Abgesehen davon bleibt die Fehlerdiagnose für alle Fehlergrade hinweg sehr genau. Es sind keine signifikanten Unterschiede zwischen den beiden Mischernmodulen erkennbar.

Im Fehlerfall zu hoher Sensorwerte wird der Fehlergrad im Bereich  $x < 0.5$  ähnlich genau wie für zu niedrige Werte erkannt. Bei höheren Fehlergraden wird dieser jedoch zunehmend unterschätzt. Der Verlauf der Diagnosewerte deutet auf eine mögliche Sättigung der Diagnoseausgabe hin, was auf die Definition des Fehlergrads sowie auf zunehmende Linearisierungsfehler zurückzuführen ist. Eine Betrachtung des Unsicherheitsintervalls zeigt, dass sich dessen obere Grenze jedoch stets auf oder oberhalb der Winkelhalbierenden befindet und somit dem steigenden Linearisierungsfehler Rechnung trägt.

Insgesamt zeigt die Fehlerdiagnose für Sensorfehler der Differenzdrucksensoren



**Abbildung 6.15** – Ergebnisse des Fehlergrads der Diagnose über dem tatsächlichen Fehlergrad für den Sensorfehler der Druckdifferenz der Mischer für den Fall eines zu niedrigen (oben) und zu hohen (unten) Ausgabewerts. Bei idealer Diagnose liegen alle Marker auf der Winkelhalbierenden.

soren an den Mischern eine sehr hohe Zuverlässigkeit und Genauigkeit. Die Funktionalität dieser für die gesamte Diagnose wichtigen Sensoren kann daher in geeigneter Weise überwacht werden.

### 6.2.3 Gesamtergebnis für die Fehlergrade

Das Ergebnis der Bestimmung des Fehlergrads für alle untersuchten Betriebspunkte ist in Abbildung 6.16 zusammengefasst. Die Einträge im Diagramm stellen die Anteile an den betrachteten Betriebspunkten dar. Die Segmentierung erfolgt zum einen anhand der Abweichung des diagnostizierten Fehlergrads, wobei ein negativer Wert eine Überschätzung des Fehlergrads und eine positive Abweichung eine Unterschätzung darstellt. Zum anderen sind die Einträge über dem tatsächlichen Fehlergrad aufgetragen, um die absolute Abweichung entsprechend einordnen zu können. Am rechten Rand sind die Werte für alle Fehlergrade aufsummiert.

ABWEICHUNG	-0.5	0	0	0	0	0	0.01
	-0.3	0	0	0	0	0	0.01
	-0.2	0	0	0	0	0	0.01
	-0.1	0.02	0.05	0.03	0.04	0.01	0.16
	0	0.13	0.18	0.08	0.05	0.04	0.47
	0.1	0.04	0.03	0.05	0.04	0.02	0.18
	0.2	0	0.03	0.01	0.01	0.02	0.07
	0.3	0	0	0	0.03	0.02	0.05
	0.5	0	0	0.01	0.01	0.01	0.03
		0	0.2	0.4	0.6	>0.8	total
		FEHLERGRAD					

PW-MFD-67C1DBE4

**Abbildung 6.16** – Abweichungen der Diagnose vom tatsächlichen Fehlergrad über den verschiedenen Fehlergraden. Farbcodierung für Anteil an der Gesamtheit der Validierungsmessungen.

Bei der Betrachtung der Summe fällt auf, dass für nahezu die Hälfte der Betriebspunkte der Fehlergrad mit einer Abweichung von weniger als 0.1 diagnostiziert wurde. In 16% der Fälle wurde der Fehlergrad überschätzt, wobei die maximale Abweichung von 0.2 dabei nie überschritten wurde. Ähnlich häufig ist eine Unterschätzung, die in 18% der Fälle aufgetreten ist. Größere Abweichungen traten insgesamt nur in 15% der Fälle auf, dies jedoch überwiegend bei ebenfalls größeren Fehlergraden.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass der Fehlergrad mit hoher Genauigkeit bestimmt wurde. Die Quantifizierung des Fehlergrads durch die Diagnose zeigt in den meisten Fällen nur geringe Abweichungen, was auf eine hohe Präzision und Zuverlässigkeit der Methode hinweist.

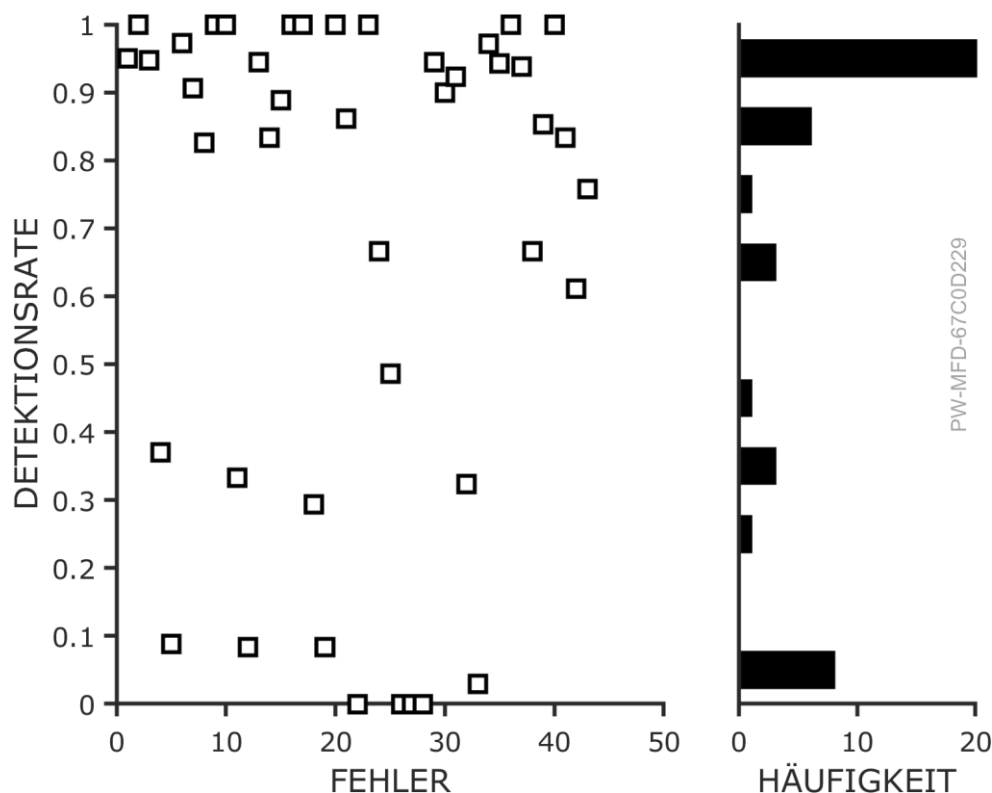
### 6.3 Detektionsrate

Bisher wurden die Ergebnisse der Fehlerdiagnose bezüglich der Fehleridentifikation, also anhand der diagnostizierten Fehlergrade, bewertet. Damit können Aussagen über die Abweichung zwischen dem tatsächlichen Ausmaß des Fehlers und der Aussage der Diagnose gemacht werden. Hierfür wurde allerdings immer der diagnostizierte Fehlergrad betrachtet, der dem simulierten Fehlertyp zugeordnet werden kann.

Die entwickelte Diagnose bestimmt jedoch zu jedem Zeitpunkt einen Fehlergrad für jeden möglichen Fehler. Der Fehler mit dem größten diagnostizierten Fehlergrad wird als der wahrscheinlichste ausgegeben. Wenn dieser Fehler mit dem tatsächlich auftretenden Fehler übereinstimmt, gilt er als korrekt detektiert. Wird ein anderer Fehler diagnostiziert, gilt der Fehler als nicht detektiert. Die Detektion des richtigen Fehlers wird als Fehlerisolation bezeichnet.

Aus diesem Vorgehen lässt sich eine Detektionsrate bestimmen, die den Anteil der korrekt detektierten Fehler eines bestimmten Fehlertyps im Vergleich zur Gesamtzahl der untersuchten Fehler darstellt. Dieser Wert wird für alle Betriebspunkte bestimmt, wobei sowohl Fehler mit geringen Fehlergraden, die schwieriger zu identifizieren sind, als auch Fehler mit höheren Fehlergraden berücksichtigt werden. Außerdem werden die Kombinationen verschiedener Betriebspunkte der betroffenen und nicht betroffenen Module betrachtet. Das Ergebnis der Detektionsrate für die einzelnen Fehler in den Modulen ist in Abbildung 6.17 dargestellt. Auf der linken Seite der Abbildung ist für jeden der 43 Fehler die Detektionsrate über alle untersuchten Betriebspunkte

dargestellt. Ein Wert von 1 bedeutet, dass der Fehler immer korrekt isoliert wurde, ein Wert von 0, dass der richtige Fehlertyp nie erkannt wurde. Auf der rechten Seite ist die Häufigkeit der einzelnen Detektionsraten als Histogramm aufgetragen, um die Ergebnisse besser einordnen zu können.



**Abbildung 6.17** – Rate der erfolgreich detektierten Fehler für die einzelnen Fehler (links) und Häufigkeit der einzelnen Detektionsraten (rechts). Eine Detektionsrate von 1 bedeutet, dass der Fehler in allen Fällen korrekt identifiziert wird.

Eine erste Betrachtung der Abbildung 6.17 zeigt, dass die Mehrheit der Fehler zuverlässig erkannt wird. Es gibt hingegen auch Fälle, in denen die Diagnose nur sehr unzuverlässig funktioniert oder komplett versagt. Eine detailliertere Analyse der Detektionsraten für die einzelnen Fehlerarten und Module ist in Abbildung 6.18 zu finden. Diese Darstellung zeigt für jeden Fehlertypen und jedes Modul die Detektionsrate, wobei eine Farbcodierung die Erfolgsrate visuell verdeutlicht – je dunkler die Farbe, desto höher die Erkennungsrate des Fehlers.

Die Fehler des Zusetzens und Aufweitens der Dosier- und Mischermodule werden sehr zuverlässig erkannt. Dies gilt über alle Module hinweg. Für die innere Leckage und die Sensorfehler bei der Leistungsmessung ist dies nur für die Module A, B, C und D der Fall. Diese Dosiermodule verfügen über Exzentrerschnecken- und Kolbenmembranpumpen, die sich mit den Pumpen- und Leistungsbeobachtern gut überwachen lassen, wie in Kapitel 5.3 dargelegt. Daher werden Fehler wie die innere Leckage und Fehler bei den Leistungssensoren, die stark auf diese Beobachter angewiesen sind, zuverlässig erkannt.

**DETEKTIONSRATE**

MODUL	A	0.95	1	0.95	0.37	0.09	0.97	0.91
	B	0.83	1	1	0.33	0.08	0.94	0.83
	C	0.89	1	1	0.29	0.08	1	0.86
	D	0.94	0.9	0.92	0.32	0.03	0.97	0.94
	E	0	1	0.67	0.49	0	0	0
	M1		1	0.94	0.67	0.85		
	M2		1	0.83	0.61	0.76		
		LECKAGE	ZUSETZEN	AUFWEITEN	$\Delta p$ NIEDRIG	$\Delta p$ HOCH	$P_{el}$ NIEDRIG	$P_{el}$ HOCH
		<b>FEHLERTYP</b>						

PW-MFD-67C19609

**Abbildung 6.18** – Detektionsraten der verschiedenen Fehlertypen in den Modulen.

Im Gegensatz dazu lässt sich das Verhalten der Kreiselpumpe in Modul E nicht ausreichend über diese Modelle beschreiben. Daher wird hier ein Volumenstromsensor eingesetzt, der die Werte des Pumpen- und Leistungsbeobachters ersetzt. Für viele Fehlerfälle des Moduls E liefert er jedoch keinen Mehrwert, was zu den niedrigen Detektionsrate für das Modul E führt. Dennoch bleibt das übergeordnete Ziel der Diagnose – die Überwachung der Funktionsfähigkeit der Module zur Gewährleistung einer hohen Verfügbarkeit

– auch bei diesen Einschränkungen gegeben. Die innere Leckage führt zu verringerten Volumenströmen, die jedoch von der Kreiselpumpe größtenteils kompensiert werden. Der Volumenstromsensor erfasst den tatsächlichen Volumenstrom und ermöglicht somit eine Nachregelung. Da die Leistungssensoren für Modul E keinen Mehrwert liefern, wenn sie nicht in die Leistungsbeobachtung integriert werden, sind ihre Funktionsweisen für die Moduldiagnose und die Funktionsfähigkeit des Moduls irrelevant.

Ein auffälliges Ergebnis der Fehlerdiagnose ist die vergleichsweise geringe Detektionsrate für Fehler an den Drucksensoren der Dosiermodule. Eine Analyse der Datengrundlage zeigt, dass anstelle des Fehlers „ $\Delta p_{\text{pump}}$  niedrig“ häufig der Fehler „Modulaufweiten“ diagnostiziert wird. Die in Abbildung 4.6 dargestellte Übersicht der erwarteten Residuen für die verschiedenen Fehler verdeutlicht die Ursache dieser Fehldiagnose.

Beide Fehlerfälle äußern sich auf sehr ähnliche Weise: Im betroffenen Modul sind die Residuen  $R_{\text{pupl}}$  und  $R_{\text{popl}}$  positiv, während in den Modulen stromabwärts das Residuum  $R_{\text{pre}}$  negativ ist. Der entscheidende Unterschied zwischen den Fehlerfällen liegt in den stromabwärts berechneten Residuen  $R_{\text{pure}}$  und  $R_{\text{pore}}$ , die bei einem Sensorfehler positiv sein sollten, während sie im Fall des Modulaufweitens unverändert bleiben.

Die Unterscheidung anhand dieser Residuen wird allerdings durch ihre signifikante Modellunsicherheit erheblich erschwert, wie schon in der Analyse in Kapitel 6.1.4 dargestellt. Bereits leichte Schwankungen der Beobachterwerte der einzelnen Dosiermodule summieren sich für den Stromab-Beobachter auf, wodurch dessen Werte vom tatsächlichen Wert abweichen. Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}$  hingegen schätzt den korrekten Volumenstrom sehr gut.

Folglich konnten die Diagnosekriterien von  $R_{\text{pure}} \approx 0$  und  $R_{\text{pore}} \approx 0$  nicht zuverlässig durchgesetzt werden und wurden daher relaxiert. Somit wurde die Unterscheidbarkeit zwischen den Fehlerfällen „ $\Delta p_{\text{pump}}$  niedrig“ und „Modulaufweiten“ bzw. „ $\Delta p_{\text{pump}}$  hoch“ und „Modulzusetzen“ im Zuge der Validierung aufgegeben.

Da die Diagnose in den meisten Fällen höhere Fehlergrade für die Fehlerfälle „Modulzusetzen“ und „Modulaufweiten“ liefert, werden diese bevorzugt detektiert. Dies bedeutet, dass das Vorliegen eines Fehlers zuverlässig erkannt wird, jedoch nicht eindeutig zwischen den beiden möglichen Fehlerarten unterschieden werden kann. Zur Verbesserung der Diagnose wäre daher die Einführung eines zusätzlichen Kriteriums erforderlich, um eine präzisere Fehlerisolierung zu ermöglichen. Ungeachtet dieser Einschränkungen bleibt die Quantifizierung des Fehlergrads in beiden Fällen zuverlässig. Dies lässt sich anhand der Ergebnisse in Abb. 6.10 und 6.12 nachvollziehen, die zeigen, dass der Fehlergrad trotz der Unsicherheiten in der Fehlerisolierung präzise bestimmt wird.

# Kapitel 7

## Diskussion

Abschließend werden die in dieser Arbeit formulierte Problemstellung, der entwickelte Lösungsansatz sowie die Ergebnisse der durchgeführten Validierung im Kontext der zugrunde liegenden Forschungsfragen analysiert, diskutiert und in einen wechselseitigen Zusammenhang gestellt.

### **Methodik: modulare Fehlerdiagnose**

Um einen Mehrwert für den Betrieb modularer Prozessanlagen zu bieten, muss eine mögliche Fehlerdiagnose ihre Funktion erfüllen und Veränderungen des Verhaltens von einzelnen Bestandteilen und/oder der Gesamtanlage erkennen und zu deren Abhilfe beitragen. In einem ersten Schritt muss daher eine Veränderung des Anlagenverhaltens frühzeitig erkannt werden (Fehlerdetektion). Die Bestimmung der zugrunde liegenden Ursache der detektierten Veränderung ist ein notwendiger zweiter Schritt (Fehlerisolation). Die Quantifizierung des Fehlerausmaßes stellt den letzten Schritt einer erfolgreichen Diagnose dar (Fehleridentifikation). Diese Anforderungen spiegeln sich in der korrespondierenden Forschungsfrage dieser Arbeit wider:

*Wie lassen sich Veränderungen und Fehler in einer modularen Prozessanlage erkennen? Wie gut ist die Differenzierung zwischen verschiedenen Fehlern und wie genau kann deren Ausmaß bestimmt werden?*

Die Validierungsergebnisse dieser Arbeit belegen eindeutig, dass Veränderungen und Fehler in modularen Anlagen mit der untersuchten Methode zuverlässig erkannt werden können. Liegen funktionale Beobachter für ein Modul vor, können Veränderungen in diesem Modul und in der Gesamtanlage durch den Abgleich redundanter Beobachterwerte erkannt werden. Durch die kontinuierliche Überwachung der zugrunde liegenden Sensorsignale wird

zudem das Auftreten von Fehlalarmen minimiert. Die Ergebnisse belegen somit die Wirksamkeit des modellbasierten Ansatzes zur Fehlerdetektion auf Modulebene.

Die Differenzierung zwischen den verschiedenen Fehlern erfolgt anhand von Diagnoseregeln, welche sich auf das Wissen der Modulinteraktion stützen. Die systematische Herleitung dieser Regeln und die Isolierbarkeit der einzelnen Fehler wurden durch die Anwendung von Fehler-Symptom-Matrizen demonstriert. Liegen alle notwendigen Residuen vor, sind die einzelnen Fehler eindeutig unterscheidbar. Die Validierungsergebnisse zeigen allerdings auch, dass einzelne Residuen aufgrund der auftretenden Unsicherheit weniger Aussagekraft besitzen können. In solchen Fällen erweist sich ein pragmatisches Vorgehen als zielführend, bei dem einzelne Symptome und damit die Unterscheidbarkeit zwischen gewissen Fehlern bewusst vernachlässigt werden, um eine robuste Fehlerdetektion sicherzustellen.

Das Abschätzen des Fehlerausmaßes stellt eine wichtige Entscheidungsunterstützung für den Anlagenbetrieb dar. Hierzu wurden geeignete Definitionen der Fehlergrade auf der Basis der auftretenden Funktionsverluste aufgestellt. Dies ermöglicht eine verständliche und dimensionslose Quantifizierung der Fehler. Die Bestimmung der Fehlergrade wurde im Zuge der Validierung bei verschiedenen Betriebspunkten der Module überprüft. Die erzielten Ergebnisse zeigen eine hohe Übereinstimmung zwischen den berechneten und den tatsächlichen Fehlerwerten für die meisten Fehlertypen. Größere Abweichungen treten lediglich bei sehr hohen Fehlergraden auf. Damit ist eine frühzeitige und verlässliche Bestimmung des Funktionsverlusts mit der vorgestellten Methodik zu erreichen.

Die Validierung zeigt das Potenzial und die Unzulänglichkeiten der Methode zur Fehlerdiagnose konsequent auf. Daher erfolgt die Analyse der Validierungsergebnisse unter Berücksichtigung aller relevanten Unsicherheitsfaktoren, einschließlich Mess-, Modell- und Parameterunsicherheit. Diese umfassende Betrachtung ermöglicht nicht nur eine detaillierte Bewertung der Einflussfaktoren auf das Diagnoseergebnis, sondern auch eine gezielte Weiterentwicklung der Methode. Insbesondere für geringe Fehlergrade ist die berechnete Unsicherheit angemessen und unterstützt das Diagnoseergebnis, da sie ein Mindestmaß für das detektierte Fehlermaß darstellt. Bei höheren Fehlergraden wird die Unsicherheitsbetrachtung zunehmend zweitrangig, da der Fehler im Vorschreiten bereits plausibilisiert wurde. In solchen Fällen stoßen konservative Abschätzungen der Unsicherheit an ihre Grenzen und resultieren in großen Vertrauensintervallen.

**Systemstruktur: Einflussfaktoren und Zielkonflikte**

Die Ansatzpunkte für die kritische Betrachtung und weitere Verbesserung der Methodik wurden im Rahmen der zweiten Forschungsfrage analysiert:

*Was sind die relevanten Einflussfaktoren und Zielkonflikte, welche die Güte der Ergebnisse bestimmen?*

Die Ergebnisse der modellbasierten Beobachter hängen maßgeblich von der Genauigkeit der zugrunde liegenden Modellgleichungen ab. Je besser die Modelle das reale Verhalten abbilden, desto zuverlässiger sind die Ergebnisse der gesamten Diagnose. Daher ist eine systematische Bewertung der Modellgüte bei der Parametrisierung der Beobachter essenziell. Hierfür steht unter anderem die Modellunsicherheit als objektives Maß zur Verfügung. Sind einzelne Modelle nicht geeignet, die Wirklichkeit adäquat zu beschreiben, sollten diese nicht in die Diagnose integriert werden. In solchen Fällen kann der Einsatz zusätzlicher Sensorik zur Bestimmung redundanter Größen eine sinnvolle Alternative darstellen. Selbst bei Modellen, die eine scheinbar hohe Übereinstimmung mit dem realen System aufweisen, kann deren verbleibende Unsicherheit einen signifikanten Einfluss auf die Indikatoren und somit auf die gesamte Diagnosequalität haben, wie im Rahmen der Validierungsmessungen nachgewiesen wurde.

Die vorgestellte Methodik basiert auf der Nutzung unabhängiger Beobachter in den einzelnen Modulen, wobei deren Werte für stromabwärts gelegene Module aggregiert werden. Hierbei ist sicherzustellen, dass die verwendeten Größen auf ähnlichen Skalen liegen. Andernfalls kann eine innerhalb eines Moduls geringfügig erscheinende relative Unsicherheit in der Summe eines stromabwärts gelegenen Beobachters einen disproportionalen Einfluss auf das Diagnoseergebnis und dessen Unsicherheit haben. Ein direkter Vergleich von physikalisch oder numerisch stark unterschiedlichen Größen sollte daher vermieden werden. Treten erhebliche Unterschiede in den verwendeten Skalen auf, kann eine sinnvolle Maßnahme darin bestehen, das Diagnosesystem in Teilsysteme mit ähnlich skalierten Größen zu unterteilen, um die Robustheit der Diagnose zu gewährleisten.

Ein zentraler Zielkonflikt in der untersuchten modularen Fehlerdiagnose besteht in der Abwägung zwischen der Robustheit der Fehlerdetektion und der Isolierbarkeit einzelner Fehler. Auch wenn in der Theorie alle Fehler differenzierbar sind, muss untersucht werden, inwieweit die einzelnen Symptome eine

ausreichende Trennschärfe gewährleisten. Unterliegen die Symptome einer zu hohen Unsicherheit oder weiteren Schwankungen, kann eine zu spezifisch angelegte Diagnose dazu führen, dass einzelne Fehler gar nicht erkannt werden. In einem solchen Fall ist es zielführend, die exakte Unterscheidung zwischen ähnlichen Fehlerfällen aufzugeben, um zumindest deren Vorhandensein zuverlässig nachweisen zu können. Das robuste Ergebnis der Diagnose ist dann eine Auswahl an potenziellen Fehlern, welche mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit vorliegen. Die konkrete Lösung dieses Zielkonflikts ist stark von den anwendungsspezifischen Anforderungen und Prioritäten abhängig.

Ein weiterer Zielkonflikt ergibt sich aus der Systemarchitektur. Die vorgeschlagene Methodik setzt auf eine zentrale regelbasierte Diagnose für die gesamte modulare Anlage. Diese wird für jede Anlagenkonfiguration neu aufgesetzt bzw. spezifisch an die modulare Anlage angepasst. Die Definition der Diagnoseregeln erfolgt mit geringem Aufwand, und deren Anwendung sowie die erforderlichen Berechnungen bleiben beherrschbar. Das zentrale und deterministische Design des Systems bringt jedoch Herausforderungen mit sich: Für das Auslösen einer Diagnose-Entscheidung müssen alle Regeln, die diese Entscheidung betreffen, erfüllt sein. Mit wachsender Systemgröße und zunehmender Anzahl an Diagnoseregeln steigt die Wahrscheinlichkeit, dass einzelne Regeln durch unvorhergesehene Unsicherheit der Eingangsdaten gestört werden. Für die vorgestellte Validierung einer modularen Anlage mit sieben Modulen war dies noch unproblematisch. In größeren Anlagen kann dieser Umstand jedoch eine Problematik darstellen, die zu berücksichtigen ist. Eine potenzielle Lösung besteht in der Aufteilung des Systems in diagnostische Teilsysteme oder in einer Verfeinerung der Entscheidungsfindung, um die Skalierbarkeit und Robustheit der Methode sicherzustellen.

### **Integration: modulare Geschäftskonzepte**

Die Einführung der modularen Produktion in der Fein- und Spezialchemie markiert einen Paradigmenwechsel in der gesamten Prozesskette und deren organisatorischen Struktur. Die Verantwortlichkeiten für die verschiedenen Phasen des Produktlebenszyklus verschieben sich dabei von den Betreibern der Anlage hin zu den Zulieferern der Module. Folglich müssen auch Methoden zur Überwachung und Diagnose modularer Anlagen an diese veränderte Rollenverteilung angepasst werden. In diesem Kontext adressiert die folgende Forschungsfrage eine zentrale Herausforderung:

*Wie kann eine solche Methode der Fehlerdiagnose in die veränderte Rollenverteilung der modularen Produktion integriert werden?*

In der modularen Produktion wird erheblicher Engineering-Aufwand in frühere Phasen der Prozessentwicklung verlagert. Modulhersteller investieren bereits während des Entwurfs, Aufbaus und der Automatisierung zusätzlichen Aufwand in Prozesseinheiten mit hoher Flexibilität und breiten Einsatzbereichen. Die in dieser Arbeit entwickelte modellbasierte Fehlerdiagnose folgt diesem Prinzip. Die modellbasierten Beobachter sind explizit auf die Systemgrenzen einzelner Module beschränkt, wodurch sie direkt von den Modulherstellern entwickelt und implementiert werden können.

Modulhersteller können auf diese Weise ihr proprietäres Wissen über das Verhalten und die Interaktion innerhalb ihres Moduls in den Beobachtern hinterlegen. Soweit die Stoffdaten der Medien bekannt sind, kann die Kalibration der Modelle ebenfalls vor der Auslieferung der Module durch deren Hersteller erfolgen. Die dabei erzielten Ergebnisse der Kalibration können damit bereits als Teil der Abnahme und Qualitätskontrolle des Modulherstellers betrachtet werden.

Die Automatisierung des Moduls als intrinsisch sichere Prozesseinheit obliegt laut den VDI-Richtlinien 2658<sup>1</sup> und 2776<sup>2</sup> ebenfalls dem Modulhersteller. Dies bedeutet, dass dieser die vollständige Kontrolle über die Implementierung der Beobachtermodelle, deren Parameter sowie die Verarbeitung der messtechnischen Eingangssignale auf dem Steuergerät des Moduls besitzt. Damit ist sichergestellt, dass die Berechnung der Symptome innerhalb der einzelnen Module erfolgen kann, ohne dass es einer direkten Einflussnahme durch den Anlagenbetreiber bedarf.

---

<sup>1</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Allgemeines Konzept und Schnittstellen*, ([103], 2019)

<sup>2</sup> VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, *Verfahrenstechnische Anlagen - Modulare Anlagen: Grundlagen und Planung modularer Anlagen*, ([113], 2020)

Die Komposition einer modularen Anlage aus individuellen Modulen erfolgt durch den Betreiber der Anlage. Das Prozesswissen über die Anordnung und Verschaltung der einzelnen Prozessschritte und deren Betriebsparameter verbleibt damit beim Betreiber und stellt dessen Kernkompetenz dar. Damit liegt auch die zentrale Diagnose und das Aufstellen der Diagnoseregeln in seiner Verantwortung.

Hierzu ist das formalisierte Wissen über die Modulinteraktion aus dieser Arbeit sowie die Kenntnis der Anlagentopologie notwendig. Daraus ergeben sich die Definition der Stromab-Beobachter und die Berechnung der einzelnen Indikatoren. Die Implementierung der Diagnose kann auf den zentralen Systemen der Prozessleittechnik, der Process Orchestration Layer bzw. der Monitoring and Optimization Layer nach NE 184<sup>1</sup>, erfolgen.

Ein bedeutender Vorteil dieses Konzepts besteht in der Möglichkeit, die während des Anlagenbetriebs generierten Diagnosedaten zentral zu erfassen und für weiterführende Analysen bereitzustellen. Durch diese Architektur wird zudem sichergestellt, dass sensible Informationen über den Einsatz der einzelnen Module nicht unkontrolliert an deren Hersteller oder potenziell konkurrierende Unternehmen weitergegeben werden. Der Informationsfluss bleibt somit gezielt auf die für den Anlagenbetrieb erforderlichen Daten beschränkt.

Insgesamt zeigt sich, dass die Integration dieser Methode der modularen Fehlerdiagnose bestens geeignet ist, um in die industrielle Realität der modularen chemischen Produktion integriert zu werden. Die entwickelten Konzepte berücksichtigen die spezifischen Zuständigkeiten und das domänenspezifische Wissen der beteiligten Akteure und nutzen diese gezielt zur Verbesserung der Diagnosequalität. Die vorliegende Arbeit stellt einen Proof of Concept für die Machbarkeit der modularen Fehlerdiagnose dar. Für eine umfassende industrielle Implementierung sowohl modularer Produktionsanlagen als auch der damit verbundenen Diagnosestrategien sind jedoch noch einige Herausforderungen zu bewältigen. Diese werden in Kapitel 8.3 detailliert erörtert und bilden die Grundlage für zukünftige Forschungsarbeiten zur Weiterentwicklung robuster und skalierbarer Diagnoseverfahren für modulare Anlagen.

---

<sup>1</sup> NAMUR, *Diagnose und Instandhaltungsfunktionen für modulare Prozesseinheiten*, ([72], 2023)

# Kapitel 8

## Weiterführende Betrachtungen

Diese Arbeit ist auf die konkrete Problemstellung einer Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen fokussiert. Die entwickelte Methodik wurde anhand der modularen Mischanlage des Instituts für Fluidsystemtechnik validiert. Dabei konnten nicht alle relevanten Aspekte der Problemstellung umfassend untersucht werden. Im Folgenden wird daher auf erste Ergebnisse weiterführender Validierungsmaßnahmen eingegangen. Dabei werden auch zentrale Anknüpfungspunkte für weiterführende Forschungsarbeiten skizziert.

Ein erster Untersuchungsaspekt betrifft die Übertragbarkeit der entwickelten Methodik auf eine alternative Anlagentopologie. Es wird die Hypothese aufgestellt, dass die vorgeschlagenen Beobachtermodelle und Diagnoseregeln auch für unterschiedliche Anlagenarchitekturen mit geringem Aufwand und vergleichbarer Genauigkeit anwendbar sind.

Ein weiterer Ansatzpunkt ergibt sich aus der gleichzeitigen Detektion multipler Fehlerzustände innerhalb einer Anlage. In realen Produktionsumgebungen treten häufig überlagerte Fehlerszenarien auf, die zu komplexen Diagnoseanforderungen führen. Die Untersuchung der bestehenden Methodik für die simultane Identifikation und Differenzierung mehrerer Fehler ist daher ein essenzieller Aspekt für die praktische Anwendbarkeit in industriellen Prozessen. Abschließend wird die Implementierung der entwickelten Fehlerdiagnose in realen industriellen Umgebungen untersucht. Dies umfasst insbesondere die Integration in bestehende Automatisierungsstandards und Prozessleitsysteme und somit den Transfer der Methode in die Praxis.

## 8.1 Fehlerdiagnose bei veränderter Anlagentopologie

Die in dieser Arbeit entwickelte hybride Fehlerdiagnose basiert darauf, dass die Module unverändert bleiben und auf ihren Steuergeräten eigenständig modellbasierte Symptome berechnen. Diese dienen als Eingangsgrößen für das zentrale Diagnosesystem auf der Anlagenebene. Die zentrale Diagnose wird für jede alternative Verschaltung der Module, also für jede Topologie der modularen Prozessanlage, aufgesetzt und angepasst.

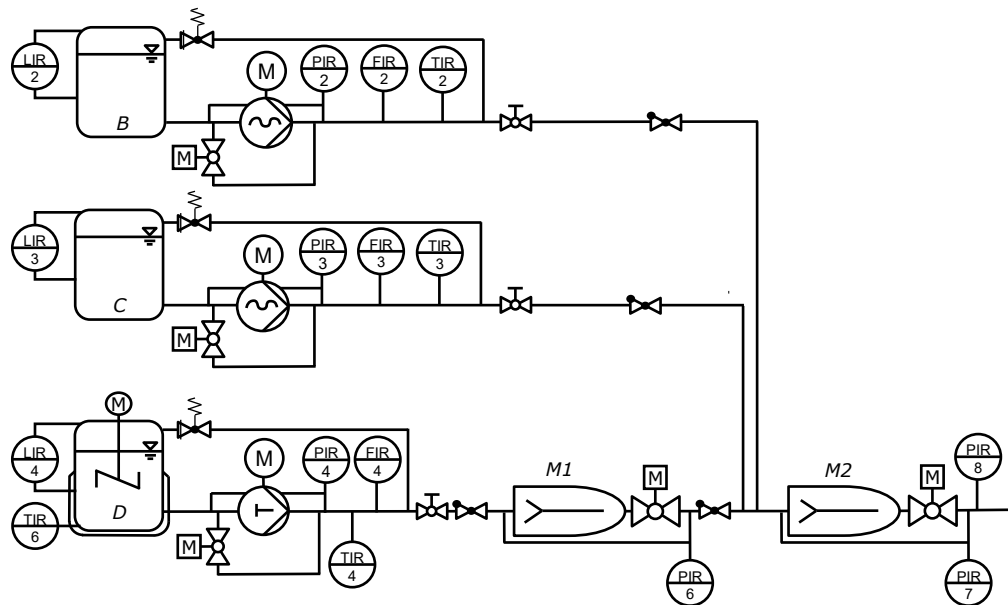
Ein entscheidender Aspekt für die industrielle Anwendbarkeit der Methodik ist die Gewährleistung, dass die Flexibilität der modularen Anlage nicht durch einen hohen Anpassungsaufwand des Diagnosesystems eingeschränkt wird. Die Effizienz der Methode hängt somit maßgeblich davon ab, dass die Systemanpassung mit minimalem Aufwand realisierbar ist und die Diagnoseergebnisse unabhängig von der zugrundeliegenden Anlagentopologie konsistent bleiben.

Um die Übertragbarkeit der Methode zu untersuchen, wird daher im Rahmen dieser Arbeit eine weitere Anlagenkonfiguration experimentell untersucht. Im Folgenden wird zunächst die Durchführung der Versuche mit dem veränderten Anlagenaufbau beschrieben. Anschließend wird das Vorgehen bei der Anpassung des Diagnosesystems dargelegt. Abschließend werden die erzielten Ergebnisse präsentiert und hinsichtlich ihrer Implikationen für die Robustheit und Skalierbarkeit der entwickelten Fehlerdiagnose diskutiert.

### 8.1.1 Versuchsdurchführung

Für die Untersuchung der Fehlerdiagnose mit einer veränderten Anlagentopologie werden die Module der modularen Mischanlage des Instituts für Fluidsystemtechnik in einer alternativen Anordnung eingesetzt. Im Vergleich zur ursprünglichen Topologie (siehe Kapitel 5.1) entspricht der in Abbildung 8.1 dargestellte Aufbau einer kleineren Anlage. In dieser Konfiguration fördert das Dosiermodul D direkt in ein Misch- oder Reaktionsmodul M1. Der resultierende Fluidstrom mischt sich anschließend mit den Förderströmen der Dosiermodule B und C im nachgeschalteten Mischer M2. Dieser Aufbau erlaubt die Übernahme der bestehenden Verrohrung, die Dosiermodule A und E sind aus dem Aufbau entfernt.

Da es sich um eine weiterführende Betrachtung handelt, wird ein kleinerer Parameterraum als in Kapitel 5 untersucht. Die Fehlerfälle beschränken sich auf innere Leckage in den Modulen C und D, Sensorfehler für den Pumpen-



**Abbildung 8.1** – P&ID der veränderten Anlagentopologie mit drei Dosiermodulen (B, C, D), die zwei Mischermodule (M1, M2) speisen.

druck und die elektrische Leistung in den Modulen B-D und das Zusetzen des Mischers M2. Für diese Fehlerfälle wurden jeweils Szenarien mit verschiedenen Betriebspunkten der betroffenen sowie der umgebenden Module durchgeführt. Die Datenerfassung, -verarbeitung und -speicherung erfolgte analog zu den Validierungsmessungen aus Kapitel 5.

### 8.1.2 Anpassung der Diagnose

Die Module und ihre zugehörigen Beobachter und deren Parameter wurden für diese Untersuchung unverändert im Vergleich zu den Validierungsmessungen in Kapitel 5 belassen. Dies entspricht dem Vorgehen beim Umbau einer modularen Anlage auf einen anderen Prozess. Für die Stromab-Beobachter musste lediglich die Definition der Anlagentopologie aktualisiert werden. Diese Anpassung ermöglicht es beispielsweise, dass die Definition des Beobachters  $Q_{\text{pump}}^{M2} = Q_{\text{pump}}^B + Q_{\text{pump}}^C + Q_{\text{pump}}^D$  automatisch aus der neuen Anlagentopologie übernommen wird.

Die Diagnoseregeln für die einzelnen Module sind, wie in Kapitel 2.2 dargelegt, allgemein formuliert. Das bedeutet, dass lediglich die Kenntnis dar-

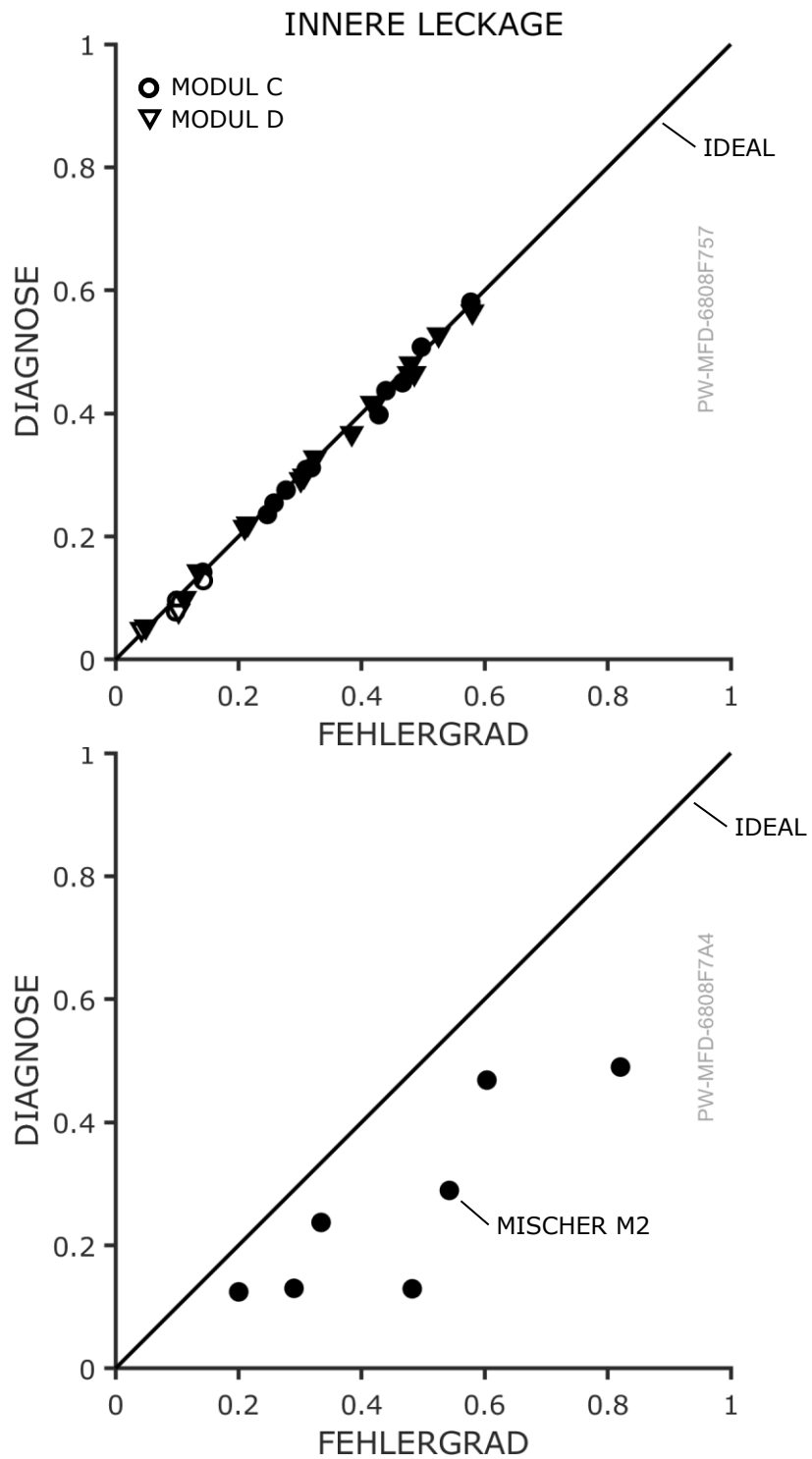
über, welche Module stromauf- oder -abwärts liegen, erforderlich ist, um die Diagnoseregeln an jede beliebige Anlagenkonfiguration anzupassen. Diese Vorgehensweise wurde entsprechend umgesetzt. Zur Sicherstellung der Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse wurden im tatsächlichen Programmcode, der im digitalen Anhang zu finden ist, einige Programmbestandteile dupliziert und im Duplikat an die veränderte Anlagentopologie angepasst. Es ist jedoch zu betonen, dass eine allgemeine Formulierung des Programmcodes ebenfalls ohne signifikanten zusätzlichen Aufwand möglich wäre.

### 8.1.3 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Fehlerdiagnose für die variierte Anlagentopologie sind ähnlich zum Kapitel 6 aufbereitet. Zunächst werden einzelne Fehlertypen betrachtet, bevor ein umfassender Überblick über alle Ergebnisse gegeben wird.

Abbildung 8.2 zeigt die Ergebnisse des diagnostizierten Fehlergrads über dem tatsächlichen Fehlergrad. Für jeden untersuchten Betriebspunkt wurde der Fehlergrad diagnostiziert, wobei Marker in Schwarz eingefärbt sind, wenn der Fehlertyp korrekt isoliert wurde, und in Weiß, wenn dies nicht der Fall ist. Im oberen Diagramm erfolgt die Darstellung für die innere Leckage, welche in den Modulen C und D über die Bypässe simuliert wurde. Die Diagnose liefert in diesem Fall äußerst präzise Ergebnisse, wobei die Abweichungen vom tatsächlichen Fehlergrad minimal sind. Interessanterweise fallen die Diagnoseergebnisse sogar besser aus als für die Validierungsmessungen aus Abbildung 6.9. Für Fehlergrade  $x > 0.2$  wird der Fehlertyp für alle Betriebspunkte korrekt erkannt. Lediglich bei sehr geringen Fehlergraden kommt es vereinzelt zur Diagnose eines anderen Fehlertyps.

Im unteren Diagramm wird das Ergebnis der Diagnose für das Zusetzen des Mischers M2 betrachtet. Der Fehlergrad wird dabei zwar konsequent unterschätzt, der richtige Fehlertyp wird dafür in allen Fällen erkannt. Die Abweichung des diagnostizierten Fehlergrads lässt sich unter anderem durch die veränderten Betriebspunkte der Anlage erklären. Die Anlagenkonfiguration aus Abbildung 8.1 verfügt über drei Dosiermodule, die alle recht geringe Förderströme aufweisen. Im Gegensatz dazu wurden die Mischermodule im ursprünglichen Aufbau (Abbildung 5.1) auf den Förderstrom des Moduls E ausgelegt, welcher um eine Größenordnung größer ist. Dadurch sind die Mischer für die veränderte Anlagenkonfiguration stark überdimensioniert. Bei den geringeren Volumenströmen treten folglich auch geringere Druckverluste



**Abbildung 8.2** – Ergebnisse für die veränderte Anlagentopologie für die innere Leckage in Modul C und D (oben) und das Zusetzen des Mischers M2 (unten). Für korrekt identifizierte Fehlertypen sind die Marker schwarz ausgefüllt.

an den Mischern auf, was die Leistungsfähigkeit der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}$  beeinträchtigt. Daher kommt es zu Abweichungen in der Identifikation des Fehlergrads für das Mischerzusetzen, die Isolation des Fehlertyps funktioniert jedoch weiterhin ausgezeichnet.

Die Darstellung der Ergebnisse für die weiteren Fehlerfälle ist in den Abbildungen D.5 und D.6 im Anhang zu finden. Die dort gezeigten Ergebnisse weisen keine signifikanten Abweichungen im Vergleich zu den Ergebnissen aus Kapitel 6 auf. Für die Pumpendrucksensorfehler wird der Fehlergrad sehr genau identifiziert, die Isolation des Fehlertyps gestaltet sich jedoch weniger erfolgreich, da die Unterscheidung von den Fehlertypen „Modulaufweiten“ und „Modulzusetzen“ aufgegeben wurde. Diese Herausforderung wurde in Kapitel 6 bereits diskutiert.

Für die Sensorfehler bei der Leistungsmessung wird der Fehlergrad bei zu niedrigen Ausgabewerten tendenziell unterschätzt. Für mittlere und höhere Fehlergrade wird der Fehlertyp allerdings zuverlässig erkannt. Für den Fehlerfall zu hoher Ausgabewerte wird der Fehlergrad hervorragend identifiziert und nur bei sehr geringen Fehlergraden kann der Fehlertyp nicht korrekt isoliert werden.

Eine Gesamtdarstellung der Diagnoseergebnisse bezüglich der Fehleridentifikation ist in Abbildung 8.3 zu sehen. Für die betrachteten Fehlerfälle wird der Fehlergrad in den meisten Fällen mit einer geringen Abweichung erkannt. Im Gegensatz zu den Ergebnissen der Validierung aus Kapitel 6 kommt es jedoch auch zu stärkeren Überschätzungen und Unterschätzungen des Fehlergrads. Dies lässt sich primär auf die unpassende Dimensionierung der einzelnen Module zurückführen. Die Mischermodule sind deutlich überdimensioniert, wodurch deren Beobachter weniger empfindlich auf Veränderungen in den Dosiermodulen reagieren.

Für einen Vergleich mit der Ergebnisdarstellung aus Abbildung 6.16 muss außerdem in Betracht gezogen werden, dass die Fehlerfälle „Modulaufweiten bzw. -zusetzen“, „Sensorfehler  $\Delta p_{\text{mix}}$ “ und „Mischeraufweiten“ für die veränderte Anlagenkonfiguration nicht betrachtet wurden. Bei der Validierung in Kapitel 5 wurden diese Fehlerfälle jedoch mit sehr hoher Genauigkeit diagnostiziert. Das Fehlen dieser Fehlerfälle wirkt sich daher negativ auf das Gesamtergebnis der veränderten Anlagentopologie aus.

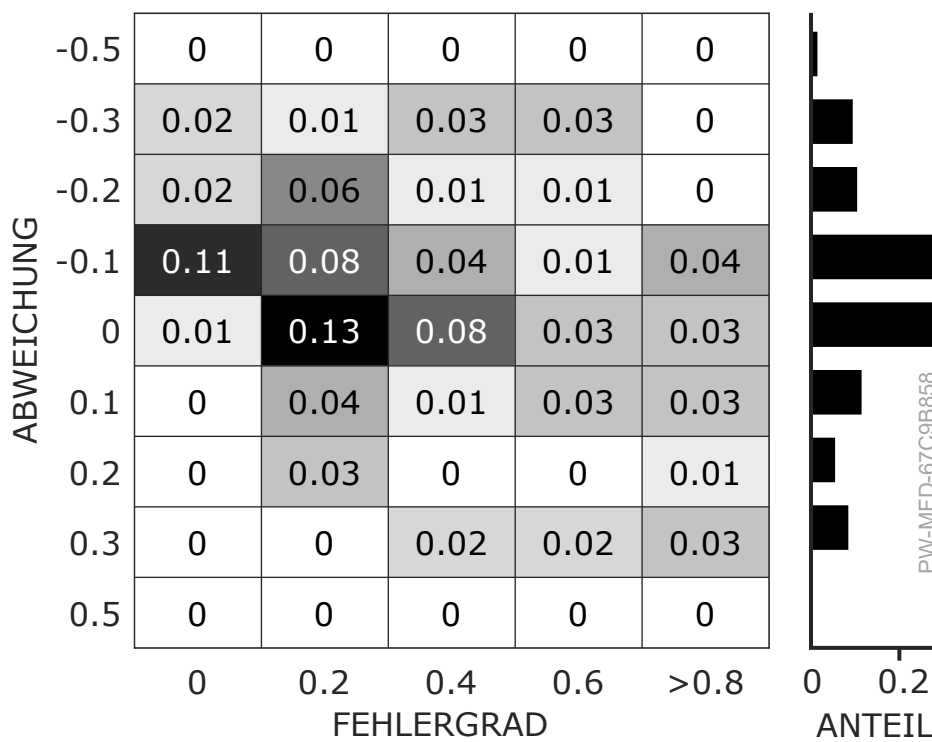


Abbildung 8.3 – Abweichungen der Diagnose bei veränderter Anlagentopologie.

### 8.1.4 Diskussion

Die Anwendung der in dieser Arbeit entwickelten Methode zur Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen an einer veränderten Anlagentopologie hat drei wesentliche Erkenntnisse hervorgebracht: (i) Die Methode lässt sich problemlos auf veränderte Topologien anpassen; (ii) die Methode liefert zuverlässige Ergebnisse und (iii) die Qualität der Fehlerdiagnose hängt von der Abstimmung der Gesamtanlage ab. Im Folgenden wird auf jeden der drei Punkte detaillierter eingegangen.

Der Aufwand zur Anpassung der Fehlerdiagnose an eine veränderte Anlagentopologie ist äußerst gering. Die Symptome der einzelnen Module werden unverändert übernommen, während die Diagnoseregeln auf Basis der veränderten Anlagentopologie aktualisiert werden. Damit erfüllt die Methode die Anforderung an die Flexibilität, welche ein entscheidender Vorteil modularer Prozessanlagen ist.

Die Ergebnisse der Fehlerdiagnose sind für die veränderte Anlagentopologie vergleichbar mit denen der ursprünglichen Anlagentopologie aus der Validierung. Für die Hardware-Fehler „innere Leckage“ und „Mischerzusetzen“ wird eine sehr hohe Detektionsrate erreicht. Das Ausmaß der Leckage wird ebenfalls sehr genau identifiziert. Bei den Sensorfehlern kommt es teilweise zu größeren Abweichungen und einer geringeren Detektionsrate, da die Unterscheidbarkeit einzelner Fehler aufgegeben wurde. Nichtsdestotrotz verändert der variierte Aufbau der modularen Anlage die Ergebnisgüte kaum.

Eine zentrale Erkenntnis aus der Untersuchung der veränderten Anlagenkonfiguration besteht darin, dass die Leistungsfähigkeit der Fehlerdiagnose maßgeblich von der Abstimmung der Module aufeinander abhängt. Je besser die Betriebsbereiche der einzelnen Module zueinanderpassen, desto genauer sind die Ergebnisse der Fehlerdiagnose. Der modulare Gedanke erlaubt es, Module in einem weiten Betriebsbereich einzusetzen. Dieser beinhaltet meist große Bereiche des Teillastbetriebs. Das Verhalten der einzelnen Module lässt sich jedoch bei besserer Auslastung auch genauer durch die Beobachtermodelle beschreiben, was zu genaueren Symptomen für die Diagnose führt. Beim Betrieb einzelner Module, in dieser Untersuchung der Mischer, in starker Teillast, werden deren Symptome weniger aussagekräftig, was sich auf die Diagnoseergebnisse auswirkt. Somit muss die durch den modularen Ansatz gewährleistete Flexibilität nicht nur mit einer potenziell geringeren Effizienz, sondern auch mit einer weniger präzisen Fehlerdiagnose abgewogen werden.

Zusammenfassend zeigt die Betrachtung der veränderten Anlagentopologie das Potenzial der entwickelten Methode auf und belegt ihre Eignung für Anwendungen mit häufig wechselnden modularen Aufbauten.

## 8.2 Fehlerdiagnose von Mehrfachfehlern

Die bisherigen Betrachtungen in den Validierungsmessungen aus Kapitel 6 und der veränderten Anlagentopologie in Kapitel 8.1 basierten auf der Annahme eines einzelnen, isoliert auftretenden Fehlers. Der jeweilige Einzelfehler wurde in diesen Szenarien zuverlässig erkannt. In der Realität können jedoch auch mehrere Fehler gleichzeitig auftreten oder es kann im Laufe der Zeit zu fortschreitendem Verschleiß an mehreren Anlagenkomponenten kommen. Obwohl die Entwicklung der vorgestellten Methodik primär auf die Erkennung einzelner Fehler ausgerichtet war, soll im Folgenden untersucht werden, inwieweit das Verfahren auch mit der gleichzeitigen Präsenz multipler Fehler umgehen kann. Hierzu wird zunächst das methodische Vorgehen beschrieben, gefolgt von der strukturierten Aufbereitung der Ergebnisse. Abschließend werden die gewonnenen Erkenntnisse kritisch diskutiert.

### 8.2.1 Versuchsdurchführung

Die experimentellen Untersuchungen zu Mehrfachfehlern orientieren sich am Vorgehen der Validierungsmessungen. Sie werden an der gesamten modularen Mischanlage, wie sie in Abbildung 5.1 dargestellt ist, durchgeführt. Dabei werden jeweils zwei Fehler gleichzeitig über die Bypässe, Drosseln oder Manipulation der Sensorausgabewerte simuliert. Für jeden Doppelfehler werden drei Messreihen durchgeführt, wobei in zwei Messreihen jeweils ein Fehlergrad konstant ist, während der andere Fehler stufenweise zunimmt und in der dritten Messreihe beide Fehler simultan ansteigen.

Die Doppelfehler lassen sich dabei in abhängige und unabhängige Doppelfehler kategorisieren. Als unabhängige Doppelfehler werden Fehler bezeichnet, die in parallelen Modulen auftreten und keine direkten Wechselwirkungen aufweisen sollten, welche sich auf die Beobachter auswirken könnten. Abhängige Doppelfehler sind dementsprechend Fehler in Modulen, die stromauf- oder stromabwärts voneinander liegen und damit über die Stromab-Beobachter gekoppelt sind. Die untersuchten Doppelfehler sind in der Tabelle 8.1 aufgetragen.

Tabelle 8.1 – Liste der untersuchten Doppelfehler

Fehler 1	Fehler 2
<b>UNABHÄNGIGE DOPPELFEHLER:</b>	
Modul C: Leckage	Mischer 1: Zusetzen
Modul C: Leckage	Modul D: Leckage
Modul A: $P_{el}$ niedrig	Modul D: Leckage
Modul A: $P_{el}$ hoch	Modul D: Leckage
Modul A: $\Delta p_{pump}$ niedrig	Modul C: Zusetzen
Modul A: $\Delta p_{pump}$ hoch	Modul C: Zusetzen
<b>ABHÄNGIGE DOPPELFEHLER:</b>	
Modul C: Leckage	Mischer 2: Zusetzen
Modul D: Leckage	Mischer 1: Aufweiten
Modul D: Leckage	Mischer 1: Zusetzen
Mischer 1: Zusetzen	Mischer 2: Zusetzen
Modul B: $\Delta p_{pump}$ niedrig	Mischer 1: Zusetzen
Modul B: $\Delta p_{pump}$ hoch	Mischer 1: Zusetzen
Modul D: $\Delta p_{pump}$ niedrig	Mischer 2: Zusetzen
Modul D: $\Delta p_{pump}$ hoch	Mischer 2: Zusetzen

Zur Auswertung der Messreihen wird die bestehende Methode der Fehlerdiagnose angewendet. Dabei wurden keinerlei Veränderungen an den Beobachtern oder den Diagnoseregeln vorgenommen. In den bisherigen Untersuchungen wurde der Fehlertyp mit dem höchsten Fehlergrad als der wahrscheinlichste Fehler angenommen. Da nun mehrere Fehler gleichzeitig vorliegen können, wird dieses Vorgehen erweitert. In den Anwendungsfällen der Doppelfehler gilt ein Fehler als korrekt identifiziert, wenn er den höchsten oder zweithöchsten diagnostizierten Fehlergrad aufweist.

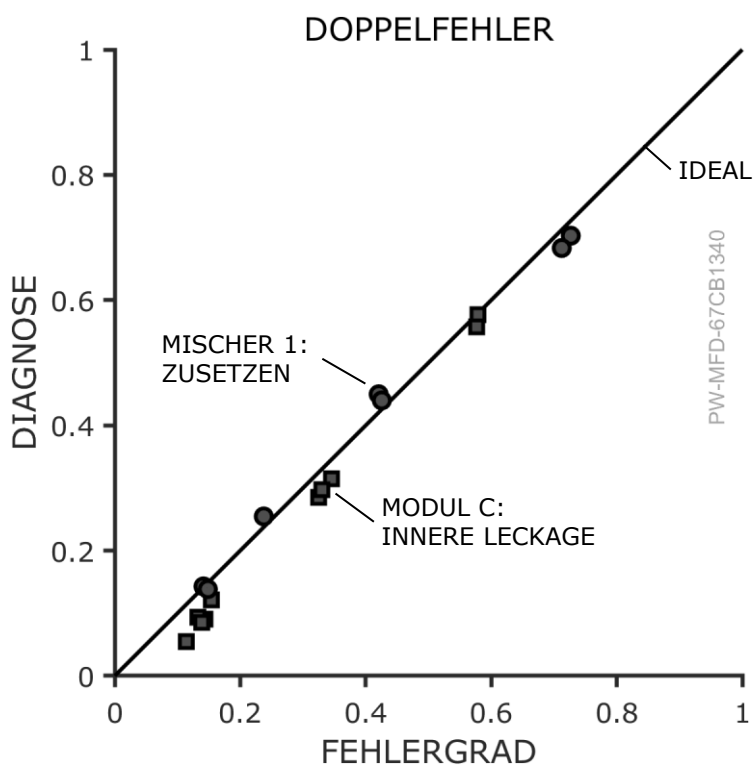
### 8.2.2 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Fehlerdiagnose für das gleichzeitige Auftreten mehrerer Fehler in der modularen Mischanlage werden im Folgenden aufgezeigt. Dabei wird zunächst auf die Ergebnisse für unabhängige Doppelfehler eingegangen, danach auf die abhängigen Doppelfehler.

#### Unabhängige Doppelfehler

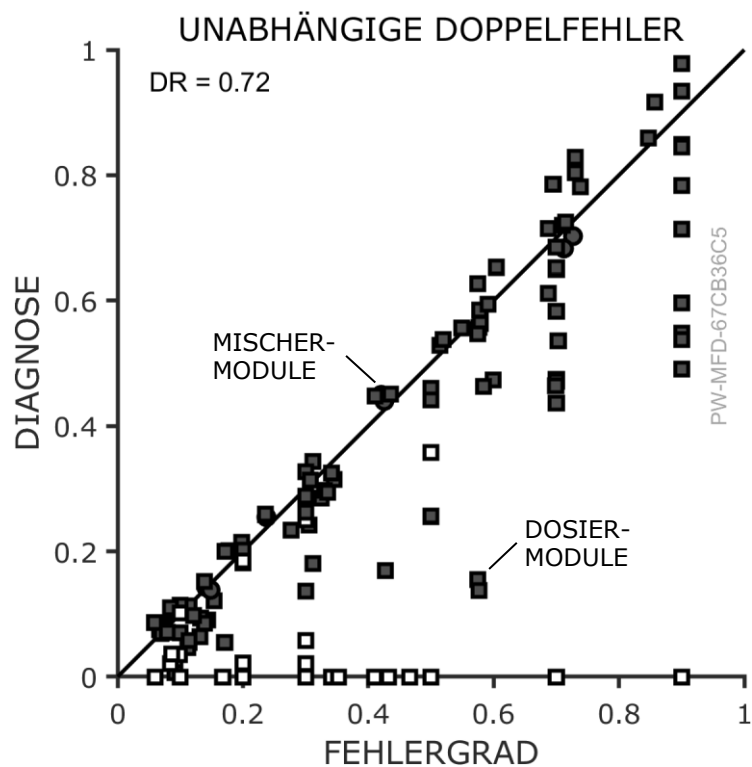
Unabhängige Doppelfehler treten in parallel geschalteten Modulen auf. Die in dieser Untersuchung berücksichtigten Fehlerkombinationen sind in der Tabelle 8.1 aufgeführt. Zur Auswertung wurden – analog zur Vorgehensweise in den vorherigen Untersuchungen – (quasi-)stationäre Betriebspunkte extrahiert und die diagnostizierten Fehlergrade über den tatsächlichen Fehlergraden aufgetragen. Zunächst wird eine Doppelfehlerkombination beispielhaft betrachtet, bevor eine Gesamtübersicht über die Ergebnisse aller unabhängigen Doppelfehler erfolgt.

In Abbildung 8.4 sind die Diagnoseergebnisse für die Doppelfehlerkombination „innere Leckage“ in Modul C und „Zusetzen“ des Mischers M1 zu sehen. Der Mischer M1 wird dabei nicht von Modul C gespeist. In den folgenden Abbildungen symbolisieren dunkel ausgefüllte Marker Betriebspunkte, an denen der Fehlertyp korrekt isoliert wurde. Für diese unabhängige Doppelfehlerkombination trifft dies für alle untersuchten Betriebspunkte zu. Ein Blick in die Fehler-Symptom-Matrix in Abbildung 4.6 offenbart allerdings auch, dass es zwischen diesen beiden Fehlern keine Überschneidungen in den relevanten Residuen gibt. Daher ist die korrekte Identifikation der Fehlertypen erwartungsgemäß. Darüber hinaus erfolgt die Diagnose des Fehlergrads für beide Fehler mit hoher Genauigkeit, was mit den Ergebnissen der vorhergehenden Untersuchungen übereinstimmt.



**Abbildung 8.4** – Ergebnisse der Diagnose für das gleichzeitige Auftreten von innerer Leckage in Modul C und Zusetzen des Mischers 1. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehlern an.

Nicht alle als unabhängige Fehler bezeichneten Fehlerkombinationen sind in diesem Maße vollständig entkoppelt. In Abbildung 8.5 sind die Ergebnisse aller untersuchten unabhängigen Doppelfehler aufgetragen. Hierbei repräsentieren quadratische Marker Fehler an den Dosiermodulen, während runde Marker Fehler in den Mischermodulen kennzeichnen. Weiß gefüllte Marker zeigen Betriebspunkte, bei denen der Fehlertyp nicht korrekt isoliert wurde.



**Abbildung 8.5** – Ergebnisse der Diagnose von unabhängigen Doppelfehlern. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehlern an.

Die Analyse zeigt, dass der Fehlergrad für eine große Anzahl an Betriebspunkten mit hoher Genauigkeit diagnostiziert wird. Besonders für die Mischermodule (runde Marker) ist die Fehlergradbestimmung zuverlässig bei gleichzeitig hoher Detektionsrate des Fehlertyps. Eine erhöhte Streuung tritt vor allem bei hohen Fehlergraden von  $x > 0.7$  auf, insbesondere bei Sensorfehlern, bei denen die Genauigkeit der Fehlergradvorhersage für größere Werte abnimmt. Dieses Verhalten wurde bereits in Kapitel 6 diskutiert und stellt keine Besonderheit der Doppelfehler dar.

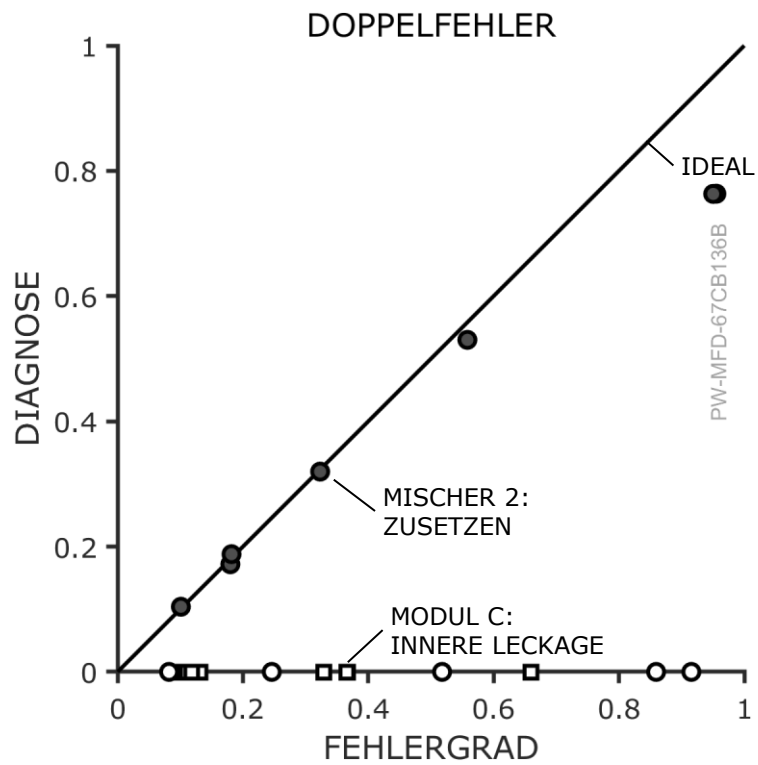
Die Betriebspunkte mit nicht korrekt erkannten Fehlertypen lassen sich in zwei Kategorien aufteilen. Zum einen werden Fehler bei sehr geringen simulierten Fehlergraden nicht isoliert. In diesen Fällen spricht die Methode nicht sensibel genug an. Da kleinere Fehler unter Umständen keine kritische Auswirkung auf den Anlagenbetrieb haben, ist dies akzeptabel. Zum anderen handelt es sich um nicht erkannte Sensorfehler in den Dosiermodulen. Für diese scheinbar unabhängigen Doppelfehler liegt eine indirekte Abhängigkeit vor. Diagnoseregeln für Sensorfehler sehen vor, dass die Residuen der parallelen Module sich nicht verändern. Treten jedoch Fehler in den parallelen Modulen auf, verändern sich auch deren Residuen und diese Bedingung wird für den Sensorfehler verletzt, wodurch dieser nicht mehr erkannt wird.

Die Detektionsrate für alle Betriebspunkte der unabhängigen Doppelfehler beträgt  $DR = 0.72$ , womit sie in einem ähnlichen Bereich wie die Gesamtrate für die Einzelfehler liegt. Für alle untersuchten Szenarien wurde dabei mindestens einer der beiden Fehler korrekt und mit hoher Genauigkeit erkannt.

### Abhängige Doppelfehler

Für die Analyse abhängiger Doppelfehler wird zunächst ebenfalls ein einzelnes Szenario genauer betrachtet, bevor auf die Gesamtheit aller Betriebspunkte eingegangen wird. In Abbildung 8.6 sind die Ergebnisse der Diagnose für die gleichzeitige innere Leckage in Modul C und das Zusetzen des stromabwärts gelegenen Mischer 2 dargestellt. Der diagnostizierte Fehlergrad wird dabei für jeden (quasi-)stationären Betriebspunkt über dem tatsächlichen Fehlergrad aufgetragen.

Die Ergebnisse zeigen, dass das Zusetzen von Mischer 2 in den meisten Fällen erkannt wird, wobei der Fehlergrad mit hoher Genauigkeit identifiziert wird. Im Gegensatz dazu bleibt die innere Leckage in Modul C für diese Doppelfehlerkombination jedoch komplett unentdeckt. Dies lässt sich anhand der zugrundeliegenden Diagnoseregeln für beide Fehler erklären. Wie aus der Fehler-Symptom-Matrix in Abbildung 4.6 hervorgeht, führt die innere Leckage in einem Dosiermodul typischerweise zu positiven Werten für die Stromab-Residuen  $R_{\text{pump-resis}}$  und  $R_{\text{power-resis}}$ . Das Zusetzen dieser stromabwärts gelegenen Module bewirkt allerdings negative Werte für diese Residuen. Je nach Ausprägung der beiden Fehler ergeben sich damit verschiedene Szenarien. Überwiegt der Einfluss der inneren Leckage auf die Stromab-Residuen, wird die innere Leckage erkannt, jedoch nicht das Mischerzusetzen. Überwiegt der Einfluss des Mischerzusetzens, wird dieses erkannt, während die innere



**Abbildung 8.6** – Ergebnisse der Diagnose für das gleichzeitige Auftreten von innerer Leckage in Modul C und Zusetzen des Mischers 1. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehlern an.

Leckage unentdeckt bleibt. Halten sich beide Einflüsse die Waage, bleiben die Residuen annähernd null und keiner der beiden Fehler wird erkannt.

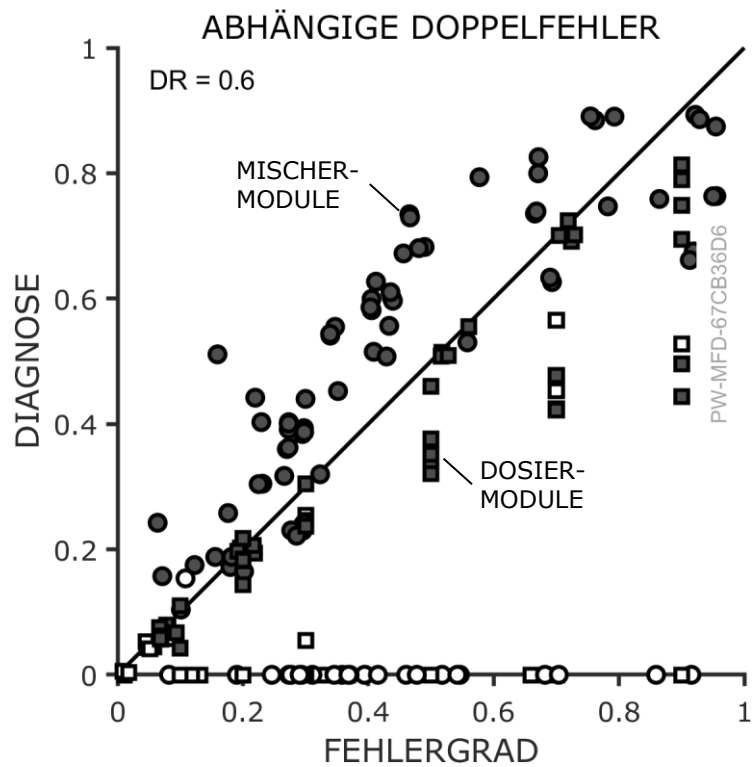
In den untersuchten Fällen überwiegt in der Regel der Einfluss des Mischerzusatzens. Das Dosiermodul C hat im Vergleich zum Gesamtvolumenstrom im Mischer 2 nur einen geringen Förderstrom und weshalb auch seine Auswirkungen auf die Stromab-Residuen gering sind. In einzelnen Fällen sind jedoch beide Fehler ähnlich einflussreich, wodurch beide unentdeckt bleiben.

Ein Vergleich der Diagnoseergebnisse zwischen den Abbildungen 8.4 und 8.6 verdeutlicht den signifikanten Unterschied zwischen unabhängigen und abhängigen Doppelfehlern. Allerdings zeigt sich dieses Muster nicht für alle untersuchten abhängigen Fehlerkombinationen in gleicher Deutlichkeit. Abbildung 8.7 stellt eine Gesamtübersicht der Ergebnisse für alle Betriebspunkte dar. Die Vielzahl der dunkel eingefärbten Marker deutet auf eine hohe Anzahl korrekt identifizierter Fehler hin. Die Gesamtrate der Detektion liegt hier bei  $DR = 0.6$ .

In bestimmten Szenarien werden beide Fehler eines abhängigen Doppelfehlers isoliert und mit hoher Genauigkeit identifiziert. Dies ist beispielsweise beim gleichzeitigen Zusetzen beider Mischer der Fall (siehe Abbildung D.7) oder bei der Kombination aus innerer Leckage in Modul D und dem Aufweiten von Mischer 2 (siehe Abbildung D.8). In diesen Fällen schließen sich die erwarteten Residuen der einzelnen Fehler nicht gegenseitig aus, obwohl die betroffenen Module entlang des gleichen Fluidstroms angeordnet sind.

In der Mehrzahl der untersuchten Fälle wird allerdings nur einer der beiden Fehler erkannt. Dies stellt immer noch ein zufriedenstellendes Ergebnis dar, da zumindest die Veränderungen in der Anlage durch einen Fehler detektiert werden. Nach der Behebung des zunächst diagnostizierten Fehlers sollte die Diagnose den zweiten Fehler ebenfalls korrekt erkennen, sodass dieser ebenfalls behoben oder kompensiert werden kann. Somit erfüllt die Diagnose noch ihren Zweck, wenn gleich dies mit einem potenziell höheren zeitlichen Aufwand einhergeht.

Ein Ausnahmefall wurde für die Kombination aus zu niedriger Pumpendruckdifferenz in Modul D und dem Zusetzen von Mischer 2 beobachtet. Hier konnte keiner der beiden Fehler zuverlässig identifiziert werden (siehe Abbildung D.9 im Anhang). Dieses Ergebnis verdeutlicht die Grenzen der aktuellen Diagnosestrategie bei stark überlagernden Effekten in den Residuen und veranschaulicht das Potenzial für eine Optimierung der Methodik in zukünftigen Arbeiten.



**Abbildung 8.7** – Ergebnisse der Diagnose von abhängigen Doppelfehlern. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehlern an.

### 8.2.3 Diskussion

Die Untersuchung der Doppelfehler lässt sich anhand der ersten beiden Forschungsfragen näher diskutieren. Dabei liegt der Fokus zunächst auf der Methodik und der erzielten Ergebnisgüte. Anschließend werden die relevanten Einflussfaktoren und Zielkonflikte beleuchtet.

Die bestehende Methode zur Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen wurde für die Betrachtung der Mehrfachfehler nicht verändert, sondern, wie in Kapitel 2.2 beschrieben, angewendet. Die Diagnose basiert dabei auf den modellbasierten Symptomen der einzelnen Module, die anhand von Regeln der Modulinteraktion zentral ausgewertet werden. Veränderungen im System wurden für nahezu alle untersuchten Szenarien mit Mehrfachfehlern erkannt. Dies beruht darauf, dass die einzelnen Beobachter Widersprüche bei der Berechnung redundanter Zustandsgrößen aufzeigen. Entsprechend kann davon ausgegangen werden, dass auch in anderen Fällen Doppelfehler mit der bestehenden Methode grundsätzlich erkennbar sind.

Die Unterscheidung zwischen den einzelnen Fehlern und der Bestimmung des Fehlergrads erwies sich für die Doppelfehler als weniger zuverlässig als bei den Einzelfehlern in Kapitel 6. Für unabhängige Doppelfehler wurden in etwa der Hälfte aller Fälle beide Fehler korrekt erkannt und auch der Fehlergrad mit hoher Genauigkeit diagnostiziert. In den anderen Fällen wurde zumindest einer der Fehler mit hoher Genauigkeit bestimmt.

Bei abhängigen Doppelfehlern war die Fehlerdiagnose weniger robust: Während in einigen Fällen beide Fehler korrekt diagnostiziert wurden, wurde in den meisten Szenarien nur ein Fehler zuverlässig isoliert. Für eine spezifische Fehlerkombination konnten hingegen beide Fehler nicht erkannt werden. Insgesamt zeigt sich somit ein gemischtes Bild hinsichtlich der Fehlerisolation und -identifikation in Mehrfachfehlerszenarien. Dies deutet auf Potenziale zur Weiterentwicklung der Methodik hin.

Eine Differenzierung zwischen den einzelnen Fehlertypen erfolgt bei der vorgestellten Methode auf Grundlage der Modulinteraktion. Gemäß den Überlegungen aus Kapitel 2.2 weist jeder Fehler eine eindeutige Signatur auf, die sich in der Reaktion der Residuen im betroffenen Modul, den parallelen Modulen und den Modulen stromauf- bzw. stromabwärts widerspiegelt. In den Diagnoseregeln wird diese Signatur als eine Reihe von Indikatoren implementiert. Diese beschreiben den Fehlergrad in Abhängigkeit der sich verändernden Residuen. Einige Indikatoren können aber auch beschreiben, dass sich bestimmte Residuen nicht verändern. Daraus ergibt sich ein Zielkonflikt bei der

Implementierung der Diagnoseregeln: Je mehr Indikatoren umgesetzt werden, desto genauer wird ein Fehlerfall beschrieben. Damit sinkt die Gefahr, dass dieser Fehler fälschlicherweise diagnostiziert wird. Es steigt jedoch auch die Wahrscheinlichkeit, dass der Fehler gar nicht erkannt wird, da ein einzelner Indikator nicht anschlägt. Dies ist besonders im Kontext von mehreren gleichzeitig auftretenden Fehlern relevant, da insbesondere Residuen, die bei einem Einzelfehler nicht betroffen wären, nun durch einen anderen Fehler beeinflusst werden können. Eine Möglichkeit zur Verbesserung der Diagnosegenauigkeit wäre daher eine Reduzierung der Anzahl an Indikatoren auf ein Mindestmaß, um die Robustheit gegenüber Mehrfachfehlern zu erhöhen.

Ein weiterer Ansatz bestünde darin, das Diagnosesystem stärker auf Mehrfachfehler auszulegen. Dabei könnte die Fehlerdetektion ("Liegt eine Systemveränderung vor?") von der Fehleridentifikation ("Welcher Fehler und mit welcher Intensität?") stärker getrennt werden. Die Fehlerdetektion könnte durch Schwellwerte für die einzelnen Symptome umgesetzt werden. Überschreiten Symptome, also Residuen einschließlich ihres Unsicherheitsintervalls, den Schwellwert, wird eine Veränderung im System detektiert. Die Isolation der Ursache und Identifikation des Ausmaßes dieser Veränderung könnten dann über einen minimalen Satz an Diagnoseregeln durchgeführt werden. Zudem wäre die gezielte Formulierung spezifischer Regeln für häufig auftretende Doppelfehler denkbar, wodurch diese besser von Einzelfehlern unterschieden werden könnten. Auch die Integration zusätzlicher Symptome oder die Berücksichtigung besonders verlässlicher Messwerte einzelner Zustandsgrößen könnte die Gesamtleistung der Methode weiter verbessern.

Schlussendlich bleibt zu sagen, dass die in dieser Arbeit präsentierte Methode der Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen primär für die Identifikation von Einzelfehlern entwickelt wurde. Nichtsdestotrotz zeigt sie auch für mehrere gleichzeitig auftretende Fehler vielversprechende Ergebnisse, wenn es darum geht, das Auftreten von Veränderungen zu erkennen und gute Ergebnisse bei der Bestimmung der Fehler und deren Größe. Für eine gezielte Optimierung im Hinblick auf Mehrfachfehler lassen sich klare Ansatzpunkte identifizieren. Dennoch wird es auch mit einem angepassten Diagnoseansatz stets Fehlerkombinationen geben, die aufgrund komplementärer Auswirkungen auf die Indikatoren schwer zu erkennen sind.

## 8.3 Transfer der Fehlerdiagnose in die Praxis

In dieser Arbeit wurde ein Ansatz für die Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen vorgestellt und seine prinzipielle Anwendbarkeit nachgewiesen. Der vorgestellte Ansatz wurde dabei unter Berücksichtigung der spezifischen Anforderungen und veränderten Verantwortlichkeitsstrukturen der modularen Produktion konzipiert.

Für eine breite industrielle Umsetzung muss sich die Methode jedoch auch in die realen betrieblichen Gegebenheiten einfügen. Insbesondere die normativen Rahmenbedingungen aus den VDI-Richtlinienreihen 2776 und 2658 spielen hierbei eine entscheidende Rolle. Für die Diagnose und Instandhaltungsfunktionen der Prozesseinheiten gibt außerdem die NAMUR-Empfehlung 184 wichtige Hinweise. Ein möglicher Weg, wie dies zu bewerkstelligen ist, wird daher im Folgenden dargelegt.

### 8.3.1 Bisheriges Alarmmanagement in modularen Anlagen

Im Betrieb prozesstechnischer Anlagen kann es immer zu Abweichungen des Prozesses oder der Anlage vom Sollzustand kommen, die ein Eingreifen des Personals erfordern. Eine Meldung, die eine unverzügliche Reaktion des Personals erfordert, um Gefahrensituationen oder ökonomische Schäden zu verhindern, wird als Alarm bezeichnet<sup>1</sup>.

Das Vorgehen zum Erkennen und Weiterleiten von Alarmen in einer modularen Anlage wird in der VDI/VDE/NAMUR-Richtlinie 2658 Blatt 6<sup>2</sup> festgelegt. Die genaue Modellierung wird in Blatt 7 derselben Richtlinienreihe<sup>3</sup> beschrieben. Die Standardisierung ist unter anderem deshalb notwendig, da die einzelnen Module einer modularen Anlage von ihren Herstellern als vollständig automatisierte Einheit geliefert werden. Ein wesentlicher Bestandteil der Automatisierung ist dabei auch die Modellierung des Alarm- und Meldesystems des Moduls im Module Type Package (MTP). Damit die von verschiedenen Herstellern modellierten Alarme in der Process Orchestration Layer (POL) integriert und einheitlich behandelt werden können, müssen diese einer standardisierten Modellierung folgen.

---

<sup>1</sup> VDI/VDE, *Prozessführung mit Bildschirmen: Alarme/Meldungen*, ([102], 2014)

<sup>2</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Konzept modulares Alarmmanagement*, ([105], 2021)

<sup>3</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Modellierung von Alarmen und Ereignissen*, ([106], 2021)

Alarme werden anhand der Ereignisse, die sie auslösen, unterschieden. Prozessalarmlen entstehen im verfahrenstechnischen Teil des Moduls und unterstützen den Operator bei der Prozessführung. Systemtechnikalarmlen entstammen der Automatisierungstechnik des Moduls und deuten auf Störungen dieser Systemtechnik hin. Dienstalarmlen zeigen Abweichungen vom Sollzustand innerhalb der Dienste eines Moduls an. Allen Alarmen ist gemeinsam, dass sie innerhalb einer PEA ausgelöst werden und ausschließlich auf den dort verfügbaren Informationen basieren. Dieses Konzept deckt sich mit der Philosophie von eigensicheren und autarken Prozesseinheiten und wird so auch für die Diagnosefunktionen der Prozesseinheiten nach NE 184 empfohlen.

Gleichzeitig schränkt dies allerdings auch die Leistungsfähigkeit der Überwachung und Diagnose der einzelnen Module und der gesamten modularen Anlage ein. Wenn nur die Werte des jeweiligen Moduls für dessen Überwachung genutzt werden können, bedeutet dies entweder, dass zusätzliche Sensorik innerhalb jedes Moduls zu installieren ist oder dass viele fehlerhafte Zustände aufgrund fehlender Redundanz nicht erkannt werden können.

Die Verwendung mehrerer Module innerhalb einer modularen Anlage liefert jedoch Redundanzen, die auch für die Anlagenüberwachung und Fehlerdiagnose genutzt werden können. Die in dieser Arbeit vorgestellte Methode zur Fehlerdiagnose verfolgt diesen Ansatz, um Mehrwert für die Diagnose ohne zusätzliche Sensorik zu liefern. Für dieses Vorgehen eignet sich der konventionelle Weg des Alarmmanagements jedoch nicht, weshalb im Folgenden eine alternative Integration der Fehlerdiagnose in MTP und POL vorgeschlagen wird.

### 8.3.2 Integration der Symptome ins MTP

Die hybride Fehlerdiagnose basiert auf modellbasierten Symptomen der einzelnen PEAs. Die Berechnung der Beobachterwerte, Residuen und Unsicherheit der Pumpen-, Leistungs- und Anlagenbeobachter kann für jede Prozesseinheit separat durchgeführt werden. Diese Implementierung erfolgt im Modulengineering zusammen mit der physikalischen Gestaltung des zu realisierenden Verfahrensschritts und den informationstechnischen Schnittstellen des Moduls. Im Module Type Package werden hierfür alle relevanten Daten zur Modulstruktur, den Schnittstellen, Prozessabläufen und Bedienbilder abgelegt<sup>1</sup>.

Das Module Type Package stellt eine herstellerunabhängige Definition der informationstechnischen Schnittstellen für modulare Prozesseinheiten dar. Die

---

<sup>1</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Allgemeines Konzept und Schnittstellen*, ([103], 2019)

prozesstechnische Funktion einer PEA wird durch parametrisierbare Dienste gekapselt, die von der übergeordneten POL abgerufen werden können. Die modellbasierten Symptome lassen sich ebenfalls als Dienst innerhalb jeder PEA implementieren. Diese Symptom-Dienste werden von der POL angefordert und parallel zu weiteren Diensten ausgeführt. Das zeitgleiche Ausführen mehrerer Dienste ist ausdrücklich in der VDI/VDE/NAMUR-Richtlinie 2658-4 vorgesehen<sup>1</sup>.

Die Parametrisierung der Beobachtergleichungen erfolgt über sogenannte Konfigurationsparameter. Die berechneten Symptome können als Reportwerte an die POL weitergegeben werden, wodurch diese auch zu Nachweis- und Dokumentationszwecken vom Anlagenbetreiber verwendet werden können. Beobachterwerte und interne Messgrößen, die für Stromab-Beobachter oder die Berechnung der Indikatoren relevant sind, können als Prozesswerte kontinuierlich für den externen Zugriff (der POL oder anderer PEAs) bereitgestellt werden.

Die modellbasierten Symptome alleine ermöglichen bereits die Fehlerdetektion, also die Feststellung von Veränderungen in der Anlage. Jedes Symptom, das einen definierten Schwellwert überschreitet, deutet auf einen Fehler hin. Daher sollte für die Symptome die Schnittstellenfamilie der Analogwertanzeigen aus dem MTP verwendet werden.

Für die Weitergabe der Beobachterwerte bietet sich die Verwendung der MTP-Analogwertanzeige *AnaView* an, da hiermit analoge Werte einer PEA einschließlich deren Einheit und minimaler sowie maximaler Skalenwerte übertragen werden können. Für die Symptome selbst empfiehlt es sich, die MTP-Analogwertanzeige *AnaMon* zu verwenden, da hiermit zusätzlich eine Grenzwertprüfung entsprechend dem Limit Monitoring durchgeführt werden kann<sup>2</sup>. Damit lässt sich bereits eine Fehlerdetektion einrichten. Im Sinne der NE 184<sup>3</sup> könnten außerdem Schwellwerte für die einzelnen Quality Codes definiert werden, um diese im Sinne der funktional orientierten Diagnose an die POL weiterzugeben.

Die vollständige Implementierung der Symptome als Dienst, einschließlich der Definition von Parametern und der Schnittstellen, kann vom PEA-Hersteller durchgeführt werden. Dieser benötigt dafür keine Kenntnis des Layouts der späteren modularen Anlagen.

---

<sup>1</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Modellierung von Moduldiensten*, ([108], 2022)

<sup>2</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Bibliothek für Datenobjekte*, ([104], 2020)

<sup>3</sup> NAMUR, *Diagnose und Instandhaltungsfunktionen für modulare Prozesseinheiten*, ([72], 2023)

### 8.3.3 Integration der Diagnose auf Anlagenebene

Die modulare Prozessautomatisierung basiert auf der Interaktion einzelner PEAs mit der POL. Die Diagnosefunktionen, welche sich nur auf die Daten einer Prozesseinheit stützen, können wie zuvor dargelegt direkt in das MTP einer PEA integriert werden. Für die Implementierung der Diagnosefunktionen, die Prozess- und Reportwerte verschiedener PEAs kombinieren, ist dieser Weg nicht gangbar. Hierfür muss eine übergeordnete Integration auf Anlagenebene stattfinden. Zur Ableitung der Indikatoren und Bestimmung der finalen Diagnoseergebnisse müssen die Diagnoseregeln (siehe Kapitel 2.2) ebenfalls auf Anlagenebene implementiert werden. Hierfür ergeben sich mögliche Ansätze in der anlagenspezifischen POL nach VDI/VDE/NAMUR 2658<sup>1</sup> oder der unternehmensweiten Monitoring and Optimization Layer (MOL) nach NE 184<sup>2</sup>.

#### Integration der Diagnose in die Process Orchestration Layer

Ein erster Ansatz besteht darin, die Diagnose direkt in die Process Orchestration Layer zu integrieren. In diesem Fall werden die übermittelten Werte der PEAs unmittelbar in der POL verarbeitet. Dies hat den Vorteil, dass keine zusätzlichen Schnittstellen oder externe Komponenten erforderlich sind. Allerdings bringt dieser Ansatz erhebliche Entwicklungsaufwände für die Hersteller von POL-Systemen mit sich, da jeder Hersteller eine entsprechende Diagnosefunktionalität implementieren müsste.

#### Integration der Diagnose in die Monitoring and Optimization Layer

Die NAMUR empfiehlt die Einführung einer zusätzlichen Schicht auf der Ebene der Anlage beziehungsweise des Unternehmens, der sogenannten Monitoring and Optimization Layer (MOL). Diese Schicht dient der zentralen Bündelung aller Diagnosedaten der einzelnen Process Equipment Assemblies. Neben dem Module Type Package können hierfür auch Informationskanäle der NAMUR Open Architecture (NOA) genutzt werden, um Diagnosedaten

<sup>1</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Allgemeines Konzept und Schnittstellen*, ([103], 2019)

<sup>2</sup> NAMUR, *Diagnose und Instandhaltungsfunktionen für modulare Prozesseinheiten*, ([72], 2023)

sowohl der PEAs als auch der POLs zu integrieren. Grundsätzlich stehen somit in der MOL alle Informationen zur Verfügung, um die Stromab-Beobachter mit den Informationen mehrerer PEAs einzurichten und die Diagnoseregeln zu implementieren. Da pro Unternehmen beziehungsweise Werk lediglich eine MOL vorgesehen ist, in der sämtliche Wartungsinformationen für das Instandhaltungspersonal zentral zugänglich gemacht werden, müsste die Integration der in dieser Arbeit entwickelten Diagnosekonzepte für jede einzelne Anlage als eigenständiges Programm innerhalb der MOL erfolgen. Diese Vorgehensweise erscheint praktikabel und würde sich durch die zentrale Struktur der MOL effizienter umsetzen lassen als die direkte Integration in POLs verschiedener Hersteller. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass die MOL ein monolithisches Konstrukt innerhalb der modularen Produktion darstellt. Vor diesem Hintergrund erscheint es sinnvoll, die MOL primär zur Visualisierung und Analyse der Diagnosedaten zu nutzen, während die eigentliche Berechnung der Diagnoseergebnisse auf separaten Einheiten, jeweils spezifisch für die einzelnen modularen Prozessanlagen, erfolgen sollte. Eine solche Architektur würde die Vorteile modularer Produktion besser unterstützen und gleichzeitig die Flexibilität und Skalierbarkeit der Diagnosesysteme erhöhen.

### **Implementierung als Diagnose-MTP**

Ein Ansatz hierfür besteht in der Implementierung einer virtuellen Diagnose-PEA bzw. eines Diagnose-MTP, das als eigenständige Einheit in die POL integriert wird und ihre Ergebnisse auch an die MOL weitergibt. Dieses MTP empfängt die Beobachterwerte der einzelnen PEAs über die POL, um beispielsweise die Stromab-Beobachterwerte zu berechnen. Außerdem kann es die von der POL ausgelesenen Symptome der PEAs mit anderen Prozesswerten kombinieren, um daraus die erforderlichen Indikatoren abzuleiten.

Die notwendigen Informationen über die Anlagentopologie können im POL-Engineering als Parameter an das Diagnose-MTP übergeben werden. Eine offene Fragestellung ist, ob für die Berechnung der Diagnoseergebnisse eine dezidierte Hardware erforderlich ist oder ob die Diagnose direkt auf der POL-Recheneinheit ausgeführt werden kann.

Die Diagnoseergebnisse können im Alarmmanagement modelliert und in Bedienbildern nach VDI/VDE/NAMUR 2658-2<sup>1</sup> visualisiert werden. Dadurch lässt sich eine vollständige Integration der Diagnosefunktionen in die modulare Prozessleittechnik realisieren, ohne dass eine direkte Anpassung durch die Hersteller der POL erforderlich ist.

---

<sup>1</sup> VDI/VDE/NAMUR, *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Modellierung von Bedienbildern*, ([107], 2019)

Die Ergebnisse können auf diese Weise auch an eine mögliche MOL weitergegeben bzw. dort visualisiert werden, was den Implementierungs- und Rechenaufwand innerhalb der MOL reduziert.

### 8.3.4 Diskussion

Die Automatisierung modularer Prozessanlagen ist in den VDI/VDE/NAMUR-Richtlinien umfassend standardisiert. Diese Normierung bildet die Grundlage für die erfolgreiche Umsetzung des Plug-and-Produce-Ansatzes. Daher sollten alle weiterführenden Entwicklungen im Bereich der modularen Produktion mit diesen normativen Vorgaben kompatibel sein, um eine reibungslose Integration in bestehende Systeme zu gewährleisten.

Die in dieser Arbeit entwickelte Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen kann diesem Anspruch gerecht werden. Der umgesetzte Ansatz geht dabei über das Vorgehen der NE 184 hinaus, um weitere Potenziale für die Fehlerdiagnose zu heben. Die einzelnen Schritte der Fehlerdiagnose lassen sich jedoch folgendermaßen in die bestehenden Rahmenbedingungen integrieren: Die Berechnung der Symptome kann als zusätzlicher Dienst in das MTP der einzelnen PEAs integriert werden. Für die ermittelten Werte existieren passende Definitionen in den Standards. Bei einer Diskretisierung der Symptome im Sinne von Quality Codes, wäre dieses Vorgehen auch konform mit den in der NE 184 geforderten Diagnosefunktionen für PEAs.

Die Implementierung der Diagnose auf der Anlagenebene lässt sich ebenfalls in die bestehende Automatisierung integrieren. Der Ansatz eines Diagnose-MTPs ist aller Voraussicht nach der gangbare Weg, um den Aufwand für die Beteiligten gering zu halten. Die Visualisierung der Diagnoseergebnisse wiederum lässt sich nahtlos in das bestehende Alarmmanagement und die Modellierung der Bedienbilder für die POL bzw. MOL integrieren.

Diese Arbeit stellt einen Proof of Concept der Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen dar. Die Implementierung und Validierung erfolgten an einer Anlage mit modularem physischen Aufbau, deren Automatisierung allerdings noch nicht auf der Basis von MTP und POL realisiert wurde. Daher müssen die vorgeschlagenen Integrationskonzepte für die Fehlerdiagnose zukünftig an einer realen, vollständig modular-automatisierten Anlage implementiert und validiert werden. Erst mit diesem Schritt wäre der Transfer der Methode zur Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen in die Praxis vollzogen.



# Kapitel 9

## Zusammenfassung und Ausblick

### Zusammenfassung

Der zunehmende globale Wettbewerbsdruck sowie steigende Anforderungen an Flexibilität und individualisierte Produktlösungen drängen die Fein- und Spezialchemie zu strukturellen Veränderungen. Zur Sicherstellung einer hohen Produktqualität unter Berücksichtigung von Aufwänden, Verfügbarkeit und Marktakzeptanz ist der Einsatz effizienter und zuverlässiger Prozessanlagen essenziell. Ein vielversprechender technologischer Ansatz zur Erfüllung dieser Anforderungen ist die Verwendung modularer Prozessanlagen. Diese bestehen aus eigenständigen, standardisierten Modulen, den Prozesseinheiten, die jeweils einen spezifischen Prozessschritt abbilden. Durch die flexible Kombination dieser Module lassen sich komplexe Prozessketten effizient konfigurieren und anpassen. Die Steuerung dieser Anlagen erfolgt durch dezentrale Dienste, die auf den jeweiligen Prozesseinheiten implementiert sind. Modulhersteller liefern dabei vollintegrierte und automatisierte Module, die vom Betreiber lediglich gemäß dem Plug-and-Produce-Prinzip verbunden und in Betrieb genommen werden müssen. Zur Sicherstellung einer hohen Verfügbarkeit modularer Anlagen ist jedoch eine kontinuierliche Prozess- und Zustandsüberwachung erforderlich, die sich an die spezifischen Charakteristika dieser Anlagentopologie anpassen muss.

Etablierte Methoden der Fehlerdiagnose sind für modulare Anlagen aufgrund ihrer hohen Flexibilität und häufig wandelnder Topologie nur bedingt geeignet. Um eine effiziente und robuste Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen zu ermöglichen, wurde daher ein neuartiger Ansatz entwickelt. Dieser kombiniert Konzepte bestehender Diagnosestrategien und berücksichtigt die hierarchische Struktur modularer Anlagen. Auf Modulebene wird das

physikalische Verhalten über Modellgleichungen beschrieben. Diese werden von Beobachtern verwendet, um mit wenigen Messgrößen des Moduls Zustandsgrößen redundant zu berechnen. Im vorliegenden Fall wird hierzu der Volumenstrom des Moduls über Pumpen-, Leistungs- und Anlagenbeobachter berechnet. Der Vergleich der Beobachterwerte führt zu Residuen, welche im Normalbetrieb annähernd null sind. Liegen Veränderungen bzw. Fehler vor, ergeben sich Widersprüche in den Beobachtern und die Residuen werden positiv oder negativ. Unter Einbezug der Mess- und Modellunsicherheit werden die Residuen zu modellbasierten Symptomen für die Fehlerdiagnose.

Auf Anlagenebene werden die verschiedenen Symptome in einem zentralen Diagnosesystem verarbeitet. Dieses beruht auf Diagnoseregeln, die aus der hydraulischen Interaktion der Module unter dem Einfluss verschiedener Fehler abgeleitet werden. Mithilfe der Definition des Fehlerausmaßes als relativer Funktionsverlust sowie linearisierten Modellgleichungen werden Fehlerindikatoren berechnet. Diese Indikatoren quantifizieren den Zusammenhang zwischen dem Fehlerausmaß und den beobachteten Residuen. Die abschließende Diagnose erfolgt durch die Verknüpfung der Indikatoren, wodurch sowohl der wahrscheinlichste Fehlertyp (Fehlerisolation) als auch der Fehlergrad (Fehleridentifikation) bestimmt werden kann.

Zur experimentellen Validierung der entwickelten Methode wurde die Fehlerdiagnose an der modularen Mischanlage des Instituts für Fluidsystemtechnik der TU Darmstadt untersucht. Die Versuchsanlage besteht aus fünf Dosiermodulen mit unterschiedlichen Pumpentypen sowie zwei Mischermodulen. Verschiedene Fehlerfälle wurden gezielt simuliert, indem Bypässe oder Drosselventile angesteuert oder Sensorwerte manipuliert wurden.

In umfangreichen Messreihen wurden die verschiedenen Fehler in variierender Ausprägung und bei unterschiedlichen Betriebspunkten initiiert und die zugehörigen Messwerte für die Diagnose und Validierung erfasst. Von besonderem Interesse waren dabei Betriebspunkte der Anlage mit quasi-stationärem Verhalten. Die Ergebnisse und Unsicherheit der Fehlerdiagnose für die durchgeführten Messreihen wurden hinsichtlich der Bestimmung des korrekten Fehlertyps und des Fehlerausmaßes ausgewertet.

Die meisten Fehler konnten mit hoher bis sehr hoher Erfolgsrate korrekt erkannt werden, wobei die diagnostizierten Fehlergrade nur geringfügig von den tatsächlichen Fehlerwerten abwichen. Einschränkungen ergaben sich bei einem spezifischen Dosiermodul, dessen Pumpen- und Leistungsmodelle unzureichend waren. Hier wurde ein zusätzlicher Sensor als Ersatz für die modellbasierten Schätzungen eingeführt, wodurch einige Fehlerfälle nicht mehr detektierbar waren. Diese Fehler führten jedoch nur zu einer geringen Einschränkung der Modulfunktion.

Darüber hinaus zeigte sich eine hohe Ähnlichkeit der Residuencharakteristik zwischen Veränderungen des Druckverlusts im Modul und Sensorfehlern des Pumpendruckensors. Aufgrund der Unsicherheit dieser Residuen war eine eindeutige Differenzierung dieser beiden Fehlertypen nicht möglich. Während dies die Fehlerisolation beeinträchtigte, konnte das Fehlerausmaß dennoch mit hoher Genauigkeit bestimmt werden.

Die Validierung der Methode zeigte, dass die Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen zuverlässig funktioniert, solange die eingesetzten Beobachtermodelle mit ausreichender Genauigkeit arbeiten und die systematische Unsicherheit der Sensoren berücksichtigt wird. Die Ergebnisse zeigen zudem, dass die Detektion von Systemveränderungen mit einer reduzierten Anzahl von Diagnoseregeln verbessert werden kann, allerdings auf Kosten der Differenzierbarkeit einzelner Fehlerfälle. Eine endgültige Parametrierung des Diagnosesystems sollte daher in Abhängigkeit von den spezifischen Anforderungen des Anlagenbetreibers erfolgen.

Ein bedeutender Vorteil des entwickelten Verfahrens liegt in der nahtlosen Integration in modulare Geschäftsmodelle. Die Berechnung der Symptome kann direkt vom Modulhersteller implementiert werden, während die Anlagenbetreiber die Diagnoseregeln basierend auf der individuellen Anlagentopologie anpassen können.

Das Potenzial des entwickelten Diagnoseansatzes wurde in weiterführenden Untersuchungen bestätigt. Insbesondere für eine rekonfigurierte Anlage mit veränderter Anordnung derselben Module konnten ähnlich gute Diagnoseergebnisse erzielt werden. Der Aufwand zur Anpassung des Diagnosesystems an eine veränderte Anlagenkonfiguration erwies sich als minimal, da die Berechnung der Symptome unverändert blieb. Selbst im Falle simultan auftretender Fehler erzielte das Verfahren robuste Ergebnisse, obwohl Mehrfachfehler nicht im Fokus der ursprünglichen Entwicklung standen. Damit wurde ein Proof of Concept für die Fehlerdiagnose in modularen Prozessanlagen erbracht. Die methodische Grundlage zur Integration in die standardisierte Automatisierung modularer Prozesseinheiten wurde geschaffen, und die notwendigen Werkzeuge zur praktischen Umsetzung sind bereits vorhanden.

Damit lässt sich die anfangs aufgestellte Hypothese bestätigen:

*Die Struktur und die Rollenverteilung für modulare Prozessanlagen ermöglichen eine darauf angepasste Fehlerdiagnose, welche die Verfügbarkeit dieser Anlagen sicherstellt.*

## Ausblick

Die praktische Relevanz der entwickelten Fehlerdiagnose hängt jedoch maßgeblich von der tatsächlichen Verbreitung modularer chemischer Produktionsanlagen ab. Daher soll abschließend ein Ausblick auf die notwendigen Schritte zur breiten Implementierung von modularen Prozessanlagen gegeben werden.

Ein entscheidendes Hindernis für potenzielle Betreiber modularer Prozessanlagen ist die begrenzte Verfügbarkeit voll-integrierter Prozesseinheiten auf dem Markt. Die Vorteile der modularen Produktion entfalten sich erst vollständig, wenn passende Module mitsamt Automatisierung und Dokumentation frei auf dem Markt zu erwerben oder zu mieten sind. Derzeit ist die Zahl der Anbieter solcher Module jedoch noch gering. Viele etablierte Zulieferer der Prozessindustrie konzentrieren sich auf die Hardware ihrer Produkte, begreifen die Automatisierung mittels MTP jedoch nicht als ihre Aufgabe<sup>1</sup>. Die modulare Automation bietet dabei jedoch erhebliche Chancen für die Modulhersteller. Durch die Verlagerung von Aufwänden in das Modulengineering, und -automatisierung können die Modulbauer mehr Wertschöpfung betreiben. Dabei lassen sich auch erhebliche Potenziale der Digitalisierung in den Engineeringabläufen bergen<sup>2</sup>. Eine Weiterentwicklung vom Apparate-Zulieferer hin zum Modulhersteller und -integrator bietet also deutliche unternehmensstrategische und betriebswirtschaftliche Möglichkeiten.

Ein zweiter wichtiger Schritt zur Etablierung modularer Prozessanlagen ist die Standardisierung und Digitalisierung der technischen Dokumentation. Bereits im konventionellen Anlagenbau stehen viele Betreiber vor der Herausforderung, die unterschiedlich angelegten und strukturierten Dokumentationen ihrer verschiedenen Zulieferer in die eigenen Systeme einzupflegen. Diese Dokumentationen sind die Grundlage für Genehmigungsverfahren, Instandhaltungsmaßnahmen sowie Berichterstattungen und sollten entsprechend nahtlos nutzbar sein. Die VDI-Richtlinie 2770 gibt für die Übergabe digitaler Herstellerinformationen zumindest einen ersten Anhaltspunkt<sup>3</sup>. Die Modularisierung der Prozessindustrie bringt zusätzliche Anforderungen an deren Dokumentation mit sich. Diese resultieren unter anderem daraus, dass einzelne Prozesseinheiten flexibel in verschiedenen Anlagenkonfigurationen

---

<sup>1</sup> MARKAJ U. A., „Modularisierung in der Prozessindustrie – Bericht von der AICHEMA 2022“, ([68], 2023)

<sup>2</sup> BITTORF U. A., „MTP auf dem Weg in die Produktion“, ([9], 2023)

<sup>3</sup> VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, *Betrieb verfahrenstechnischer Anlagen - Mindestanforderungen an digitale Herstellerinformationen für die Prozessindustrie: Grundlagen*, ([111], 2020)

eingesetzt, an unterschiedliche Standorte verlagert oder zwischen Betreibern weitergegeben werden können. Diese Anforderungen an die Dokumentation von Prozesseinheiten werden daher auch in der VDI-Richtlinie 2776-2<sup>1</sup> definiert. Demnach sollte die PEA-Dokumentation modular aufgebaut sein, die notwendigen Informationen zu Betriebsbereichen und Schnittstellen beinhalten und Informationen über Verweise abbilden, um die Pflege der Daten zu erleichtern.

Eine realisierte Umsetzung dieser Anforderungen ist dem Autor bisher nicht bekannt. Ein vielversprechender Vorschlag wird von Lamm et al. allerdings in einem Whitepaper diskutiert<sup>2</sup>. Dieser basiert auf der semantischen Modellierung der Informationen einer PEA, bei der Daten in Form von Tripeln (Subjekt, Prädikat, Objekt) strukturiert werden. Dadurch lassen sich Informationen eindeutig definieren und maschinell verarbeiten. Die verwendeten Begriffe werden in standardisierten Vokabularen organisiert und in öffentlich zugänglichen Ontologien zusammengeführt<sup>3</sup>. Damit entsteht ein Wissensgraph, der auch von Large Language Models oder anderen KI-Technologien genutzt werden kann.

Die praktische Umsetzung dieser semantischen Dokumentation soll in der Industrie 4.0-Verwaltungsschale vollzogen werden. Dieses standardisierte Datenmodell bildet alle Daten über den gesamten Lebenszyklus eines Assets ab<sup>4</sup> und wird bereits von vielen Betreibern diskutiert. Die Anforderungen des digitalen Produktpasses können mit dieser Technologie ebenfalls adressiert werden<sup>5</sup>. Somit wird auf bereits standardisierte und teilweise etablierte Technologien gesetzt, um die Herausforderungen der technischen Dokumentation von PEAs zu meistern. Durch die konsequente Digitalisierung des Vorgehens können viele Aspekte des Engineerings, der Auswahl und des Betriebs der PEAs in der modularen Produktion erleichtert werden.

Der wahrscheinlich entscheidendste Aspekt, welcher der weitverbreiteten modularen chemischen Produktion in Deutschland und der Europäischen Union entgegensteht, ist die offene Frage der Genehmigung solcher Anlagen.

---

<sup>1</sup> VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, *Verfahrenstechnische Anlagen - Modulare Anlagen: Design modularer Anlagen*, ([112], 2024)

<sup>2</sup> LAMM U. A., *Semantic PEA Data sheet (SPEAD)*, ([62], 2025)

<sup>3</sup> ALLEMANG, HENDLER UND GANDON, *Semantic Web for the Working Ontologist: Effective Modeling for Linked Data, RDFS, and OWL*, ([2], 2020)

<sup>4</sup> BEDENBENDER U. A., *Verwaltungsschale in der Praxis: Wie definiere ich Teilmodelle, beispielhafte Teilmodelle und Interaktion zwischen Verwaltungsschalen*, ([8], 2020)

<sup>5</sup> EUROPEAN PARLIAMENT, *Regulation (EU) 2024/1781 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 establishing a framework for the setting of ecodesign requirements for sustainable products: OJ L, 2024/1781*, ([24], 2024)

Die aktuelle Gesetzgebung sieht diese Art des Anlagenbaus und -betriebs noch nicht vor. Der regelmäßige Umbau einer Anlage je nach Produkt würde aktuell jeweils eine komplette Neugenehmigung erfordern. Ein Vorgehen ähnlich einer Rahmengenemigung ist zwar denkbar<sup>1</sup>, stößt jedoch bei vielen Genehmigungsbehörden auf Vorbehalte.

Um die regulatorischen Rahmenbedingungen an die Anforderungen der modularen Produktion anzupassen, arbeiten sowohl Betreiber als auch Behörden an der Weiterentwicklung der Gesetzgebung sowie an praxisnahen Vollzugshilfen. Ein vielversprechender Ansatz besteht in der Genehmigung eines sogenannten PEA-Pools, bei dem einzelne Prozesseinheiten vorab geprüft und freigegeben werden, sodass deren Einsatz in einer modularen Anlage ohne erneute Einzelgenehmigung erfolgen kann<sup>2</sup>. Hierzu muss ein sicheres Vorgehen gemeinsam erarbeitet und in Pilotprojekten demonstriert werden, um Akzeptanz bei allen Beteiligten zu schaffen.

Viele dieser Anstrengungen werden derzeit im Verbundprojekt REUNION<sup>3</sup> vorangetrieben. In diesem Projekt arbeiten Betreiber, Zulieferer, Dienstleister, Universitäten und Genehmigungsbehörden gemeinsam daran, modulare Prozessanlagen industrielle Realität werden zu lassen. Die Zulieferer werden zu PEA-Herstellern befähigt, die automatisierte Module liefern können. Gemeinsam wird eine digitale und maschinennutzbare Dokumentation für die PEAs erarbeitet, die für die PEA-Auswahl und die Genehmigung der modularen Anlage verwendet werden kann. An gemeinsamen modularen Aufbauten wird außerdem das Thema der Genehmigung mit den zuständigen Behörden diskutiert und beispielhaft geprüft.

Somit wird der Weg für eine flexible, energieeffiziente und wettbewerbsfähige modulare Produktion für die Fein- und Spezialchemie in Deutschland bereitet. Die Verfügbarkeit modularer Anlagen kann durch ergänzende Technologien, wie die in dieser Arbeit vorgestellte Methode zur Fehlerdiagnose, weiter verbessert werden. Entscheidend für den Erfolg dieser Ansätze ist letztlich jedoch die konsequente Umsetzung der entwickelten Konzepte in die industrielle Praxis.

---

<sup>1</sup> NEUPERT, „Modulare Anlagen zulassen: Überlegungen zur immissionsschutzrechtlichen Genehmigung“, ([75], 2020)

<sup>2</sup> LACHNER, *Wer weit denkt, kommt weit: vom modularen Anlagenbau zur Shared Economy*, ([61], 2024)

<sup>3</sup> ENPRO-INITIATIVE, *REUNION - Vernetzter Demonstrator-Verbund für optimierte Prozessketten*, ([22], 2024)

Vor diesem Hintergrund soll die vorliegende Arbeit mit den Worten Goethes in Wilhelm Meisters Wanderjahre enden:

*Es ist nicht genug, zu wissen, man muss auch anwenden. Es ist nicht genug, zu wollen, man muss auch tun<sup>1</sup>.*

---

<sup>1</sup> GOETHE, *Wilhelm Meisters Lehr- und Wanderjahre*, ([38], 2023)



# Literatur

- [1] C. C. Aggarwal. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. 2nd ed. 2023. Cham: Springer International Publishing und Imprint Springer, 2023.
- [2] D. Allemang, J. Hendler und F. Gandon. *Semantic Web for the Working Ontologist: Effective Modeling for Linked Data, RDFS, and OWL*. 3rd. New York, NY, USA: ACM, 2020.
- [3] C. Angeli und A. Chatzinikolaou. „On-Line Fault Detection Techniques for Technical Systems: A Survey“. In: *International Journal of Computer Science & Applications* 1.1 (2004), S. 12–30.
- [4] R. Antão. *Type-2 Fuzzy Logic: Uncertain Systems' Modeling and Control*. Singapore: Springer Singapore, Imprint: Springer, 2017.
- [5] A. Bamberg, L. Urbas, S. Bröcker, M. Bortz und N. Kockmann. „The Digital Twin – Your Ingenious Companion for Process Engineering and Smart Production“. In: *Chemical Engineering & Technology* 44.6 (2021), S. 954–961.
- [6] R. V. Beard. „Failure accomodation in linear systems through self-reorganization“. Dissertation. Boston: Massachusetts Institute of Technology, 1971.
- [7] S. Bechhofer, D. de Roure, M. Gamble, C. Goble und I. Buchan. „Research Objects: Towards Exchange and Reuse of Digital Knowledge“. In: *Nature Precedings* (2010).
- [8] H. Bedenbender, J. Bock, B. Boss, C. Diedrich, K. Garrels, A. G. Gatterburg, K. Heidrich, O. Hillermeier, B. Rauscher, M. Sauer, J. Schmidt, T. Werner und P. Zimmermann. *Verwaltungsschale in der Praxis: Wie definiere ich Teilmodelle, beispielhafte Teilmodelle und Interaktion zwischen Verwaltungsschalen*. Hrsg. von Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. 2020.

- [9] L. Bittorf, A. Klose, F. Pelzer, A. Haller, D. Schmitt, A. Kehl, A. Fink und H. Winterbauer. „MTP auf dem Weg in die Produktion“. In: *CITplus* 26.1-2 (2023), S. 46–48.
- [10] S. Buchholz. „Future manufacturing approaches in the chemical and pharmaceutical industry“. In: *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification* 49.10 (2010), S. 993–995.
- [11] E. Chow und A. Willsky. „Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems“. In: *IEEE Transactions on Automatic Control* 29.7 (1984), S. 603–614.
- [12] E. M. Cimpoesu, B. D. Ciubotaru und D. Stefanoiu. „Fault Detection and Identification Using Parameter Estimation Techniques“. In: *U.P.B. Sci. Bull.* 76.2 (2014).
- [13] I. N. da Silva, D. Hernane Spatti, R. Andrade Flauzino, L. H. B. Liboni und S. F. dos Reis Alves. *Artificial Neural Networks*. Cham: Springer International Publishing, 2017.
- [14] X. Dai und Z. Gao. „From Model, Signal to Knowledge: A Data-Driven Perspective of Fault Detection and Diagnosis“. In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 9.4 (2013), S. 2226–2238.
- [15] DECHEMA e.V., Hrsg. *Modular Plants: Flexible chemical production by modularization and standardization – status quo and future trends*. Frankfurt, Germany, 2016.
- [16] Deutsche Forschungsgemeinschaft. „Guidelines for Safeguarding Good Research Practice. Code of Conduct“. In: (2025).
- [17] DIN. *Begriffe zum Qualitätsmanagement*. 2021.
- [18] DKE. *Funktionale Sicherheit - PLT-Sicherheitseinrichtungen für die Prozessindustrie*. 2019.
- [19] R. Dunia und S. Joe Qin. „Joint diagnosis of process and sensor faults using principal component analysis“. In: *Control Engineering Practice* 6.4 (1998), S. 457–469.
- [20] S. Ebersbach und Z. Peng. „Expert system development for vibration analysis in machine condition monitoring“. In: *Expert Systems with Applications* 34.1 (2008), S. 291–299.
- [21] M. El Hachemi Benbouzid. „A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection“. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 47.5 (2000), S. 984–993.
- [22] ENPRO-Initiative. *REUNION - Vernetzter Demonstrator-Verbund für optimierte Prozessketten*. 2024.

- [23] Europäisches Parlament und Rat. *Mindestvorschriften für Sicherheit und Gesundheitsschutz bei Benutzung von Arbeitsmitteln durch Arbeitnehmer bei der Arbeit*. 2009.
- [24] European Parliament. *Regulation (EU) 2024/1781 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 establishing a framework for the setting of ecodesign requirements for sustainable products: OJ L, 2024/1781*. 2024.
- [25] E. A. Feigenbaum. *Knowledge Engineering For The 1980s*. Stanford, California, 1982.
- [26] Z. Feng und M. J. Zuo. „Fault diagnosis of planetary gearboxes via torsional vibration signal analysis“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 36.2 (2013), S. 401–421.
- [27] C. Fleischer, J. Wittmann, N. Kockmann, T. Bieringer und C. Bramsiepe. „Sicherheitstechnische Aspekte bei Planung und Bau modularer Produktionsanlagen“. In: *Chemie Ingenieur Technik* 87.9 (2015), S. 1258–1269.
- [28] P. M. Frank. „Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy“. In: *Automatica* 26.3 (1990), S. 459–474.
- [29] J. Fürnkranz. „Separate-and-Conquer Rule Learning“. In: *Artificial Intelligence Review* 13.1 (1999), S. 3–54.
- [30] D. Gamberger und N. Lavrač. „Confirmation Rule Sets“. In: *Principles of Data Mining and Knowledge Discovery*. Hrsg. von G. Goos, J. Hartmanis, J. van Leeuwen, D. A. Zighed, J. Komorowski und J. Żytkow. Bd. 1910. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000, S. 34–43.
- [31] P. Gangsar und R. Tiwari. „Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 144.4 (2020), S. 106908.
- [32] Z. Gao, C. Cecati und S. Ding. „A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques Part II: Fault Diagnosis with Knowledge-Based and Hybrid/Active Approaches“. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 2 (2015), S. 1.
- [33] Z. Gao, C. Cecati und S. X. Ding. „A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches“. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 62.6 (2015), S. 3757–3767.

- [34] V. Garcia, M. Cabassud, M. V. Le Lann, L. Pibouleau und G. Casamat-ta. „Constrained optimization for fine chemical productions in batch reactors“. In: *The Chemical Engineering Journal and the Biochemical Engineering Journal* 59.3 (1995), S. 229–241.
- [35] W. Geiger und W. Kotte. *Handbuch Qualität: Grundlagen und Elemente des Qualitätsmanagements: Systeme - Perspektiven*. 5., vollst. überarb. und erw. Aufl. Praxis und Studium. Wiesbaden: Vieweg, 2008.
- [36] J. Gertler. „Analytical Redundancy Methods in Fault Detection and Isolation - Survey and Synthesis“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 24.6 (1991), S. 9–21.
- [37] J. Gertler und T. J. McAvoy. „Principal Component Analysis and Parity Relations - A Strong Duality“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 30.18 (1997), S. 833–838.
- [38] J. W. von Goethe. *Wilhelm Meisters Lehr- und Wanderjahre*. Weltliteratur - Dünndruckausgabe. München: Anaconda, 2023.
- [39] G. Goos, J. Hartmanis, J. van Leeuwen, P. J. Braspenning, F. Thuijsman und A. J. M. M. Weijters. *Artificial Neural Networks*. Bd. 931. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1995.
- [40] R. Govender, S. Abrahamsén-Alami, A. Larsson und S. Folestad. „Therapy for the individual: Towards patient integration into the manufacturing and provision of pharmaceuticals“. In: *European journal of pharmaceutics and biopharmaceutics : official journal of Arbeitsgemeinschaft für Pharmazeutische Verfahrenstechnik e.V* 149 (2020), S. 58–76.
- [41] C. Grosan und A. Abraham. „Rule-Based Expert Systems“. In: *Intelligent Systems*. Hrsg. von J. Kacprzyk, L. C. Jain, C. Grosan und A. Abraham. Bd. 17. Intelligent Systems Reference Library. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, S. 149–185.
- [42] W. Grote und C. Vothknecht. *Diagnose für modulare Prozesse*. 2022.
- [43] M. Helmold. *Strategic Performance Management*. Cham: Springer International Publishing, 2022.
- [44] S. Heo und J. H. Lee. „Fault detection and classification using artificial neural networks“. In: *IFAC-PapersOnLine* 51.18 (2018), S. 470–475.
- [45] M. Hock und J. Lemmer. *plotID\_matlab*. Darmstadt, 2021.
- [46] M. Hock und H. Mayr. *plotID\_python*. Darmstadt, 2021.

- [47] M. Hock, H. Mayr, M. Richter, J. Lemmer und P. Pelz. „plotID - a toolkit for connecting research data and visualization: Ing.grid, 1(1)“. In: *ing.grid* 1 (2023).
- [48] J. C. Hoskins und D. M. Himmelblau. „Artificial neural network models of knowledge representation in chemical engineering“. In: *Computers & Chemical Engineering* 12.9-10 (1988), S. 881–890.
- [49] IEC. *International Electrotechnical Vocabulary (IEV) - Part 192: Dependability*. 2015.
- [50] R. Isermann. *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.
- [51] R. Isermann. „Process fault detection based on modeling and estimation methods—A survey“. In: *Automatica* 20.4 (1984), S. 387–404.
- [52] Joint Committee for Guides in Metrology. *Evaluation of Measurement Data—Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement*. Hrsg. von Bureau International des Poids et Mesures. 2008.
- [53] R. E. Kalman. „A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems“. In: *Journal of Basic Engineering* 82.1 (1960), S. 35–45.
- [54] W. Kamke. *Der Umgang mit experimentellen Daten, insbesondere Fehleranalyse, im Physikalischen Anfänger-Praktikum: Eine elementare Einführung*. 10., erw. Aufl. Aachen: Shaker, 2014.
- [55] A. Klose. *Modulare HAZOP für flexible Anlagen der Prozessindustrie*. VDI Verlag, 2023.
- [56] A. Koch, J. Mädler, A. Bamberg und L. Urbas. „Digital Twins for Scale-Up in Modular Plants: Requirements, Concept, and Roadmap“. In: *33rd European Symposium on Computer Aided Process Engineering*. Bd. 52. Computer Aided Chemical Engineering. Elsevier, 2023, S. 2063–2068.
- [57] M. M. G. Kuhr. *Dynamische Eigenschaften axial durchströmter Ringspalte*. Shaker Verlag, 2022.
- [58] M. Kulkarni, S. C. Abou und Stachowicz Marian. „Fault Detection in Hydraulic System Using Fuzzy Logic“. In: *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2* (2009).
- [59] H. Kumamoto, K. Ikenchi, K. Inoue und E. J. Henley. „Application of expert system techniques to fault diagnosis“. In: *The Chemical Engineering Journal* 29.1 (1984), S. 1–9.

- [60] K.-H. Lachmann. *Parameteradaptive Regelalgorithmen für bestimmte Klassen nichtlinearer Prozesse mit eindeutigen Nichtlinearitäten: Dissertation*. Hrsg. von VDI-Verlag. 1983.
- [61] A. Lachner. *Wer weit denkt, kommt weit: vom modularen Anlagenbau zur Shared Economy*. Hrsg. von ACHEMA Magazin. 2024.
- [62] S. P. Lamm, P. Wetterich, Ingo Dietrich, S. Sommer und P. F. Pelz. *Semantic PEA Data sheet (SPEAD)*. 2025.
- [63] J. Lemmer, M. Hock, M. Richter und P. F. Pelz. *PlotID – Ein Framework zur Nachverfolgung von Abbildungen*. 2021.
- [64] R. Li und J. H. Olson. „Fault detection and diagnosis in a closed-loop nonlinear distillation process: application of extended Kalman filters“. In: *Industrial & Engineering Chemistry Research* 30.5 (1991), S. 898–908.
- [65] H. Liu, D. Liu, C. Lu und X. Wang. „Fault Diagnosis of hydraulic Servo System using the unscented Kalman Filter“. In: *Asian Journal of Control* 16.6 (2014), S. 1713–1725.
- [66] J. Mädler, I. Viedt, J. Lorenz und L. Urbas. „Requirements to a digital twin-centered concept for smart manufacturing in modular plants considering distributed knowledge“. In: *14th International Symposium on Process Systems Engineering*. Bd. 49. Computer Aided Chemical Engineering. Elsevier, 2022, S. 1507–1512.
- [67] Y. Maki und K. A. Loparo. „A neural-network approach to fault detection and diagnosis in industrial processes“. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 5.6 (1997), S. 529–541.
- [68] A. Markaj, L.-T. Reiche, L. Neuendorf, J. Oeing und A. Klose. „Modularisierung in der Prozessindustrie – Bericht von der ACHEMA 2022“. In: *Chemie Ingenieur Technik* 95.6 (2023), S. 833–841.
- [69] B. Martin, H. Lehmann, H. Yang, L. Chen, X. Tian, J. Polenk und B. Schenkel. „Continuous manufacturing as an enabling tool with green credentials in early-phase pharmaceutical chemistry“. In: *Current Opinion in Green and Sustainable Chemistry* 11 (2018), S. 27–33.
- [70] M. Mazzoleni, K. Sarda, A. Acernese, L. Russo, L. Manfredi, L. Glielmo und C. Del Vecchio. „A fuzzy logic-based approach for fault diagnosis and condition monitoring of industry 4.0 manufacturing processes“. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 115 (2022), S. 105317.
- [71] J. M. Mendel und R. John. „Type-2 fuzzy sets made simple“. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 10.2 (2002), S. 117–127.

- [72] NAMUR. *Diagnose und Instandhaltungsfunktionen für modulare Prozesseinheiten*. 2023.
- [73] S. Nandi, H. A. Toliyat und X. Li. „Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors—A Review“. In: *IEEE Transactions on Energy Conversion* 20.4 (2005), S. 719–729.
- [74] J. Nasi, A. Sorsa und K. Leiviska. „Sensor Validation And Outlier Detection Using Fuzzy Limits“. In: *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*. IEEE, 12-15 Dec. 2005, S. 7828–7833.
- [75] M. Neupert. „Modulare Anlagen zulassen: Überlegungen zur immissionschutzrechtlichen Genehmigung“. In: *CITplus* 23.12 (2020), S. 43–47.
- [76] M. Nithya, S. Nagarajan und P. Navaseelan. „Fault detection of wind turbine system using neural networks“. In: *2017 IEEE Technological Innovations in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR)*. IEEE, 7.04.2017 - 08.04.2017, S. 103–108.
- [77] V. N. Ogar, S. Hussain und K. A. A. Gamage. „The use of artificial neural network for low latency of fault detection and localisation in transmission line“. In: *Heliyon* 9.2 (2023), e13376.
- [78] M. Omana und J. H. Taylor. „Robust Fault Detection and Isolation Using a Parity Equation Implementation of Directional Residuals“. In: *Proc. IEEE Advanced Process Control Applications for Industry Workshop (APC2005)* (2005).
- [79] Open Researcher and Contributor ID. *ORCID - Connecting research and researchers*. 2025.
- [80] N. Pan, X. Wu, Y. Chi, X. Liu und C. Liu. „Combined failure acoustical diagnosis based on improved frequency domain blind deconvolution“. In: *Journal of Physics: Conference Series* 364 (2012), S. 012078.
- [81] R. J. Patton, J. Chen und S. B. Nielsen. „Model-based methods for fault diagnosis: some guide-lines“. In: *Transactions of the Institute of Measurement and Control* 17.2 (1995), S. 73–83.
- [82] J. K. Peckol. *Introduction to Fuzzy Logic*. Wiley, 2021.
- [83] P. F. Pelz, P. Groche, M. E. Pfetsch und M. Schaeffner. *Mastering Uncertainty in Mechanical Engineering*. Cham: Springer International Publishing, 2021.
- [84] P. F. Pelz, C. Schänzle und T. Corneli. „Ähnlichkeitsbeziehungen bei Verdrängermaschinen - eine einheitliche Wirkungsgradmodellierung“. In: (2022).

- [85] F. Pelzer. „Functional Safety Orchestration: Flexible Re-Konfiguration von Safety Instrumented Systems in modularen Prozessanlagen“. Dissertation. VDI-Verlag, 2023.
- [86] A. Pfeffer. „Sicherheit modularer Prozessanlagen“. Dissertation. 2022.
- [87] N. Pokharel, A. Ghimire, B. Thapa und B. S. Thapa. „Wear in centrifugal pumps with causes, effects and remedies: A Review“. In: *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 1037.1 (2022), S. 012042.
- [88] H. Radatz, M. Schröder, C. Becker, C. Bramsiepe und G. Schembecker. „Selection of equipment modules for a flexible modular production plant by a multi-objective evolutionary algorithm“. In: *Computers & Chemical Engineering* 123.14 (2019), S. 196–221.
- [89] M. Rapp, J. Fürnkranz und E. Hüllermeier. „On the efficient implementation of classification rule learning“. In: *Advances in Data Analysis and Classification* 18.4 (2024), S. 851–892.
- [90] M. Rexer. „Transienter Wärmeübergang in zyklisch belasteten Gasspeichern“. Dissertation. Darmstadt: TU Darmstadt, 2025.
- [91] Sauter, Mary, Sirou und Thieltgen. „Fault diagnosis in systems using fuzzy logic“. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Control and Applications CCA-94*. IEEE, 13.09.1993 - 16.09.1993, 883–888 vol.2.
- [92] W. T. Scherer und C. C. White. „A Survey of Expert Systems for Equipment Maintenance and Diagnostics“. In: *Knowledge-Based System Diagnosis, Supervision, and Control*. Hrsg. von S. G. Tzafestas. Bd. 16. Boston, MA: Springer US, 1989, S. 285–300.
- [93] D. E. Seborg. „A perspective on advanced strategies for process control“. In: *Modeling, Identification and Control: A Norwegian Research Bulletin* 15.3 (1994), S. 179–189.
- [94] M. Shahbazi, E. Jamshidpour, P. Poure, S. Saadate und M. R. Zolghadri. „Open- and Short-Circuit Switch Fault Diagnosis for Nonisolated DC–DC Converters Using Field Programmable Gate Array“. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 60.9 (2013), S. 4136–4146.
- [95] K. V. Shihabudheen und G. N. Pillai. „Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey“. In: *Knowledge-Based Systems* 152 (2018), S. 136–162.
- [96] W. Siler. *Fuzzy expert systems and fuzzy reasoning*. Hoboken, N.J: Wiley-Interscience, 2005.

- [97] G. Song, Y. He, F. Chu und Y. Gu. „HYDES: A Web-based hydro turbine fault diagnosis system“. In: *Expert Systems with Applications* 34.1 (2008), S. 764–772.
- [98] D. Sonnet. *Neuronale Netze kompakt*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022.
- [99] A. Stutz, H. Steltner, K. Büttner, C. Brehm, B. Gut, F. Fengler, M. Birkenkamp, F. Spaethe, T. Kohlenberg, M. Maurmaier, A. Pomraenke, G. König, S. Erben, V. Buleac, T. Scherwietes, H. Bloch, S. Hensel und W. Grote. „Diagnose in der Modularen Produktion“. In: *atp magazin* 63.1-2 (2021), S. 86–93.
- [100] D. van Tuan, S.-J. Cho und U.-P. Chong. „Fault Detection and Diagnosis for Induction Motors Using Variance, Cross-correlation and Wavelets“. In: *Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering* 19.7 (2009), S. 726–735.
- [101] VDI, Hrsg. *Modulare Anlagen: Paradigmenwechsel im Anlagenbau: Zusammenspiel von Prozesstechnik und Automatisierungstechnik. VDI-Handlungsempfehlung Januar 2022*. Düsseldorf, 2022.
- [102] VDI/VDE. *Prozessführung mit Bildschirmen: Alarime/Meldungen*. Berlin, 2014.
- [103] VDI/VDE/NAMUR. *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Allgemeines Konzept und Schnittstellen*. Berlin, 2019.
- [104] VDI/VDE/NAMUR. *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Bibliothek für Datenobjekte*. Berlin, 2020.
- [105] VDI/VDE/NAMUR. *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Konzept modulares Alarmmanagement*. Berlin, 2021.
- [106] VDI/VDE/NAMUR. *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Modellierung von Alarmen und Ereignissen*. Berlin, 2021.
- [107] VDI/VDE/NAMUR. *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Modellierung von Bedienbildern*. Berlin, 2019.
- [108] VDI/VDE/NAMUR. *Automatisierungstechnisches Engineering modularer Anlagen in der Prozessindustrie: Modellierung von Moduldiensten*. Berlin, 2022.

- [109] V. Venkatasubramanian, R. Vaidyanathan und Y. Yamamoto. „Process fault detection and diagnosis using neural networks—I. steady-state processes“. In: *Computers & Chemical Engineering* 14.7 (1990), S. 699–712.
- [110] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, K. Yin und S. N. Kavuri. „A review of process fault detection and diagnosis“. In: *Computers & Chemical Engineering* 27.3 (2003), S. 293–311.
- [111] Verein Deutscher Ingenieure. *Betrieb verfahrenstechnischer Anlagen - Mindestanforderungen an digitale Herstellerinformationen für die Prozessindustrie: Grundlagen*. Berlin, 2020.
- [112] Verein Deutscher Ingenieure. *Verfahrenstechnische Anlagen - Modulare Anlagen: Design modularer Anlagen*. Berlin, 2024.
- [113] Verein Deutscher Ingenieure. *Verfahrenstechnische Anlagen - Modulare Anlagen: Grundlagen und Planung modularer Anlagen*. Berlin, 2020.
- [114] Verein Deutscher Ingenieure e.V. *Einführung in die Funktionale Sicherheit nach IEC 61508*. Berlin, 2024.
- [115] Verein Deutscher Ingenieure e.V. *Modulare Anlagen: Sicherheit modularer Anlagen*. 2024.
- [116] T. Villegas, M. J. Fuente und M. Rodriguez. „Principal component analysis for fault detection and diagnosis: Experience with a pilot plant“. In: *Advances in Computational Intelligence* (2010).
- [117] J. Wendel. *Integrierte Navigationssysteme*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2007.
- [118] West Bengal Chemical Industries Ltd. *Die Kraft der Feinchemie - Motor der Innovation bei WBCI: Der vollständige Leitfaden für Feinchemikalien: Qualität, Anwendungen und Branchen*. 2024.
- [119] M. D. Wilkinson, M. Dumontier, I. J. J. Aalbersberg, G. Appleton, M. Axton, A. Baak, N. Blomberg, J.-W. Boiten, L. B. Da Silva Santos, P. E. Bourne, J. Bouwman, A. J. Brookes, T. Clark, M. Crosas, I. Dillo, O. Dumon, S. Edmunds, C. T. Evelo, R. Finkers, A. Gonzalez-Beltran, A. J. G. Gray, P. Groth, C. Goble, J. S. Grethe, J. Heringa, P. A. C. 't Hoen, R. Hooft, T. Kuhn, R. Kok, J. Kok, S. J. Lusher, M. E. Martone, A. Mons, A. L. Packer, B. Persson, P. Rocca-Serra, M. Roos, R. van Schaik, S.-A. Sansone, E. Schultes, T. Sengstag, T. Slater, G. Strawn, M. A. Swertz, M. Thompson, J. van der Lei, E. van Mulligen, J. Velterop, A. Waagmeester, P. Wittenburg, K. Wolstencroft, J. Zhao und B. Mons. „The FAIR Guiding Principles

- for scientific data management and stewardship“. In: *Scientific data* 3 (2016), S. 160018.
- [120] A. S. Willsky. „A survey of design methods for failure detection in dynamic systems“. In: *Automatica* 12.6 (1976), S. 601–611.
- [121] B. M. Wise und N. B. Gallagher. „The Process Chemometrics Approach to Process Monitoring and Fault Detection“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 28.12 (1995), S. 1–21.
- [122] W. H. Woodall und D. C. Montgomery. „Research Issues and Ideas in Statistical Process Control“. In: *Journal of Quality Technology* 31.4 (1999), S. 376–386.
- [123] S. Yoon und J. F. MacGregor. „Principal–component analysis of multiscale data for process monitoring and fault diagnosis“. In: *AIChE Journal* 50.11 (2004), S. 2891–2903.
- [124] P. Young. „Parameter estimation for continuous-time models—A survey“. In: *Automatica* 17.1 (1981), S. 23–39.
- [125] L. A. Zadeh. „Fuzzy sets“. In: *Information and Control* 8.3 (1965), S. 338–353.
- [126] L. A. Zadeh. „Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes“. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* SMC-3.1 (1973), S. 28–44.
- [127] J. Zhang und P. D. Roberts. „Process fault diagnosis with diagnostic rules based on structural decomposition“. In: *Journal of Process Control* 1.5 (1991), S. 259–269.

# Anhang A

## Mathematische Herleitungen

### A.1 Verhalten der Residuen für die verschiedenen Fehlerfälle

In Kapitel 4.5 wurde die Modulinteraktion der vereinfachten Anlage aus Abbildung 4.5 für die Fehlerfälle „innere Leckage“ und „Modulzusetzen“ bereits aufgezeigt. Für die anderen Fälle, deren Ergebnisse in der Fehler-Symptom-Matrix in Abbildung 4.6 zusammengefasst sind, können die Herleitungen im Folgenden nachvollzogen werden.

#### Modulaufweiten

Die Auswirkungen des Aufweitens des Moduls A, also einer Verschiebung der Anlagenkennlinie nach unten, sind in Abbildung A.1 zu sehen. Der geringere Gegendruck  $\Delta p_{\text{worn}}$  sorgt für eine Verschiebung des Betriebspunkts hin zum höheren Volumenstrom  $Q_{\text{worn}} > Q_{\text{new}}$ .

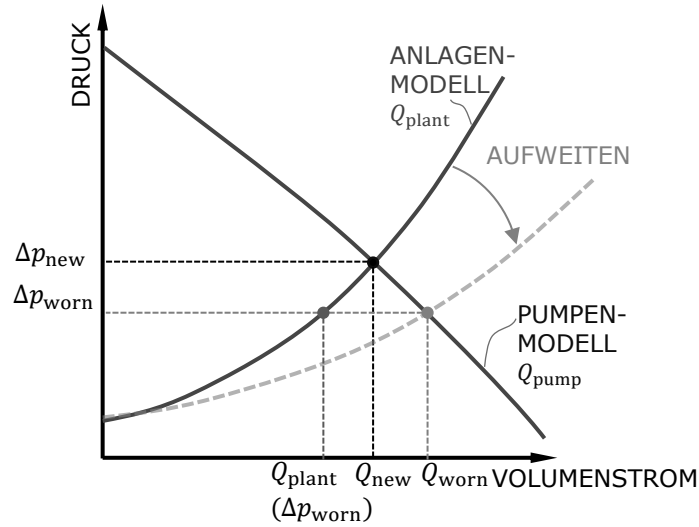
Die Pumpen- und Leistungsbeobachter erkennen die Veränderung korrekt, da sich am Verhalten der Pumpe nichts verändert. Damit ergibt sich  $Q_{\text{pump}} = Q_{\text{power}} = Q_{\text{worn}} > Q_{\text{new}}$ . Der Anlagenbeobachter hingegen geht weiterhin vom fehlerfreien Anlagenverhalten aus und unterschätzt daher den Volumenstrom aufgrund des geringeren Druckverlusts  $\Delta p_{\text{worn}} < \Delta p_{\text{new}}$  entsprechend  $Q_{\text{plant}}(\Delta p_{\text{worn}}) < Q_{\text{new}}$ . Damit ergibt sich für die Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^A = Q_{\text{pump}}^A - Q_{\text{plant}}^A > 0 \quad (\text{A.1})$$

$$R_{\text{popl}}^A = Q_{\text{power}}^A - Q_{\text{plant}}^A > 0 \quad (\text{A.2})$$

$$R_{\text{popu}}^A = Q_{\text{power}}^A - Q_{\text{pump}}^A = 0 \quad (\text{A.3})$$

Das parallele Modul B ist von diesem Fehler unbeeinflusst. Damit schätzen



**Abbildung A.1** – Modulaufweiten sorgt für eine Absenkung der Anlagenkennlinie und damit eine Verschiebung des Betriebspunkts hin zu höheren Volumenstrom.

alle Beobachter von Modul B dieselben, korrekten Werte  $Q_{\text{pump}}^B = Q_{\text{power}}^B = Q_{\text{plant}}^B = Q^B$ . Somit sind auch alle Residuen des Moduls B:

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0. \quad (\text{A.4})$$

Das stromabwärts gelegene Modul C errechnet seine Stromab-Beobachter aus den Werten der Beobachter von Modul A und B. Damit pflanzen sich auch die Veränderungen der Beobachterwerte durch den Fehler in Modul A in diese Beobachter fort. Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  stützt sich dagegen nur auf die Messung des Mischerdruckverlusts und misst daher den korrekten Wert. Damit ergeben sich für die Residuen des Modul C:

$$R_{\text{pure}}^C = 0 \quad (\text{A.5})$$

$$R_{\text{pore}}^C = 0 \quad (\text{A.6})$$

$$R_{\text{plre}}^C = Q_{\text{plant}}^A - Q_{\text{pump}}^A = -R_{\text{pupl}}^A < 0 \quad (\text{A.7})$$

## Mischerzusetzen

Beim Zusetzen des Mixers C ergeben sich die Verschiebungen des Betriebspunkts im Modul C ähnlich zu Abbildung 4.4. Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  nimmt den veränderten Druckverlust  $\Delta p_{\text{mix,worn}} > \Delta p_{\text{mix,worn}}$  wahr und schätzt auf dieser Grundlage einen höheren Volumenstrom  $Q_{\text{resis}}^C(\Delta p_{\text{mix,worn}}) > Q^C$ .

Die stromaufwärts liegenden Module A und B nehmen den veränderten Gegendruck im Mischer ebenfalls wahr, wodurch sich die Betriebspunkte der Pumpen hin zu höheren Gegendrücken und geringeren Volumenströmen verschieben. Die Beobachter von A und B sind jedoch nicht beeinflusst und bestimmen den korrekten Volumenstrom. Damit sind die Stromab-Beobachter von Modul C  $Q_{\text{pump}}^C = Q_{\text{power}}^C = Q_{\text{plant}}^C = Q^C$ . Somit ergibt sich für die Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^A = R_{\text{popl}}^A = R_{\text{popu}}^A = 0 \quad (\text{A.8})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.9})$$

$$R_{\text{pure}}^C < 0 \quad (\text{A.10})$$

$$R_{\text{pore}}^C < 0 \quad (\text{A.11})$$

$$R_{\text{plre}}^C < 0 \quad (\text{A.12})$$

## Mischeraufweiten

Der Fall des Mischeraufweitens ist analog zum Mischerezusetzen zu sehen. Allerdings nimmt der Druckverlust über den Mischer nun ab und der Anlagenbeobachter unterschätzt entsprechend den Volumenstrom  $Q_{\text{resis}}^C < Q^C$ . Damit drehen sich alle Vorzeichen der Residuen um:

$$R_{\text{pupl}}^A = R_{\text{popl}}^A = R_{\text{popu}}^A = 0 \quad (\text{A.13})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.14})$$

$$R_{\text{pure}}^C > 0 \quad (\text{A.15})$$

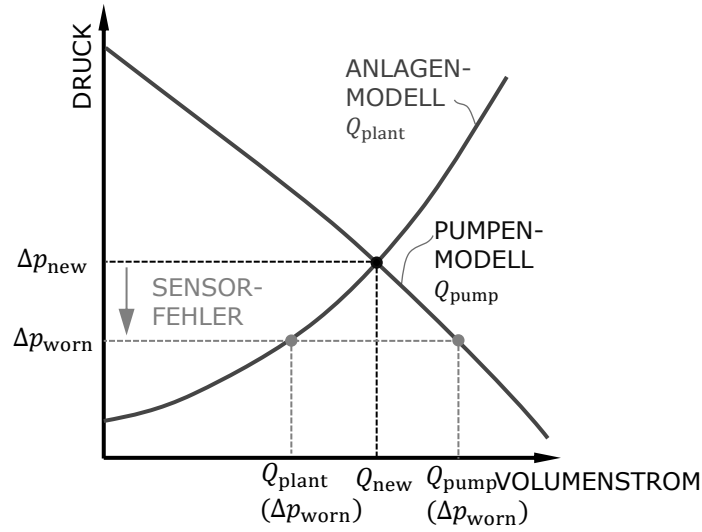
$$R_{\text{pore}}^C > 0 \quad (\text{A.16})$$

$$R_{\text{plre}}^C > 0 \quad (\text{A.17})$$

## Sensorfehler: Pumpendruckdifferenz zu niedrig

Liegt ein Steigungsfehler am Sensor für den Differenzdruck der Pumpen  $\Delta p_{\text{pump}}$  vor, sorgt dies für zu hohe oder zu niedrige Werte. Zunächst soll der Fall betrachtet werden, dass der Pumpendruck als zu niedrig ausgegeben wird. Dies hat zur Folge, dass die Beobachter den fehlerhaften Wert verarbeiten, obwohl das Systemverhalten selbst unverändert ist. Der Druckverlust des Moduls, welcher vom Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}$  verarbeitet wird, berechnet sich nach Gleichung 4.33. Hier geht auch die Druckdifferenz an der Pumpe  $\Delta p_{\text{pump}}$  ein. Mit sinkenden Werten der Druckdifferenz an der Pumpe nimmt auch der berechnete Wert für den Druckverlust im Modul  $\Delta p_{\text{mod}}$  ab. In Abbildung A.2 ist das Verhalten zu erkennen.

Die einzelnen Beobachter des betroffenen Moduls weisen unterschiedliche Beziehungen zur Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{pump}}$  auf. Es gilt:



**Abbildung A.2** – Ein Sensorfehler des Pumpendruckensors sorgt für einen zu niedrigen Ausgabewert. Damit verschiebt sich der Betriebspunkt aus der Sicht der Beobachter, obwohl das tatsächliche Anlagenverhalten nicht beeinflusst wird.

$$Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}) > Q_{\text{new}}^A \quad (\text{A.18})$$

$$Q_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}) > Q_{\text{new}}^A \quad (\text{A.19})$$

$$Q_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{worn}}) < Q_{\text{new}}^A \quad (\text{A.20})$$

Die Beobachter des parallelen Moduls B sind vom Sensorfehler in Modul A unbeeinflusst und schätzen den korrekten Volumenstrom in Modul B. Das nachgelagerte Modul C nimmt die fehlerhaften Werte in den Stromab-Beobachtern auf. Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  ist unbeeinflusst und gibt den korrekten Wert aus. Damit ergibt sich für die Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^A > 0 \quad (\text{A.21})$$

$$R_{\text{popl}}^A > 0 \quad (\text{A.22})$$

$$R_{\text{popu}}^A \approx 0 \quad (\text{A.23})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.24})$$

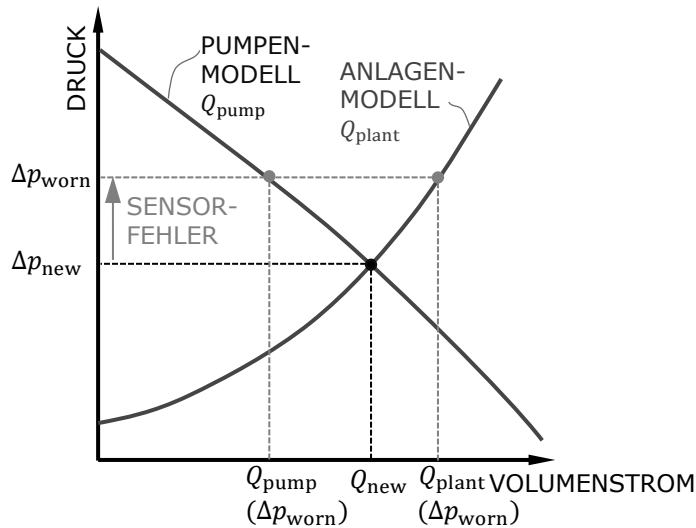
$$R_{\text{pure}}^C > 0 \quad (\text{A.25})$$

$$R_{\text{pore}}^C > 0 \quad (\text{A.26})$$

$$R_{\text{plre}}^C < 0 \quad (\text{A.27})$$

### Sensorfehler: Pumpendruckdifferenz zu hoch

Gibt der Sensor der Pumpendruckdifferenz einen zu hohen Wert aus, ergibt sich das umgekehrte Verhalten zu dem zuvor beschriebenen Fall. Die schematische Darstellung ist in Abbildung A.3 zu sehen.



**Abbildung A.3** – Ein Sensorfehler des Pumpendrucksensors sorgt für einen zu hohen Ausgabewert. Damit verschiebt sich der Betriebspunkt aus der Sicht der Beobachter, obwohl das tatsächliche Anlagenverhalten nicht beeinflusst wird.

Alle Vorzeichen der Residuen werden entsprechend vertauscht, sodass sich Folgendes ergibt:

$$R_{\text{pupl}}^A < 0 \quad (\text{A.28})$$

$$R_{\text{popl}}^A < 0 \quad (\text{A.29})$$

$$R_{\text{popu}}^A \approx 0 \quad (\text{A.30})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.31})$$

$$R_{\text{pure}}^C < 0 \quad (\text{A.32})$$

$$R_{\text{pore}}^C < 0 \quad (\text{A.33})$$

$$R_{\text{plre}}^C > 0 \quad (\text{A.34})$$

### Sensorfehler: Elektrische Leistung zu niedrig

Der Sensor für die elektrische Leistung kann ebenfalls fehlerhaft sein und einen proportional zu niedrigen Wert  $P_{\text{el}}$  ausgeben. Hiervon ist nur der Leistungs-

beobachter betroffen, da dieser als einziger den Wert des Leistungssensors verarbeitet. Das tatsächliche Verhalten der Anlage ist von dem Sensorfehler nicht betroffen, wenn dieser nur zur Beobachtung und nicht für die Prozessregelung eingesetzt wird.

Der Leistungsbeobachter des Moduls A verarbeitet den Wert des Leistungssensors im Zusammenhang:

$$Q_{\text{power}}^A = \frac{\eta^A P_{\text{el}}^A}{\Delta p_{\text{pump}}^A}. \quad (\text{A.35})$$

Damit besteht ein direkt proportionaler Zusammenhang zwischen den Werten des Leistungsbeobachters und des Leistungssensors. Beim vorliegenden Sensorfehler mit zu niedrigen Werten werden folglich auch der Leistungsbeobachter und die entsprechenden Stromab-Beobachter zu niedrige Werte ausgeben:

$$Q_{\text{power}}^A < Q^A \quad (\text{A.36})$$

$$Q_{\text{power}}^C < Q^C \quad (\text{A.37})$$

Damit ergibt sich für alle Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^A = 0 \quad (\text{A.38})$$

$$R_{\text{popl}}^A = R_{\text{popu}}^A < 0 \quad (\text{A.39})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.40})$$

$$R_{\text{pure}}^C = R_{\text{plre}}^C = 0 \quad (\text{A.41})$$

$$R_{\text{pore}}^C < 0 \quad (\text{A.42})$$

### Sensorfehler: Elektrische Leistung zu hoch

Für den umgekehrten Fall zum zuvor beschriebenen Fehler, wenn also eine zu hohe elektrische Leistung ausgegeben wird, kehren sich die Werte der Residuen entsprechend um:

$$R_{\text{pupl}}^A = 0 \quad (\text{A.43})$$

$$R_{\text{popl}}^A = R_{\text{popu}}^A > 0 \quad (\text{A.44})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B = R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.45})$$

$$R_{\text{pure}}^C = R_{\text{plre}}^C = 0 \quad (\text{A.46})$$

$$R_{\text{pore}}^C > 0 \quad (\text{A.47})$$

### Sensorfehler: Mischerdruckdifferenz zu niedrig

Die Druckdifferenz des Mischers C wird für verschiedene Beobachter verwendet. Der offensichtliche Anwendungsfall liegt beim Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$ , welcher den Druckwert direkt verarbeitet, wobei eine positive Korrelation vorliegt. Die Berechnung des Druckabfalls über die einzelnen Module ist jedoch auch abhängig vom Druckverlust am Mischer, da dieser negativ in die Bilanz eingeht. Somit wird für zu niedrige Ausgabewerte der Mischerdruckdifferenz  $\Delta p_{\text{mix}}^C$  ein zu hoher Druckabfall  $\Delta p_{\text{mod}}^{A,B}$  in den vorgelagerten Modulen berechnet, was sich in zu hohen Werten der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}^{A,B}$  niederschlägt:

$$Q_{\text{plant}}^A > Q^A \quad (\text{A.48})$$

$$Q_{\text{plant}}^B > Q^B \quad (\text{A.49})$$

$$Q_{\text{resis}}^C < Q^C \quad (\text{A.50})$$

Damit ergibt sich für die Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^A = R_{\text{popl}}^A < 0 \quad (\text{A.51})$$

$$R_{\text{popu}}^A > 0 \quad (\text{A.52})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B < 0 \quad (\text{A.53})$$

$$R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.54})$$

$$R_{\text{pure}}^C = R_{\text{pore}}^C > 0 \quad (\text{A.55})$$

$$R_{\text{plre}}^C \gg 0 \quad (\text{A.56})$$

### Sensorfehler: Mischerdruckdifferenz zu hoch

Der umgekehrte Sensorfehler für die Druckdifferenz am Mischer, also zu hohe Werte, sorgt für das gegenteilige Verhalten der Beobachter und Residuen:

$$R_{\text{pupl}}^A = R_{\text{popl}}^A > 0 \quad (\text{A.57})$$

$$R_{\text{popu}}^A > 0 \quad (\text{A.58})$$

$$R_{\text{pupl}}^B = R_{\text{popl}}^B > 0 \quad (\text{A.59})$$

$$R_{\text{popu}}^B = 0 \quad (\text{A.60})$$

$$R_{\text{pure}}^C = R_{\text{pore}}^C < 0 \quad (\text{A.61})$$

$$R_{\text{plre}}^C \ll 0 \quad (\text{A.62})$$

## A.2 Linearisierung der Beobachter

Für alle Linearisierungen wird der Ansatz verfolgt, den Volumenstrom in Abhängigkeit der Druckdifferenz mit einem linearen Zusammenhang zu berechnen, der sich auf die genauen Beobachtermodelle am aktuellen Betriebspunkt stützt. Somit sind für alle Beobachter die Steigung  $m_{\text{obs}}$  und der Offset  $c_{\text{obs}}$  zu bestimmen.

### Linearisiertes Modell des Pumpenbeobachters

Für den Pumpenbeobachter werden verschiedene Modellgleichungen, je nach Pumpentyp, verwendet. Das Vorgehen für Exzentrerschneckenpumpen ist bereits in Kapitel 4.7 dargelegt. Der Förderstrom  $Q$  der **Kolbenmembranpumpe** lässt sich über folgende Gleichung mit der Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{pump}}$  und der Drehzahl  $n$  gut abbilden:

$$Q_{\text{pump}} = C_1 n - (C_2 \Delta p_{\text{pump}} + C_3 n \Delta p_{\text{pump}}) \quad (\text{A.63})$$

Am Betriebspunkt  $x_0$  liegt der Differenzdruck  $\Delta p_{\text{pump,op}}$  und die Drehzahl  $n_{\text{op}}$  an. Damit ergibt sich für die Steigung des linearisierten Beobachters:

$$m_{\text{pump}} = \left. \frac{\partial Q_{\text{pump}}}{\partial \Delta p_{\text{pump}}} \right|_{x_0} = -(C_2 + C_3 n_{\text{op}}) \quad (\text{A.64})$$

und für den Offset:

$$c_{\text{pump}} = Q_{\text{pump}}(x_0) - m_{\text{pump}} x_0 = C_1 n_{\text{op}}. \quad (\text{A.65})$$

Der Förderstrom der **Kreiselpumpe** wird über das datengetriebene Modell

$$Q_{\text{pump}} = C_{00} + C_{10} n + C_{01} \Delta p_{\text{pump}} + C_{20} n^2 + C_{11} n \Delta p_{\text{pump}} + C_{02} \Delta p_{\text{pump}}^2 \quad (\text{A.66})$$

ausreichend gut beschrieben. Mit dem Betriebspunkt  $x_0$  an dem die Druckdifferenz  $\Delta p_{\text{pump,op}}$  und die Drehzahl  $n_{\text{op}}$  vorliegt, ergibt sich für die Linearisierung:

$$m_{\text{pump}} = \left. \frac{\partial Q_{\text{pump}}}{\partial \Delta p_{\text{pump}}} \right|_{x_0} = C_{01} + C_{11} n_{\text{op}} + 2C_{02} \Delta p_{\text{pump,op}} \quad (\text{A.67})$$

$$c_{\text{pump}} = Q_{\text{pump}}(x_0) - m_{\text{pump}} x_0 = Q_{\text{op}} - (C_{01} + C_{11} n_{\text{op}} + 2C_{02} \Delta p_{\text{pump,op}}) \Delta p_{\text{pump,op}} \quad (\text{A.68})$$

## Linearisiertes Modell des Leistungsbeobachters

Die Leistungsbeobachter sind für alle Dosiermodule gleich. Sie basieren auf der Beziehung zwischen der elektrischen Eingangsleistung  $P_{el}$ , der Druckdifferenz an der Pumpe  $\Delta p_{pump}$  und dem Wirkungsgrad  $\eta$ , welcher wiederum abhängig von der Druckdifferenz und der Pumpendrehzahl  $n$  ist:

$$Q_{power} = \frac{\eta(n, \Delta p_{pump}) P_{el}}{\Delta p_{pump}} \quad (A.69)$$

Das Wirkungsgradkennfeld  $\eta(n, \Delta p_{pump})$  wird mit dem folgenden Polynom modelliert:

$$\eta = p_{00} + p_{10}n + p_{01}\Delta p_{pump} + p_{20}n^2 + p_{11}n\Delta p_{pump} + p_{02}\Delta p_{pump}^2. \quad (A.70)$$

Für die Steigung und den Offset der Linearisierung am Betriebspunkt  $P_{el,op}$ ,  $n_{op}$ ,  $\Delta p_{pump,op}$  und  $Q_{op}$  ergibt sich daher:

$$m_{power} = \frac{(p_{01} + p_{11}n_{op} + 2p_{02}\Delta p_{pump,op})P_{el,op}\Delta p_{pump,op} - \eta_{op}P_{el,op}}{\Delta p_{pump,op}^2} \quad (A.71)$$

$$c_{power} = Q_{op} - m_{power}\Delta p_{pump,op} \quad (A.72)$$

## Linearisiertes Modell des Anlagenbeobachters

Das Anlagenmodell für den Druckverlust  $\Delta p_{mod}$  innerhalb eines Moduls oder Mischers ist:

$$\Delta p_{mod} = k_0 + k_2 Q_{pump}^2. \quad (A.73)$$

Die Linearisierung  $\Delta \tilde{p}_{mod}$  am Betriebspunkt  $\Delta p_{mod,op}$  und  $Q_{pump,op}$  ergibt daher:

$$\Delta \tilde{p}_{mod} = m_{mod} Q_{pump} + c_{mod} \quad (A.74)$$

mit der Steigung:

$$m_{mod} = 2k_2 Q_{pump,op} \quad (A.75)$$

und dem Offset:

$$c_{mod} = k_0 - k_2 Q_{pump,op}^2. \quad (A.76)$$

Für die Verwendung im Anlagenbeobachter  $Q_{plant}$  wird 4.6 umgestellt:

$$\tilde{Q}_{plant} = m_{plant}\Delta p_{mod} + c_{plant} \quad (A.77)$$

mit:

$$m_{\text{plant}} = \frac{1}{m_{\text{mod}}} = \frac{1}{2k_2 Q_{\text{op}}} \tag{A.78}$$

und:

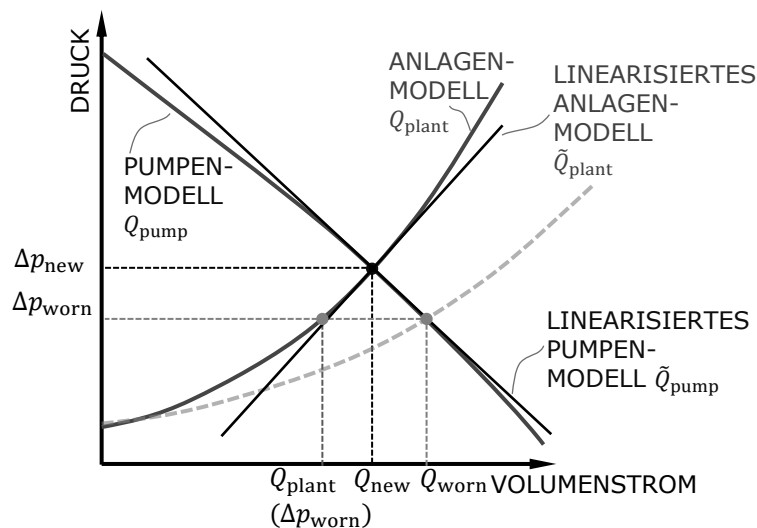
$$c_{\text{plant}} = -\frac{c_{\text{mod}}}{m_{\text{mod}}} = -\frac{k_0 - k_2 Q_{\text{op}}^2}{2k_2 Q_{\text{op}}} \tag{A.79}$$

### A.3 Herleitung der Diagnoseregeln

Die Herleitung der Diagnoseregeln basiert auf Systemverständnis, der Definition der Fehlergrade aus Kapitel 4.6 und den Linearisierungen der Beobachter. Damit lassen sich Regeln für die Bestimmung der Fehlergrade anhand von Beobachterwerten und Residuen aufstellen. Beispielhaft erfolgt dies in Kapitel 4.8. Die vollständige Herleitung für alle Fehlerfälle ist im Folgenden zu finden.

#### Diagnoseregeln für Modulaufweiten

Der Fehlerfall des Modulaufweitens ist in der Abbildung A.4 dargestellt. Der verringerte Druckabfall im Modul A bewirkt eine Verschiebung des Betriebspunkts hin zu einem höheren Volumenstrom  $Q_{\text{worn}}$ .



**Abbildung A.4** – Beim Aufweiten des Moduls verringert sich die Druckdifferenz. Die Beobachter können über die linearisierten Modelle gut vereinfacht werden.

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Für das betroffene Modul A gilt, dass der Druckabfall über das Modul im fehlerhaften Zustand dem gemessenen Druckabfall entspricht  $\Delta p_{\text{mod},i}^A = \Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A$ . Der Referenzwert für den Druckabfall ist entsprechend der Wert vor Eintreten des Fehlers  $\Delta p_{\text{mod},\text{ref}}^A = \Delta p_{\text{mod},\text{new}}^A$ . Die Werte für die Beobachter können aus den linearisierten Modellen und einem Linienzug über den ursprünglichen Betriebspunkt berechnet werden:

$$Q_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A) \quad (\text{A.80})$$

$$Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A) \quad (\text{A.81})$$

$$Q_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A). \quad (\text{A.82})$$

Für die Residuen  $R_{\text{pupl}}^A$  und  $R_{\text{popl}}^A$  gilt dementsprechend mit der Definition des Fehlergrads aus 4.51:

$$\begin{aligned} R_{\text{pupl}}^A &= Q_{\text{pump}}^A - Q_{\text{plant}}^A \\ &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A) \\ &= -(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{mod},\text{new}}^A x_{\text{modwide}}^A \end{aligned} \quad (\text{A.83})$$

Umstellen der Gleichung A.85, da nur  $\Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A$  gemessen bzw. berechnet wird und nicht der Referenzwert  $\Delta p_{\text{mod},\text{new}}^A$ :

$$\Delta p_{\text{mod},\text{new}}^A = \frac{\Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A}{1 + x_{\text{modwide}}} \quad (\text{A.84})$$

$$\begin{aligned} R_{\text{pupl}}^A &= -(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) \frac{x_{\text{modwide}}^A \Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A}{1 + x_{\text{modwide}}} \\ R_{\text{pupl}}^A x_{\text{modwide}}^A - R_{\text{pupl}}^A &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) x_{\text{modwide}}^A \Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A \\ -R_{\text{pupl}}^A &= x_{\text{modwide}}^A [(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) \Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A - R_{\text{pupl}}^A]. \end{aligned} \quad (\text{A.85})$$

Dies liefert für den Indikator:

$$i_{\text{modwide},A}^{\text{pupl},A} = \frac{-R_{\text{pupl}}^A}{(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A) \Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A - R_{\text{pupl}}^A}. \quad (\text{A.86})$$

Analog ergibt sich für den Indikator des Residuums  $R_{\text{popl}}^A$ :

$$i_{\text{modwide},A}^{\text{popl},A} = \frac{-R_{\text{popl}}^A}{(m_{\text{power}}^A - m_{\text{plant}}^A) \Delta p_{\text{mod},\text{worn}}^A - R_{\text{popl}}^A}. \quad (\text{A.87})$$

### Indikatoren für parallele Module

Die parallelen Module sind vom Modulaufweiten in Modul A nicht betroffen (siehe Nulleinträge in Abbildung 4.6). Damit sollten alle Residuen null sein.

### Indikatoren für Module stromabwärts

Die Werte des Anlagenbeobachters in Modul A pflanzen sich auch in die Stromab-Anlagenbeobachter fort. Für das nachgelagerte Modul C gilt daher  $Q_{\text{plant}}^C = Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B$ , wobei der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  den korrekten Volumenstrom schätzt, der sich auch über die Summe der korrekten Volumenströme in den vorgelagerten Modulen berechnen lässt  $Q_{\text{resis}}^C = Q^C = Q^A + Q^B$ . Hier ist zu beachten, dass der Pumpenbeobachter im betroffenen Modul ebenfalls den korrekten Volumenstrom schätzt:  $Q_{\text{pump}}^A = Q^A$ . Damit gilt für das Residuum  $R_{\text{plre}}^C$ :

$$\begin{aligned} R_{\text{plre}}^C &= Q_{\text{plant}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B - Q^A + Q^B \\ &= Q_{\text{plant}}^A - Q^A = -R_{\text{pupl}}^A \end{aligned} \quad (\text{A.88})$$

Somit lässt sich das Residuum  $R_{\text{plre}}^C$  auch in die Definition des Indikators  $i_{\text{modwide,A}}^{\text{pupl,A}}$  einsetzen und man erhält:

$$i_{\text{modwide,A}}^{\text{plre,C}} = \frac{R_{\text{plre}}^C}{(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{mod,worn}}^A + R_{\text{plre}}^C}. \quad (\text{A.89})$$

### Diagnoseregeln für Mischerzusetzen

Beim Fehlerfall des Mischerzusetzens verändert sich die Anlagenkennlinie im Modul C, wobei die Modelle der vorgelagerten Module unbeeinflusst sind. Der Betriebspunkt im Modul C verschiebt sich aufgrund des erhöhten Druckverlusts vom Ausgangszustand  $\Delta p_{\text{mix,new}}^C$  zu  $\Delta p_{\text{mix,worn}}^C > \Delta p_{\text{mix,new}}^C$ . Damit nimmt auch der Volumenstrom ab  $Q_{\text{worn}}^C < Q_{\text{new}}^C$ .

### Indikatoren für das betroffene Modul

Die Stromab-Beobachter des Moduls, also  $Q_{\text{pump}}^C$ ,  $Q_{\text{power}}^C$  und  $Q_{\text{plant}}^C$  nehmen die Veränderung korrekt wahr. Ihre Werte können über die linearisierten Modelle und einen Linienzug vom Ausgangszustand  $Q_{\text{new}}^C$  berechnet werden:

$$\begin{aligned} Q_{\text{pump}}^C &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A (\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) \\ &\quad + Q_{\text{new}}^B + m_{\text{pump}}^B (\Delta p_{\text{pump,worn}}^B - \Delta p_{\text{pump,new}}^B) \\ Q_{\text{power}}^C &= Q_{\text{plant}}^C = Q_{\text{pump}}^C \end{aligned} \quad (\text{A.90})$$

Die Druckdifferenzen  $\Delta p_{\text{pump}}$ ,  $\Delta p_{\text{mod}}$  und  $\Delta p_{\text{mix}}$  hängen folgendermaßen zusammen:

$$\begin{aligned}\Delta p_{\text{pump}}^A &= \Delta p_{\text{mod}}^A + \Delta p_{\text{mix}}^C \\ \Delta p_{\text{pump}}^B &= \Delta p_{\text{mod}}^B + \Delta p_{\text{mix}}^C.\end{aligned}\quad (\text{A.91})$$

Für die Zunahme der Druckdifferenz über den Mischer in Folge des Mischersetzens wird angenommen, dass sich diese Veränderung auch auf die Druckdifferenzen an den Pumpen fortpflanzt, da dort keine nennenswerten weiteren Veränderungen vorliegen:

$$\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C = \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A = \Delta p_{\text{pump,worn}}^B - \Delta p_{\text{pump,new}}^B \quad (\text{A.92})$$

Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  berechnet nicht den korrekten Volumenstrom, sondern den Referenzvolumenstrom, wenn kein Fehler vorliegen würde. Auch dieser Wert lässt sich über einen Linienzug darstellen:

$$Q_{\text{resis}}^C(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C) = Q_{\text{new}}^C + m_{\text{resis}}^C(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \quad (\text{A.93})$$

Damit ergibt sich für das Residuum  $R_{\text{pure}}^C$ :

$$\begin{aligned}R_{\text{pure}}^C &= Q_{\text{pump}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) \\ &\quad + Q_{\text{new}}^B + m_{\text{pump}}^B(\Delta p_{\text{pump,worn}}^B - \Delta p_{\text{pump,new}}^B) \\ &\quad - [Q_{\text{new}}^C + m_{\text{resis}}^C(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C)] \\ &= (m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C)\end{aligned}\quad (\text{A.94})$$

Mit der Definition des Fehlergrads  $x_{\text{mixclog}} = \frac{\Delta p_{\text{mix,i}} - \Delta p_{\text{mix,ref}}}{\Delta p_{\text{mix,ref}}}$  ergibt sich:

$$\begin{aligned}R_{\text{pure}}^C &= (m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \\ &= (m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)x_{\text{mixclog}}^C \Delta p_{\text{mix,new}}^C \\ &= (m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)x_{\text{mixclog}}^C \frac{\Delta p_{\text{mix,worn}}^C}{1 + x_{\text{mixclog}}^C}.\end{aligned}\quad (\text{A.95})$$

Und somit ergibt sich der Indikator, wobei für die meisten Module der Einfluss von  $m_{\text{pump}}$  verschwindend gering gegenüber  $m_{\text{resis}}$  ist. Daher kann die Steigung auch vernachlässigt werden, wodurch die Stabilität der Methode zunimmt.

$$\begin{aligned}i_{\text{mixclog,C}}^{\text{pure,C}} &= \frac{R_{\text{pure}}^C}{(m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pure}}^C} \\ &\approx \frac{R_{\text{pure}}^C}{(-m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pure}}^C}.\end{aligned}\quad (\text{A.96})$$

Da die anderen Stromab-Beobachter denselben Wert liefern sollten, sind deren Indikatoren analog:

$$\begin{aligned}
 i_{\text{mixclog},C}^{\text{pore},C} &= \frac{R_{\text{pore}}^C}{(m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pore}}^C} \\
 &\approx \frac{R_{\text{pore}}^C}{(-m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pore}}^C}
 \end{aligned} \tag{A.97}$$

$$\begin{aligned}
 i_{\text{mixclog},C}^{\text{plre},C} &= \frac{R_{\text{plre}}^C}{(m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{plre}}^C} \\
 &\approx \frac{R_{\text{plre}}^C}{(-m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{plre}}^C}.
 \end{aligned} \tag{A.98}$$

### Indikatoren für Module stromaufwärts

Die Beobachter der Module stromaufwärts des betroffenen Moduls werden von dem Fehler nicht beeinflusst und zeigen daher alle dieselben, korrekten Werte an. Dadurch sind auch deren Residuen alle null.

### Diagnoseregeln für Mischeraufweiten

Der Fehlerfall des Mischeraufweitens kann analog zum Mischerzusetzen gesehen werden. Für die Definition des Fehlergrads gilt jedoch:

$$x_{\text{mixwide}}^C = -x_{\text{mixclog}}^C. \tag{A.99}$$

Diese Definition sorgt dafür, dass die Fehlergrade für beide Fehler jeweils positive Werte aufweisen.

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Durch den Zusammenhang in A.99 können Herleitungen der Indikatoren des Fehlers Mischerzusetzen mit umgekehrtem Vorzeichen verwendet werden und es ergibt sich:

$$\begin{aligned}
 i_{\text{mixwide},C}^{\text{pure},C} &= \frac{-R_{\text{pure}}^C}{(m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pure}}^C} \\
 &\approx \frac{-R_{\text{pure}}^C}{(-m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pure}}^C}.
 \end{aligned} \tag{A.100}$$

$$\begin{aligned}
i_{\text{mixclog},C}^{\text{pore},C} &= \frac{-R_{\text{pore}}^C}{(m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pore}}^C} \\
&\approx \frac{-R_{\text{pore}}^C}{(-m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{pore}}^C}.
\end{aligned} \tag{A.101}$$

$$\begin{aligned}
i_{\text{mixclog},C}^{\text{plre},C} &= \frac{-R_{\text{plre}}^C}{(m_{\text{pump}}^A + m_{\text{pump}}^B - m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{plre}}^C} \\
&\approx \frac{-R_{\text{plre}}^C}{(-m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^A - R_{\text{plre}}^C}.
\end{aligned} \tag{A.102}$$

### Indikatoren für Module stromaufwärts

Die Beobachter der Module stromaufwärts des betroffenen Moduls werden von dem Fehler nicht beeinflusst und zeigen daher alle dieselben, korrekten Werte an. Dadurch sind auch deren Residuen alle null.

### Diagnoseregeln für Sensorfehler Pumpendruck zu niedrig

Liegt ein Sensorfehler für den Pumpendrucksensor vor, der dafür sorgt, dass ein zu niedriger Wert für den Pumpendruck ausgegeben wird, ergibt sich die Situation in Abbildung A.5. Der tatsächliche Betriebspunkt des Moduls wird nicht verändert, die Beobachter verarbeiten jedoch den fehlerhaften Sensorwert und widersprechen sich daher.

Die Veränderung des Pumpendrucks hat dabei auch Auswirkungen auf den errechneten Druckabfall im Modul. Im fehlerfreien Zustand wird der Wert  $\Delta p_{\text{pump,new}}^A$  ausgegeben und verwendet, um den Druckabfall zu berechnen:

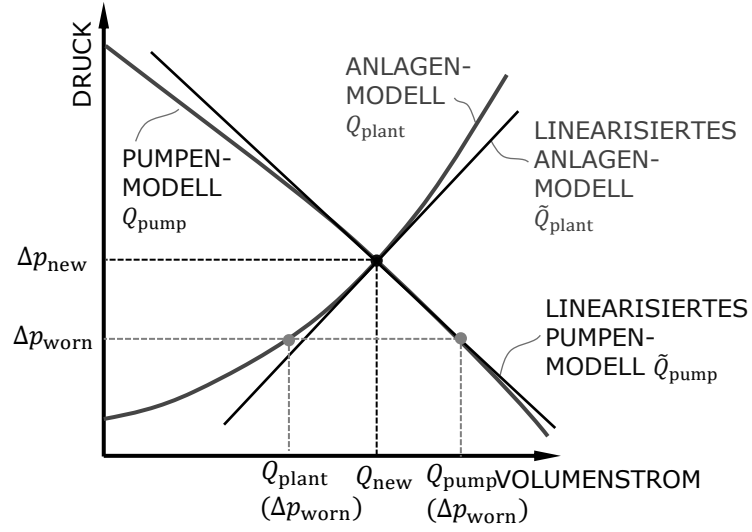
$$\Delta p_{\text{mod,new}}^A = p_0 + \varrho g H + \Delta p_{\text{pump,new}}^A - \Delta p_{\text{mix}}^C - p_{\text{abs}}^C. \tag{A.103}$$

Im fehlerhaften Zustand  $\Delta p_{\text{mod,worn}}^A < \Delta p_{\text{mod,new}}^A$  ergibt sich daher auch der errechnete Druckabfall im Modul:

$$\Delta p_{\text{mod,worn}}^A = p_0 + \varrho g H + \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{mix}}^C - p_{\text{abs}}^C. \tag{A.104}$$

Für die Veränderung der Druckwerte ergibt sich daher:

$$\Delta p_{\text{mod,worn}}^A - \Delta p_{\text{mod,new}}^A = \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A. \tag{A.105}$$



**Abbildung A.5** – Ein fehlerhafter, zu niedriger Wert für den Pumpendruck verändert den Betriebspunkt nicht, die Wahrnehmung der Beobachter wird jedoch gestört.

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Die Werte der Beobachter im betroffenen Modul lassen sich mit den linearisierten Modellen und einem Linienzug vom Betriebspunkt  $(Q_{\text{new}}, \Delta p_{\text{new}})$  ausgehend berechnen:

$$Q_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A) \quad (\text{A.106})$$

$$Q_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A) \quad (\text{A.107})$$

$$Q_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A) = Q_{\text{new}}^A + m_{\text{power}}^A(\Delta p_{\text{worn}}^A - \Delta p_{\text{new}}^A). \quad (\text{A.108})$$

Damit ergibt sich für das Residuum  $R_{\text{pupl}}^A$ :

$$\begin{aligned} R_{\text{pupl}}^A &= Q_{\text{pump}}^A - Q_{\text{plant}}^A \\ &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)(\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) \\ &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)x_{\text{dpplow}}^A(-\Delta p_{\text{pump,new}}^A) \\ &= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{pump,worn}}^A \frac{x_{\text{dpplow}}^A}{x_{\text{dpplow}}^A - 1}. \end{aligned} \quad (\text{A.109})$$

Daraus lässt sich die Berechnungsvorschrift für den Indikator  $i_{\text{dpplow},A}^{\text{pupl},A}$  ableiten:

$$i_{\text{dpplow},A}^{\text{pupl},A} = \frac{-R_{\text{pupl}}^A}{(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{pupl}}^A}. \quad (\text{A.110})$$

Für den Indikator des Residuums  $R_{\text{popl}}$  ergibt sich analog:

$$i_{\text{dpplow,A}}^{\text{popl,A}} = \frac{-R_{\text{popl}}^A}{(m_{\text{power}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{popl}}^A}. \quad (\text{A.111})$$

Die Auswirkungen auf das Residuum  $R_{\text{popu}}$  sind nicht so einfach abzuschätzen, da dieses von der Sensitivität der Steigungen beider Beobachter abhängt. Da dieses Residuum jedoch auch laut Abbildung 4.6 nicht relevant für die Identifizierbarkeit der Fehler ist, wird es nicht betrachtet.

### Indikatoren für parallele Module

In den parallelen Modulen wirkt sich dieser Fehler nicht aus, daher gibt es hier auch keine relevanten Indikatoren.

### Indikatoren für Module stromabwärts

Der Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  nimmt den korrekten Volumenstrom wahr, der sich aus den korrekten Volumenströmen der Module A und B zusammensetzt und durch den Fehler unverändert ist:

$$Q_{\text{resis}}^C = Q_{\text{new}}^A + Q_{\text{new}}^B. \quad (\text{A.112})$$

Die Stromab-Beobachter setzen sich aus den korrekten Werten der Beobachter des Moduls B und den fehlerhaften Beobachterwerten des Moduls A zusammen:

$$\begin{aligned} Q_{\text{pump}}^C &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A (\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) + Q_{\text{new}}^B \\ Q_{\text{power}}^C &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{power}}^A (\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) + Q_{\text{new}}^B \\ Q_{\text{plant}}^C &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A (\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) + Q_{\text{new}}^B \end{aligned} \quad (\text{A.113})$$

Damit ergibt sich für das Residuum  $R_{\text{pure}}^C$ :

$$\begin{aligned} R_{\text{pure}}^C &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{pump}}^A (\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) + Q_{\text{new}}^B \\ &\quad - (Q_{\text{new}}^A + Q_{\text{new}}^B) \\ &= m_{\text{pump}}^A (\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) \\ &= m_{\text{pump}}^A x_{\text{dpplow}}^A (-\Delta p_{\text{pump,new}}^A). \end{aligned} \quad (\text{A.114})$$

Dies führt zum Indikator:

$$i_{\text{dpplow,A}}^{\text{pure,C}} = \frac{-R_{\text{pure}}^C}{m_{\text{pump}}^A \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{pure}}^C}. \quad (\text{A.115})$$

Analog ergibt sich für die anderen Residuen:

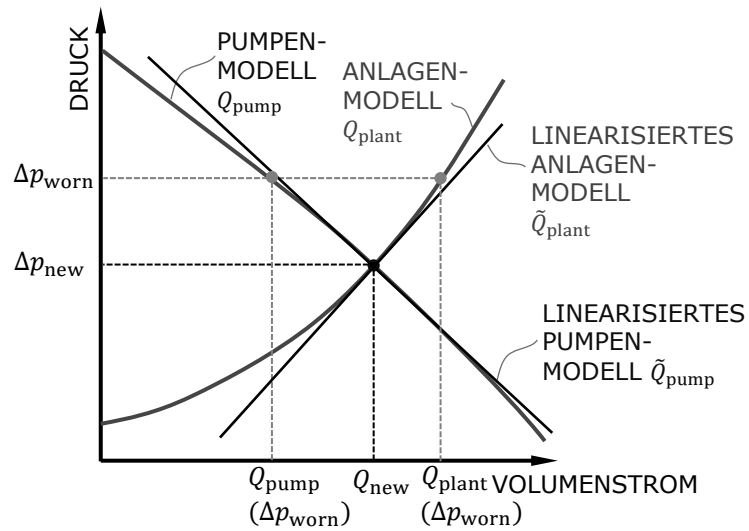
$$i_{\text{dpplow,A}}^{\text{pore,C}} = \frac{-R_{\text{pore}}^C}{m_{\text{power}}^A \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{pore}}^C} \quad (\text{A.116})$$

$$i_{\text{dpplow,A}}^{\text{plre,C}} = \frac{-R_{\text{plre}}^C}{m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{plre}}^C} \quad (\text{A.117})$$

### Diagnoseregeln für Sensorfehler Pumpendruck zu hoch

Der komplementäre Sensorfehler zu dem zuvor genannten ist ein zu hoher Ausgabewert des Pumpendrucksensors. Das daraus folgende Verhalten ist in Abbildung A.6 dargestellt. Das Verhalten ist ähnlich wie zuvor, mit dem Unterschied, dass nun  $\Delta p_{\text{pump,worn}}^A > \Delta p_{\text{pump,new}}^A$  gilt. Außerdem gilt für die Definition des Fehlergrads:

$$x_{\text{dpphigh}}^A = -x_{\text{dpplow}}^A \quad (\text{A.118})$$



**Abbildung A.6** – Ein fehlerhafter, zu hoher Wert für den Pumpendruck verändert den Betriebspunkt nicht, die Wahrnehmung der Beobachter wird jedoch gestört.

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Für das betroffene Modul lassen sich die Beobachterwerte wieder über Linienzüge der linearisierten Modelle wie in A.106, A.107 und A.108 berechnen. Für das Residuum  $R_{\text{pupl}}^A$  ergibt sich dann mit der Definition A.118:

$$\begin{aligned}
R_{\text{pupl}}^A &= Q_{\text{pump}}^A - Q_{\text{plant}}^A \\
&= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)(\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - \Delta p_{\text{pump,new}}^A) \\
&= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)x_{\text{dpplow}}^A \Delta p_{\text{pump,new}}^A \\
&= (m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{pump,worn}}^A \frac{x_{\text{dpplow}}^A}{x_{\text{dpplow}}^A + 1}.
\end{aligned} \tag{A.119}$$

Woraus sich die Definition des Indikators ableiten lässt:

$$i_{\text{dpphigh,A}}^{\text{pupl,A}} = \frac{R_{\text{pupl}}^A}{(m_{\text{pump}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{pupl}}^A}. \tag{A.120}$$

Und analog für den Indikator  $i_{\text{dpphigh,A}}^{\text{pupl,A}}$  des betroffenen Moduls:

$$i_{\text{dpphigh,A}}^{\text{pupl,A}} = \frac{R_{\text{popl}}^A}{(m_{\text{power}}^A - m_{\text{plant}}^A)\Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{popl}}^A}. \tag{A.121}$$

### Indikatoren für parallele Module

Die parallelen Module sind wiederum nicht betroffen. Indikatoren sollten hier ein Residuum nahe null anzeigen.

### Indikatoren für Module stromabwärts

Für die Module stromabwärts werden die Indikatoren analog zum Sensorfehler mit zu niedrigen Ausgabewerten bestimmt:

$$i_{\text{dpphigh,A}}^{\text{pure,C}} = \frac{R_{\text{pure}}^C}{m_{\text{pump}}^A \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{pure}}^C}. \tag{A.122}$$

$$i_{\text{dpphigh,A}}^{\text{pore,C}} = \frac{R_{\text{pore}}^C}{m_{\text{power}}^A \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{pore}}^C}. \tag{A.123}$$

$$i_{\text{dpphigh,A}}^{\text{plre,C}} = \frac{R_{\text{plre}}^C}{m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{pump,worn}}^A - R_{\text{plre}}^C}. \tag{A.124}$$

### Diagnoseregeln Sensorfehler Mischerdruck zu niedrig

Ein Sensorfehler der Druckdifferenz am Mischer hat weitreichende Auswirkungen auf die Beobachter des betroffenen und der stromaufwärts liegenden Module. Dies hängt daran, dass der Druckabfall in den Modulen stromaufwärts mithilfe der Druckdifferenz am Mischer berechnet wird. Für den Fall eines zu

niedrigen Ausgabewertes der Druckdifferenz am Mischer  $\Delta p_{\text{mix,worn}}^C < \Delta p_{\text{mix,new}}^C$  ergibt sich für den berechneten Druckabfall stromaufwärts:

$$\Delta p_{\text{mod,worn}}^A = p_0 + \rho g H + \Delta p_{\text{pump}}^A - \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - p_{\text{abs}}^C > \Delta p_{\text{mod,new}}^A. \quad (\text{A.125})$$

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Im betroffenen Modul wird der Wert der Mischerdruckdifferenz für den Anlagenbeobachter  $Q_{\text{resis}}^C$  verwendet. Dieser berechnet dementsprechend einen Wert, der vom tatsächlichen Volumenstrom  $Q_{\text{new}}^C$  abweicht:

$$Q_{\text{resis}}^C (\Delta p_{\text{mix,worn}}^C) = Q_{\text{new}}^C + m_{\text{resis}}^C (\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \quad (\text{A.126})$$

Der Stromab-Pumpenbeobachter und der Stromab-Leistungsbeobachter sind von dem Sensorfehler des Mischerdrucks unbeeinflusst und geben daher weiterhin den korrekten Wert  $Q_{\text{pump}}^C = Q_{\text{power}}^C = Q_{\text{new}}^C$  an. Damit ergibt sich für das Residuum  $R_{\text{pure}}^C$  unter Berücksichtigung der Definition des Fehlergrads  $x_{\text{dpmlow}}^C$  aus 4.54:

$$\begin{aligned} R_{\text{pure}}^C &= Q_{\text{pump}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{new}}^C - (Q_{\text{new}}^C + m_{\text{resis}}^C (\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C)) \\ &= -m_{\text{resis}}^C (\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \\ &= -m_{\text{resis}}^C \Delta p_{\text{pump,worn}}^A \frac{x_{\text{dpmlow}}^C}{x_{\text{dpmlow}}^C - 1}. \end{aligned} \quad (\text{A.127})$$

Umgestellt ergibt sich der Indikator

$$i_{\text{dpmlow,C}}^{\text{pure,C}} = \frac{R_{\text{pure}}^C}{m_{\text{resis}}^C \Delta p_{\text{mix,worn}}^C + R_{\text{pure}}^C}. \quad (\text{A.128})$$

Für das Residuum  $R_{\text{pore}}^C$  ergibt sich analog:

$$i_{\text{dpmlow,C}}^{\text{pore,C}} = \frac{R_{\text{pore}}^C}{m_{\text{resis}}^C \Delta p_{\text{mix,worn}}^C + R_{\text{pore}}^C}. \quad (\text{A.129})$$

Der Stromab-Anlagenbeobachter  $Q_{\text{plant}}^C$  setzt sich aus den Ergebnissen der einzelnen Anlagenbeobachter zusammen, deren Werte sich, wie in A.125 dargestellt, durch den Sensorfehler im Modul C ebenfalls verändern:

$$\begin{aligned} Q_{\text{plant}}^C &= Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{plant}}^B \\ &= Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A (\Delta p_{\text{mod,worn}}^A - \Delta p_{\text{mod,new}}^A) \\ &\quad + Q_{\text{new}}^B + m_{\text{plant}}^B (\Delta p_{\text{mod,worn}}^B - \Delta p_{\text{mod,new}}^B). \end{aligned} \quad (\text{A.130})$$

Die Terme  $p_0$ ,  $\rho g H$  und  $\Delta p_{\text{pump}}$  aus Gleichung A.125 ändern sich nicht durch den Sensorfehler, daher gilt für die Druckdifferenzen:

$$\Delta p_{\text{mod,worn}}^A - \Delta p_{\text{mod,new}}^A = \Delta p_{\text{mod,worn}}^B - \Delta p_{\text{mod,new}}^B = -(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C). \quad (\text{A.131})$$

Somit lässt sich das Residuum  $R_{\text{plre}}^C$  bestimmen:

$$\begin{aligned} R_{\text{plre}}^C &= Q_{\text{plant}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{new}}^A + Q_{\text{new}}^B + (m_{\text{plant}}^A + m_{\text{plant}}^B)(-1)(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \\ &\quad - (Q_{\text{new}}^A + Q_{\text{new}}^B + m_{\text{resis}}^C(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C)) \\ &= -(m_{\text{plant}}^A + m_{\text{plant}}^B + m_{\text{resis}}^C)(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \\ &= -(m_{\text{plant}}^A + m_{\text{plant}}^B + m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^C \frac{x_{\text{dpmlow}}^C}{x_{\text{dpmlow}}^C - 1}. \end{aligned} \quad (\text{A.132})$$

Womit sich der Indikator bestimmen lässt:

$$i_{\text{dpmlow,C}}^{\text{plre,C}} = \frac{R_{\text{plre}}^C}{(m_{\text{plant}}^A + m_{\text{plant}}^B + m_{\text{resis}}^C)\Delta p_{\text{mix,worn}}^C + R_{\text{pore}}^C}. \quad (\text{A.133})$$

### Indikatoren für Module stromaufwärts

In den Modulen stromaufwärts sind nur die Anlagenbeobachter, wie in A.130 beschrieben, betroffen. Damit ergibt sich für die Residuen  $R_{\text{pupl}}$  und  $R_{\text{popl}}$ :

$$\begin{aligned} R_{\text{pupl}}^A &= Q_{\text{pump}}^A - Q_{\text{plant}}^A \\ &= Q_{\text{new}}^A - (Q_{\text{new}}^A + m_{\text{plant}}^A(-1)(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C)) \\ &= m_{\text{plant}}^A(\Delta p_{\text{mix,worn}}^C - \Delta p_{\text{mix,new}}^C) \\ &= m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{mix,worn}}^C \frac{x_{\text{dpmlow}}^C}{x_{\text{dpmlow}}^C - 1} \\ &= R_{\text{popl}}^A. \end{aligned} \quad (\text{A.134})$$

Für die Indikatoren gilt entsprechend:

$$i_{\text{dpmlow,C}}^{\text{pupl,A}} = \frac{-R_{\text{pupl}}^A}{m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{pupl}}^A} \quad (\text{A.135})$$

$$i_{\text{dpmlow,C}}^{\text{popl,A}} = \frac{-R_{\text{popl}}^A}{m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{popl}}^A}. \quad (\text{A.136})$$

Dies gilt ebenfalls für alle stromaufwärts gelegenen Module, also in diesem Beispiel auch für Modul B:

$$i_{\text{dpm low,C}}^{\text{pupl,B}} = \frac{-R_{\text{pupl}}^B}{m_{\text{plant}}^B \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{pupl}}^B} \quad (\text{A.137})$$

$$i_{\text{dpm low,C}}^{\text{popl,B}} = \frac{-R_{\text{popl}}^B}{m_{\text{plant}}^B \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{popl}}^B}. \quad (\text{A.138})$$

## Diagnoseregeln Sensorfehler Mischerdruck zu hoch

Für den Sensorfehler mit zu hohem Mischerdruck kehren sich alle Vorzeichen um, da für die Definition des Fehlergrads gilt:

$$x_{\text{dpm high}}^C = -x_{\text{dpm low}}^C. \quad (\text{A.139})$$

## Indikatoren für das betroffenen Modul

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{pure,C}} = \frac{-R_{\text{pure}}^C}{m_{\text{resis}}^C \Delta p_{\text{mix,worn}}^C + R_{\text{pure}}^C} \quad (\text{A.140})$$

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{pore,C}} = \frac{-R_{\text{pore}}^C}{m_{\text{resis}}^C \Delta p_{\text{mix,worn}}^C + R_{\text{pore}}^C} \quad (\text{A.141})$$

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{pre,C}} = \frac{-R_{\text{pre}}^C}{(m_{\text{plant}}^A + m_{\text{plant}}^B + m_{\text{resis}}^C) \Delta p_{\text{mix,worn}}^C + R_{\text{pore}}^C} \quad (\text{A.142})$$

## Indikatoren für Module stromaufwärts

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{pupl,A}} = \frac{R_{\text{pupl}}^A}{m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{pupl}}^A} \quad (\text{A.143})$$

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{popl,A}} = \frac{R_{\text{popl}}^A}{m_{\text{plant}}^A \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{popl}}^A} \quad (\text{A.144})$$

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{pupl,B}} = \frac{R_{\text{pupl}}^B}{m_{\text{plant}}^B \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{pupl}}^B} \quad (\text{A.145})$$

$$i_{\text{dpm high,C}}^{\text{popl,B}} = \frac{R_{\text{popl}}^B}{m_{\text{plant}}^B \Delta p_{\text{mix,worn}}^C - R_{\text{popl}}^B} \quad (\text{A.146})$$

## Diagnoseregeln für Sensorfehler Leistung zu niedrig

Der Sensorfehler Leistung zu niedrig zeichnet sich dadurch aus, dass der Leistungssensor der Pumpe des betroffenen Moduls A einen zu niedrigen Wert  $P_{\text{el,worn}}^A < P_{\text{el,new}}^A$  ausgibt. Dies hat keinen Einfluss auf den tatsächlichen Betriebspunkt der Module innerhalb der Anlage. Lediglich der Leistungssensor des betroffenen Moduls errechnet in der Folge einen zu niedrigen Wert. Dies pflanzt sich auch in den Stromab-Beobachter fort.

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Die Werte des Leistungsbeobachters  $Q_{\text{power}}$  im betroffenen Modul sind direkt proportional zum gemessenen Wert des Leistungssensors:

$$Q_{\text{power}}^A = \frac{\eta(n^A, \Delta p_{\text{pump}}^A)}{\Delta p_{\text{pump}}} P_{\text{el}}^A \quad (\text{A.147})$$

Damit lässt sich die Definition des Fehlergrads folgendermaßen darstellen:

$$x_{\text{Plow}}^A = \frac{P_{\text{el,new}}^A - P_{\text{el,worn}}^A}{P_{\text{el,new}}^A} = \frac{Q_{\text{power,new}}^A - Q_{\text{power,worn}}^A}{Q_{\text{power,new}}^A}. \quad (\text{A.148})$$

Für den fehlerfreien Zustand gilt  $Q_{\text{power,new}}^A = Q_{\text{plant}}^A = Q_{\text{pump}}^A$ . Der fehlerbehaftete Zustand  $P_{\text{el,worn}}^A$  wird gemessen und dann berechnet. Somit ergibt sich für die Indikatoren:

$$\begin{aligned} i_{\text{Plow,A}}^{\text{popl,A}} &= \frac{Q_{\text{plant}}^A - Q_{\text{power,worn}}^A}{Q_{\text{plant}}^A} \\ &= \frac{-R_{\text{popl}}^A}{Q_{\text{plant}}^A} \end{aligned} \quad (\text{A.149})$$

$$i_{\text{Plow,A}}^{\text{popu,A}} = \frac{-R_{\text{popu}}^A}{Q_{\text{pump}}^A}. \quad (\text{A.150})$$

### Indikatoren für parallele Module

In den parallelen Modulen wirkt sich der Sensorfehler der Leistungsmessung nicht aus.

### Indikatoren für Module stromabwärts

In den Modulen stromabwärts ist nur der Stromab-Leistungsbeobachter betroffen. Für diesen gilt:

$$Q_{\text{power,worn}}^C = Q_{\text{power,worn}}^A + Q_{\text{power,new}}^B. \quad (\text{A.151})$$

Der Leistungsbeobachter der parallelen Module erfasst den korrekten Wert  $Q_{\text{power}}^B = Q^B$ . Der Anlagenbeobachter des Moduls C  $Q_{\text{resis}}^C$  erfasst ebenfalls den korrekten Wert, wodurch gilt:

$$Q_{\text{resis}}^C = Q^A + Q^B = Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{power,new}}^B. \quad (\text{A.152})$$

Damit ergibt sich für das Residuum  $R_{\text{pore}}^C$ :

$$\begin{aligned} R_{\text{pore}}^C &= Q_{\text{power}}^C - Q_{\text{resis}}^C \\ &= Q_{\text{power,worn}}^A + Q_{\text{power,new}}^B - (Q_{\text{plant}}^A + Q_{\text{power,new}}^B) \\ &= Q_{\text{power,worn}}^A - Q_{\text{plant}}^A \\ &= R_{\text{popl}}^A. \end{aligned} \quad (\text{A.153})$$

Somit lässt sich der Indikator analog zu A.146 formulieren:

$$i_{\text{Plow,A}}^{\text{pore,C}} = \frac{-R_{\text{pore}}^A}{Q_{\text{plant}}^A}. \quad (\text{A.154})$$

## Diagnoseregeln für Sensorfehler Leistung zu hoch

Der Fall, dass der Leistungssensor zu hohe Werte ausgibt, ist analog zum vorherigen Fehlerfall zu betrachten. Die Definition des Fehlergrads ist wieder reziprok:

$$x_{\text{Phigh}}^A = -x_{\text{Plow}}^A. \quad (\text{A.155})$$

Damit ist auch das Vorzeichen aller Indikatoren entsprechend umzukehren.

### Indikatoren für das betroffenen Modul

Am betroffenen Modul gilt daher:

$$i_{\text{Phigh,A}}^{\text{popl,A}} = \frac{R_{\text{popl}}^A}{Q_{\text{plant}}^A} \quad (\text{A.156})$$

$$i_{\text{Phigh,A}}^{\text{popu,A}} = \frac{R_{\text{popu}}^A}{Q_{\text{pump}}^A}. \quad (\text{A.157})$$

### Indikatoren für parallele Module

Parallele Module sind nicht betroffen von diesem Sensorfehler.

**Indikatoren für Module stromabwärts**

Für die Module stromabwärts gilt:

$$i_{\text{Phigh,A}}^{\text{pore,C}} = \frac{R_{\text{pore}}^A}{Q_{\text{plant}}^A}. \quad (\text{A.158})$$

# Anhang B

## Modulare Mischanlage

### B.1 Komponenten

**Tabelle B.1** – Übersicht der Komponenten der modularen Mischanlage.

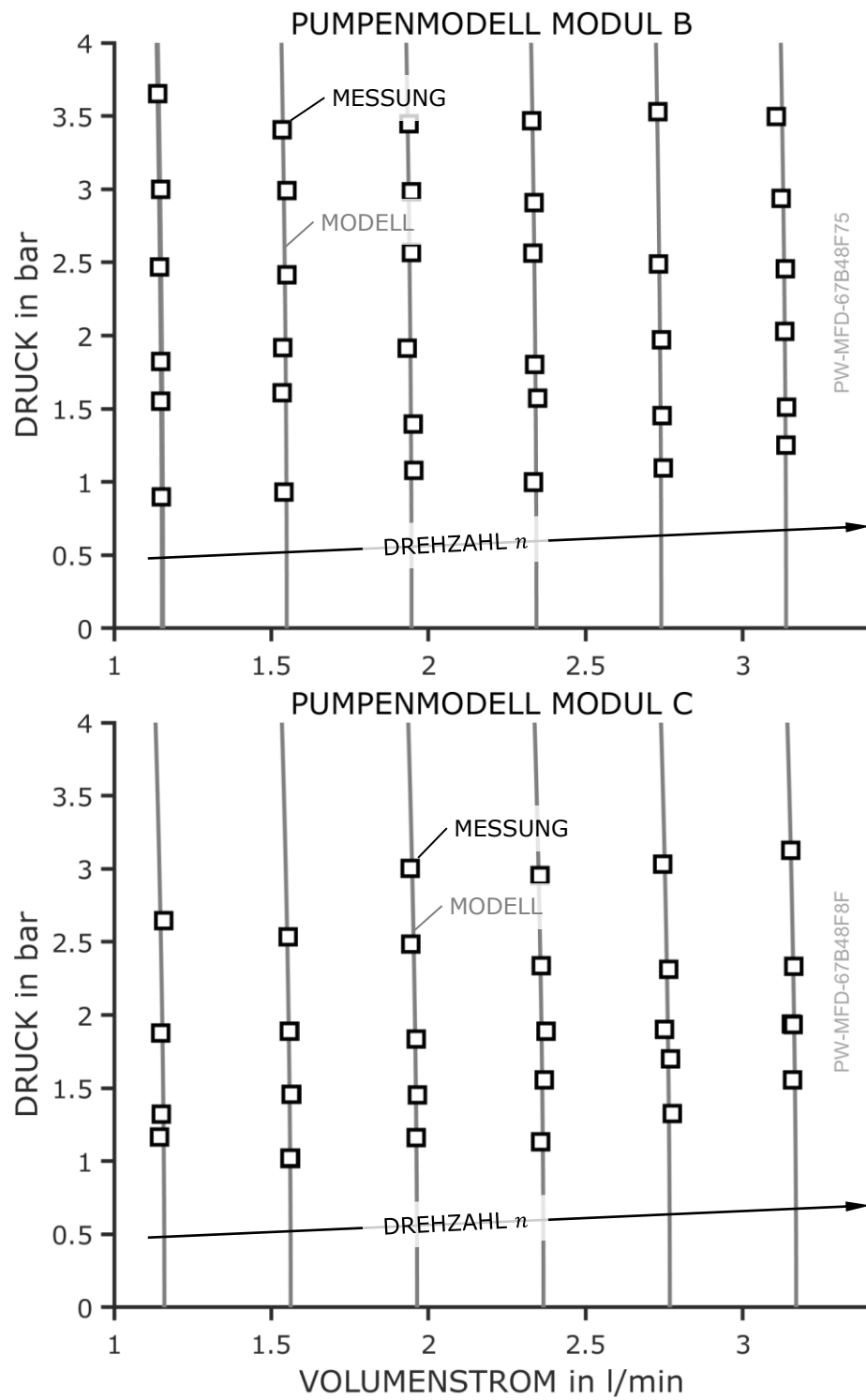
<b>Komponente</b>	<b>Typenbezeichnung</b>
Steuergerät	dSPACE MicroLabBox ACE_MLBX 1302T_DE
Kreiselpumpe	Klaus Union SLM NVB 040-025-200-09E03
Kolbenmembranpumpe	LEWA LDC3 M9
Exzentrerschneckenpumpe	NETZSCH NM021-01L
Mischer 1	Primix statischer Mischer PMX25-12-316L_EN(11)-0
Mischer 2	Primix statischer Mischer PMX25-6-316L_EN(11)-3INJ
Frequenzumrichter A-C	Danfoss VLT AutomationDrive FC-302P1K1T5E20H1
Frequenzumrichter D	Danfoss VLT AutomationDrive FC-301P5K5T4E20H1
Frequenzumrichter E	Danfoss VLT AutomationDrive FC-202P7K5T4E55H1
Tanks A-C	Speidel BO-055-S
Tank D	Speidel SO-Z-082-S
Tank E, P	Speidel FO1-082-S
elektrische Kugelhähne	Sintesi Smart SM4010T030
Verrohrung	JRG-Sanipex MT

## B.2 Messtechnik

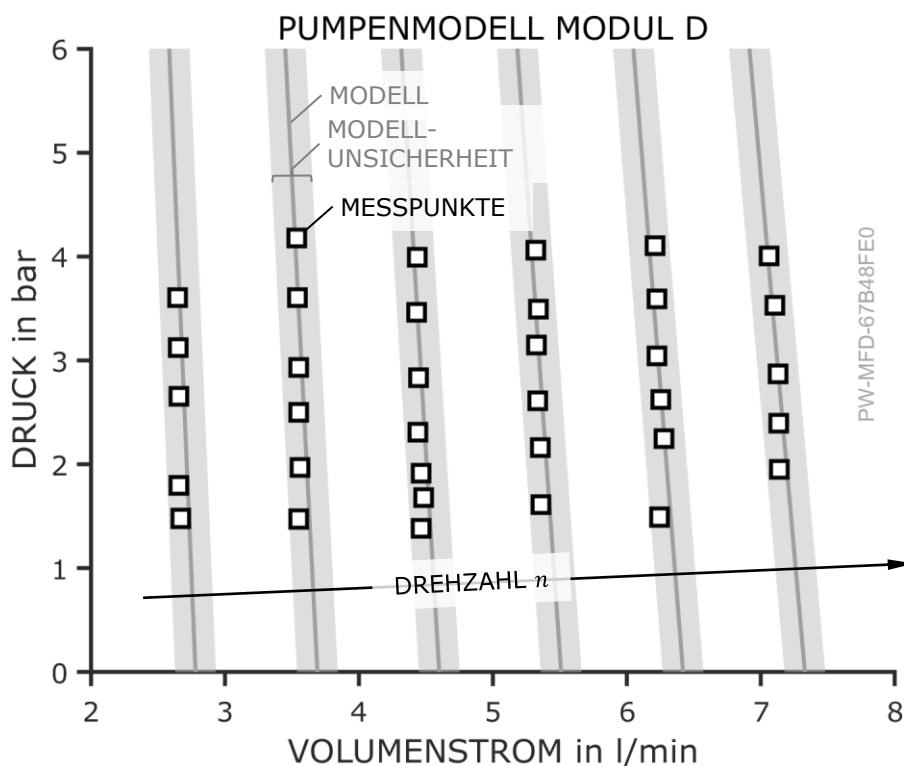
**Tabelle B.2** – Übersicht der verwendeten Sensoren der modularen Mischanlage (FS: Full Scale, MW: Messwert).

Messgröße	Sensor	Messbereich	max. Messabw.
Druck $\Delta p_{\text{pump}}$	Keller PD-33X	0 – 10 bar	$\pm 0.1\%$ FS
Druck $\Delta p_{\text{mix}}$	Keller PD-33X	0 – 10 bar	$\pm 0.1\%$ FS
Druck $p_{\text{abs}}$	Keller PAA-33X	0 – 10 bar	$\pm 0.1\%$ FS
Volumenstrom $Q^{A-D}$	ABB FEH311.010	0.9 – 90 l/min	$\pm 0.4\%$ MW
Volumenstrom $Q^E$	ABB FEH311.025	4 – 400 l/min	$\pm 0.4\%$ MW
Drehzahl $n^{A-C}$	Danfoss VLT FC-302P1K1	30 – 4000 rpm	$\pm 8$ rpm
Drehzahl $n^D$	Danfoss VLT FC-301P5K5	30 – 4000 rpm	$\pm 8$ rpm
Drehzahl $n^E$	Danfoss VLT FC-202P7K5	30 – 4000 rpm	$\pm 8$ rpm
Füllstand $H^{A-D}$	Baumer UNDK 20I6903/S35A	0.1 – 1 m	$< 0.5$ mm
Füllstand $H^{E,P}$	Baumer UNDK 30I6104/S14	0.2 – 2 m	$< 1$ mm
Leistung $P_{\text{el}}^{A-C}$	Danfoss VLT FC-302P1K1	0 – 1100 W	$\pm 10$ W
Leistung $P_{\text{el}}^D$	Danfoss VLT FC-301P5K5	0 – 5500 W	$\pm 10$ W
Leistung $P_{\text{el}}^E$	Danfoss VLT FC-202P7K5	0 – 7500 W	$\pm 10$ W
Temperatur $T$	PT-100	0 – 200 °C	$\pm 0.2$ °C
Öffnungsgrad Kugelhahn $\alpha$	Sintesi Smart SM4010T030	0 – 95 °	$\pm 3\%$ MW

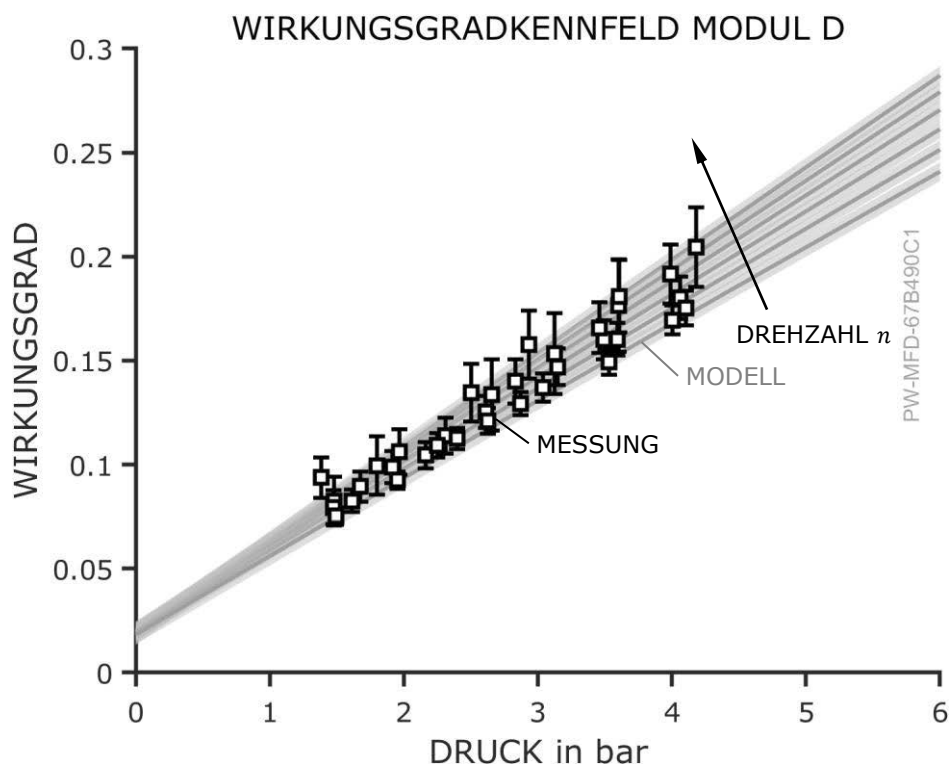
### **B.3 Kalibration der Beobachter**



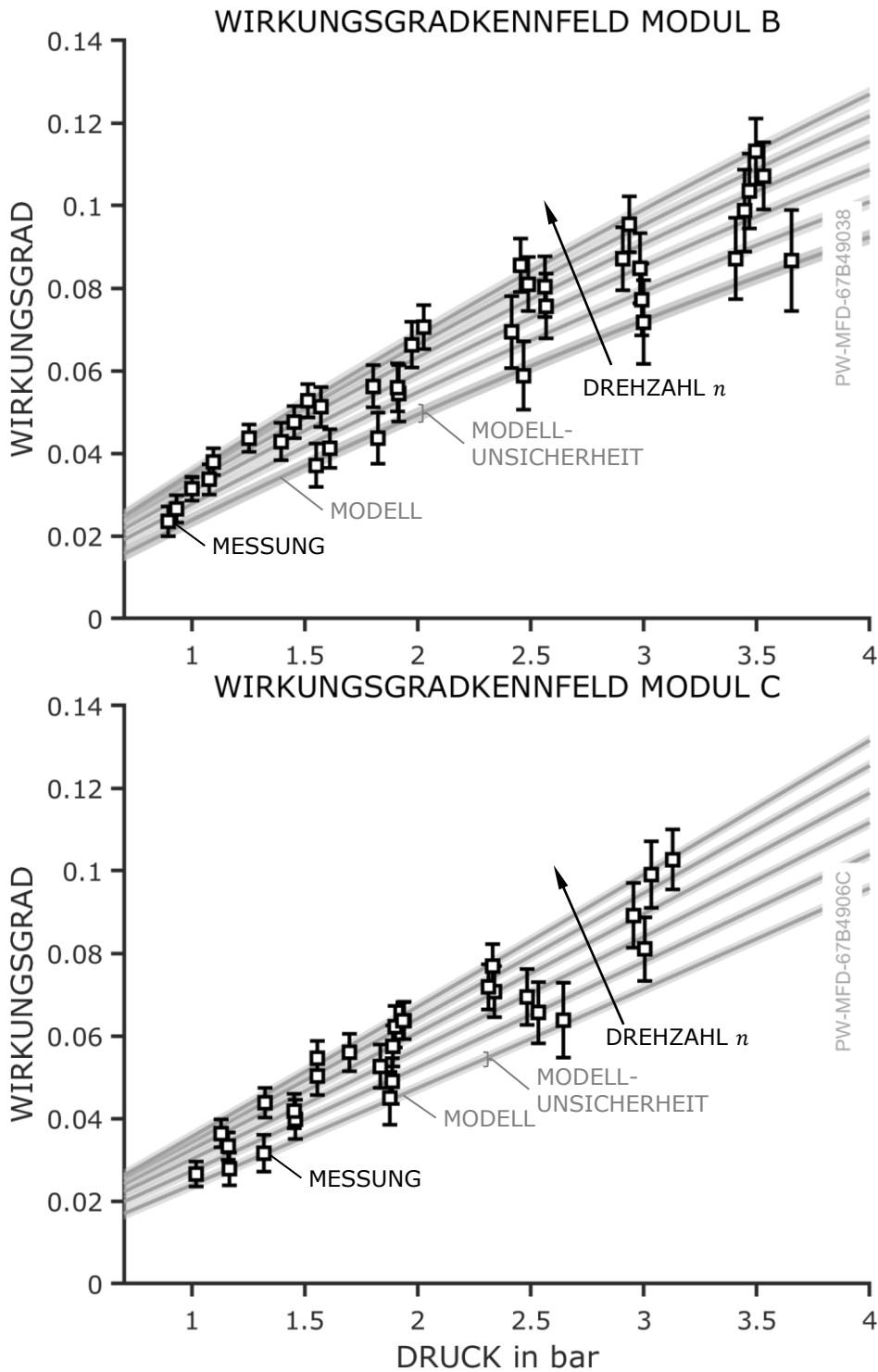
**Abbildung B.1** – Kalibration des Pumpenmodells der Exzentrerschneckenpumpen von Modul B und C.



**Abbildung B.2** – Die Kalibration des Pumpenmodells der Kolbenmembranpumpe von Modul D erfolgt anhand der Messungen der Druckdifferenz und des Volumenstroms bei verschiedenen Drehzahlen. Die Marker stellen die Messwerte dar, wobei die Fehlerbalken hinter den Markern verschwinden, das kalibrierte Modell wird von den Linien repräsentiert. Die Modellunsicherheit wird als hellgraue Fläche um die Linien dargestellt. Diese ist hier klar ausgeprägt.



**Abbildung B.3** – Die Kalibration des Wirkungsgradkennfelds der Kolbenmembranpumpe von Modul D erfolgt anhand der Messungen der Leistung, Druckdifferenz und des Volumenstroms bei verschiedenen Drehzahlen. Daraus wird der Gesamtwirkungsgrad  $\eta = (\Delta p Q) / P_{el}$  errechnet. Die Marker stellen die gemessenen Werte des Wirkungsgrads mit deren Unsicherheit dar. Das kalibrierte Modell wird von den Linien repräsentiert. Die resultierende Modelunsicherheit ist an den hellgrauen Flächen um die Linien zu erkennen.



**Abbildung B.4** – Kalibration des Wirkungsgradkennfelds der Exzentrerschneckenpumpen von Modul B und C.

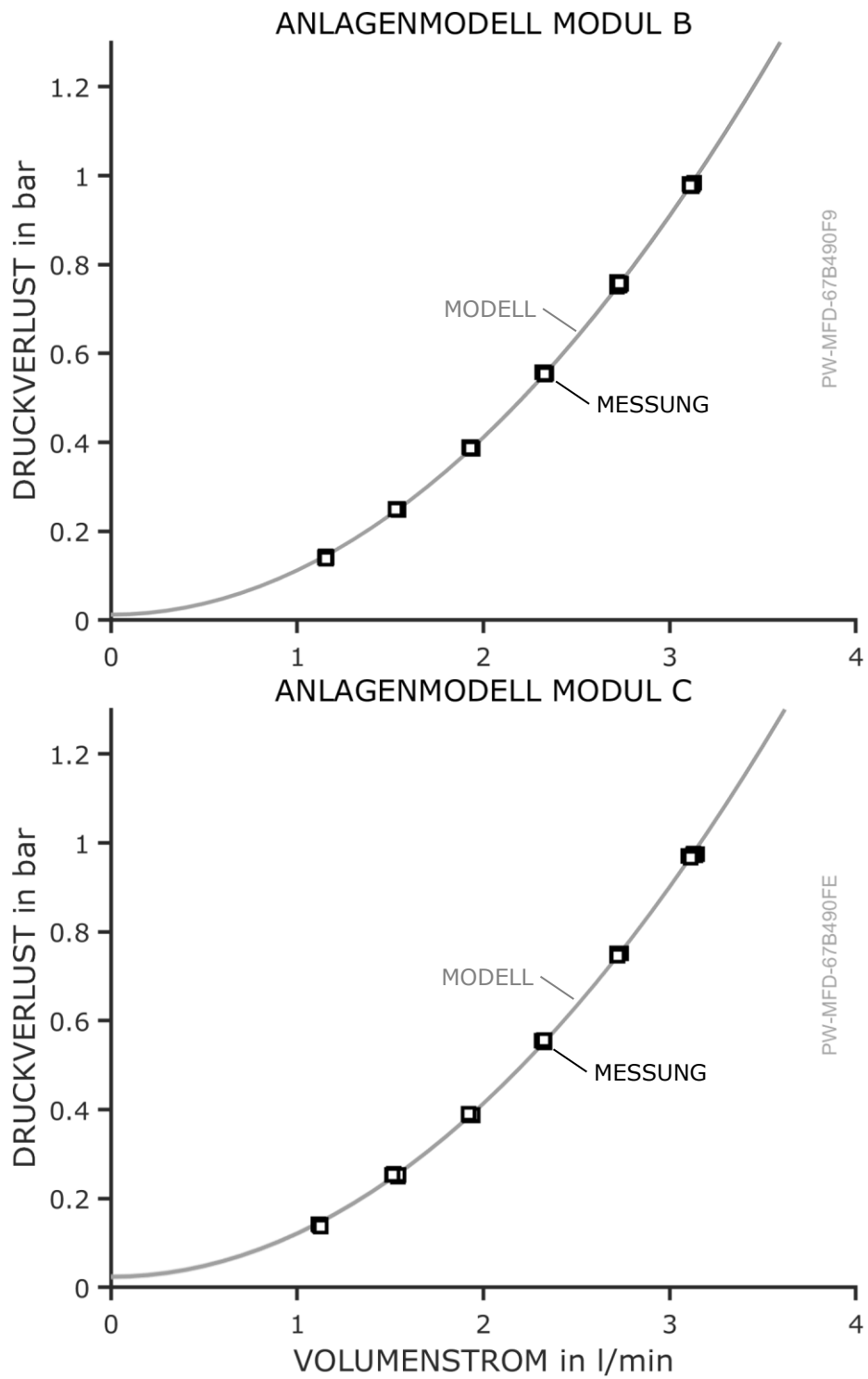


Abbildung B.5 – Kalibration des Anlagenmodells von Modul B und C.

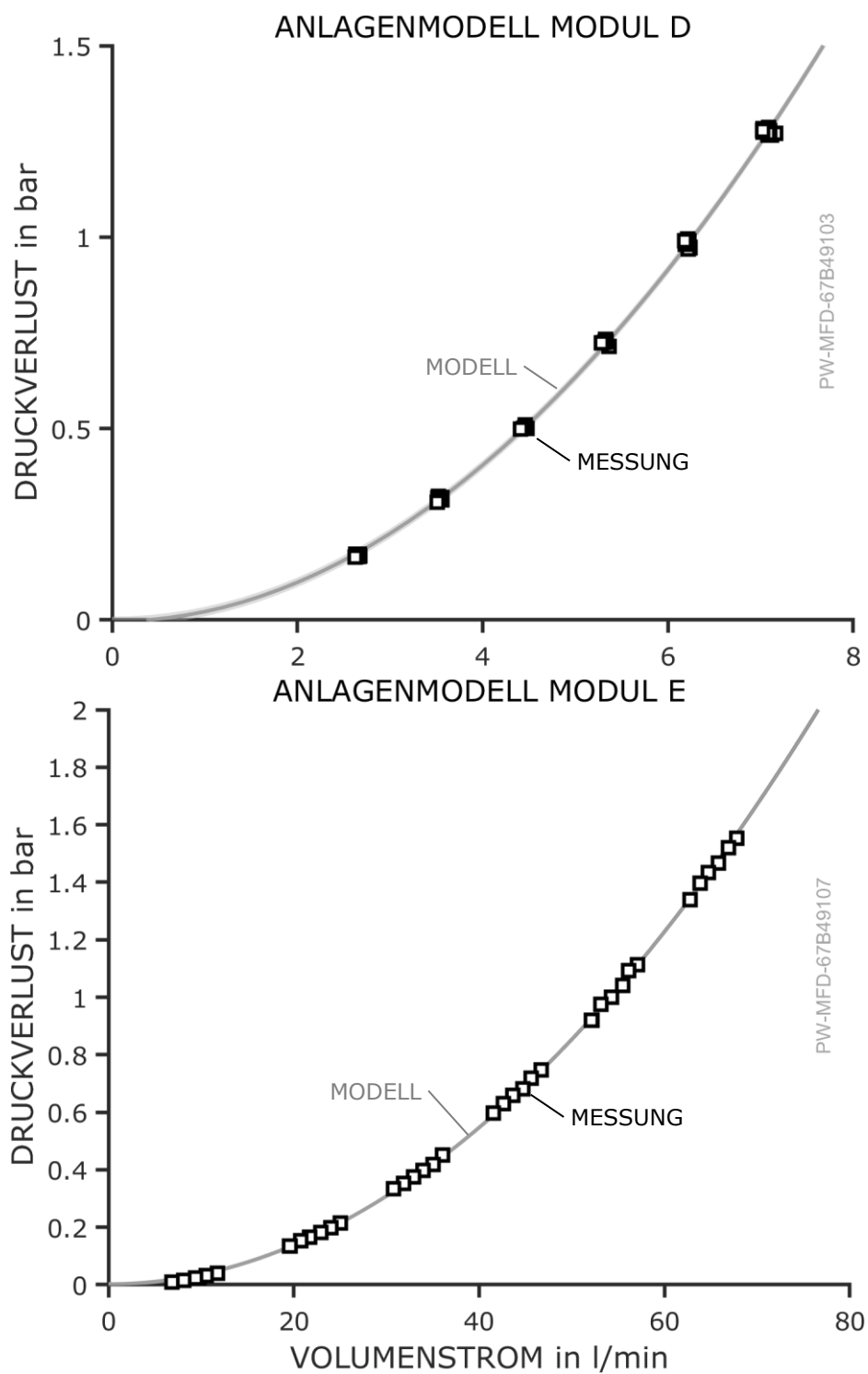


Abbildung B.6 – Kalibration des Anlagenmodells von Modul D und E.

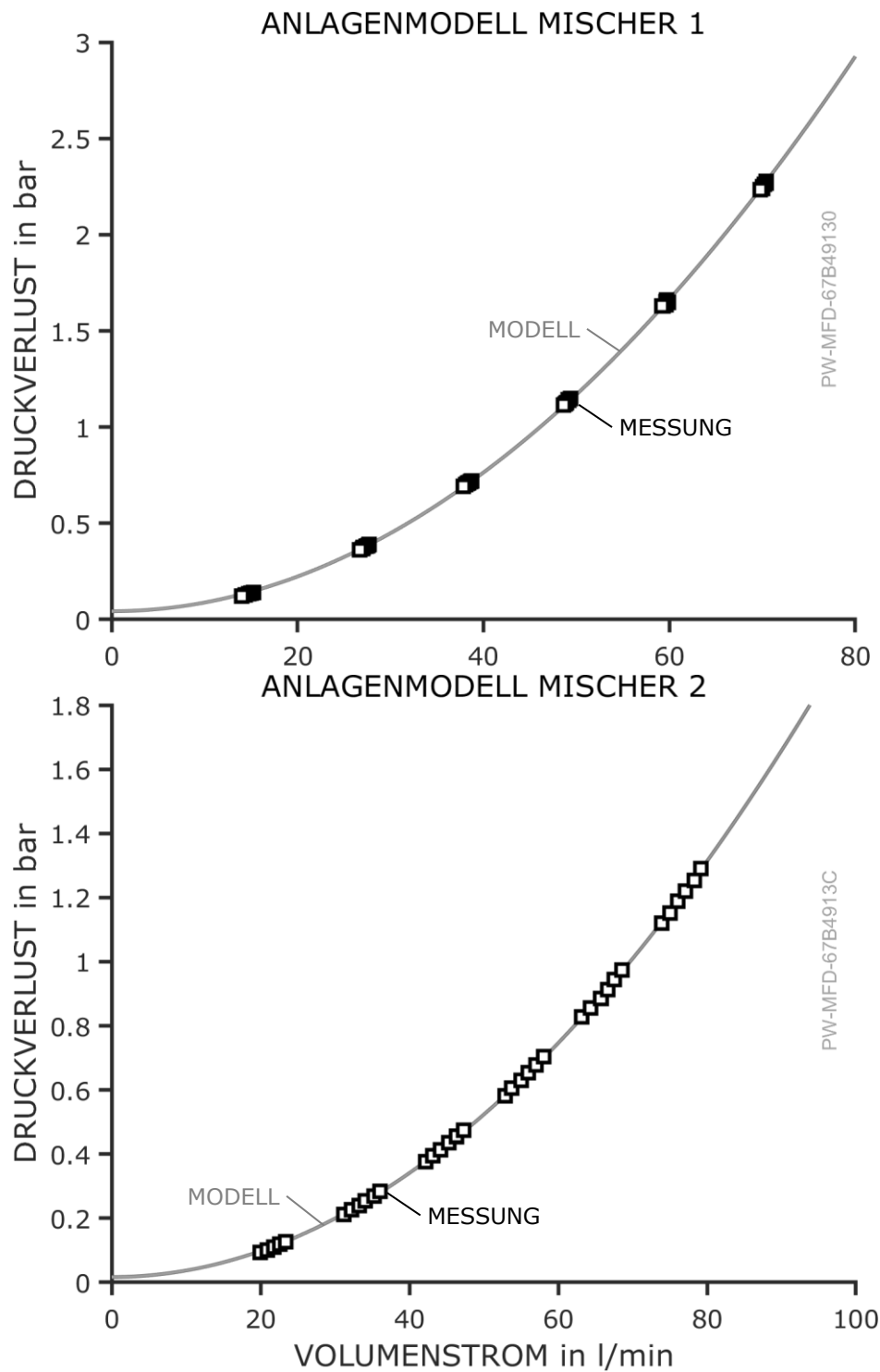


Abbildung B.7 – Kalibration des Anlagenmodells von Mischer 1 und Mischer 2.

# Anhang C

## Datenmanagement

Ein übergeordnetes Ziel dieser Arbeit ist die Nachvollziehbarkeit der Methoden und Ergebnisse. Das gesamte Vorgehen, die aufgezeichneten Daten und die erworbenen Erkenntnisse aus den Methoden sollen auffindbar (**F**indable), zugänglich (**A**ccessible), interoperabel (**I**nteroperable) und wiederverwendbar (**R**eusable) sein und somit den FAIR-Prinzipien<sup>1</sup> folgen. Diese gelten nicht nur für Daten, sondern für Forschungsobjekte im Allgemeinen<sup>2</sup>, die Daten, Programme und Algorithmen mit den relevanten (Meta-)Daten verknüpfen. Im Zuge dieser Arbeit wird dies im digitalen Anhang bestmöglich umgesetzt.

### C.1 Digitaler Anhang

Der digitale Anhang dieser Arbeit ist im TUDatalib-Repository, dem institutionellen Repository der TU Darmstadt, unter <https://tudatalib.ulb.tu-darmstadt.de/handle/tudatalib/4576> frei verfügbar (siehe auch QR-Code in Abb. C.1).

Der Aufbau des digitalen Anhangs ist thematisch in die drei Bereiche Programme (Code), Daten (Data) und Abbildungen (PlotID\_export) aufgeteilt. Ein Überblick und eine Anweisung zur Nutzung ist über eine Anleitung (README) gegeben. Im Folgenden wird kurz auf die einzelnen Bereiche eingegangen.

---

<sup>1</sup> WILKINSON U. A., „The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship“, ([119], 2016)

<sup>2</sup> BECHHOFFER U. A., „Research Objects: Towards Exchange and Reuse of Digital Knowledge“, ([7], 2010)



Abbildung C.1 – Link zum digitalen Anhang dieser Arbeit.

## Ablage des Programmcodes

Der gesamte Programmcode für die in dieser Arbeit vorgestellte hybride Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen ist im Ordner *Code* des digitalen Anhangs abgelegt. Dies umfasst das Hauptskript *main\_fault\_diagnosis.m*, welches die weiteren Funktionen aus dem Ordner *final\_functions* aufruft. Daneben sind auch die Skripte zur Kalibrierung der Modellgleichungen für die Beobachter und zur Visualisierung von Messdaten und Ergebnissen hier zu finden.

Der gesamte Programmcode ist in MATLAB verfasst. Die einzelnen Funktionen sind mit geeigneten Kopfzeilen ausgestattet und der Code in englischer Sprache kommentiert. Hiermit soll es potenziellen Nutzenden einfacher gemacht werden, mit den Programmen zu arbeiten.

## Ablage der Daten

Alle Daten, die für diese Arbeit relevant sind und im Zuge der Validierung und Ergebnisdarstellung verwendet wurden, finden sich im Ordner *Data* des digitalen Anhangs. Dabei werden die Daten für die Kalibration der Modellgleichungen, Validierungsszenarien und aufbereitete Datensätze unterschieden. Zusätzlich finden sich einige Funktionen, die nur für den Umgang mit den Datensätzen notwendig sind, im Ordner *Data\_Functions*.

Bei den Kalibrationsdaten wird zwischen den rohen Messdaten aus der Kalibration und den berechneten Parameter-Fits für die Beobachtergleichungen differenziert. Für die Kalibrierung eines Modells werden viele Messungen

benötigt, auf die in der Fit-Datei verwiesen wird, womit diese eindeutig zugeordnet werden können.

Für die Validierung wurden die in Kapitel 5.5 beschriebenen Szenarien an der modularen Mischanlage vermessen. Im Ordner *Scenario\_Data* sind sowohl die rohen Messdaten als auch die von der Diagnose verarbeiteten Datensätze enthalten. Für die weiterführende Betrachtung mit veränderter Anlagentopologie sind ebenfalls Rohdaten und verarbeitete Daten hier abgelegt.

Für die überblickende Betrachtung der verschiedenen Fehlerfälle wurden stationären Betriebspunkte aus den Szenarien extrahiert. Diese Datensätze sind im Ordner *Extracted\_Data* zu finden. Für jeden Betriebspunkt lässt sich der zugehörige Datensatz des Szenarios und der Zeitpunkt zurückverfolgen. Dies gilt für die Validierungsmessungen und die Untersuchungen mit veränderter Anlagentopologie. Außerdem finden sich in diesem Ordner die Datensätze zur Unsicherheitsbetrachtung in Kapitel 6.1.4.

Hilfsmittel für den Umgang mit den großen Datenmengen sind im Ordner *Data\_Functions* zusammengefasst. Hierbei handelt es sich um Funktionen, um die Sensorfehler auf bestehende Messreihen aufzuschalten, stationäre Betriebspunkte zu extrahieren oder (Zwischen-)Ergebnisse genauer zu betrachten.

## Ablage der Abbildungen

Alle Diagramme dieser Arbeit sind mit einer eindeutigen PlotID ausgestattet, welche die Version des Diagramms mit den dahinterliegenden Daten und den notwendigen Programmen verknüpft. Das Vorgehen hierzu wurde bereits in Kapitel 5.2 dargelegt.

Die Ergebnisse des Werkzeugs PlotID sind im Ordner *PlotID\_export* abgelegt. Darin befindet sich eine CSV-Datei mit dem Überblick über alle vergebenen PlotIDs und wenige relevante Metadaten. Für jede Abbildung mit PlotID ist außerdem ein entsprechend benannter Ordner angelegt, in dem sich alle notwendigen Dateien für die Reproduktion des Diagramms wiederfinden. Die abgelegten Datensätze beinhalten außerdem Referenzen zu weiteren Datensätzen von Messreihen oder Kalibrationen (siehe auch Abbildung 5.3).

## C.2 Datenverarbeitung

Alle relevanten Vorgänge der Datenverarbeitung der vorliegenden Arbeit sind in Abbildung C.2 dargestellt. Datensätze werden hiernach bei der Kalibration der Modelle verwendet, bei der Anwendung der Methode zur Fehlerdiagnose und in der Analyse der Ergebnisse.

Für die Kalibration werden die rohen Messdaten von spezifischen Skripten zur Modellparametrisierung verarbeitet, um die gewünschten Modellanpassungen zu erlangen. Die Ablageorte der jeweiligen Datensätze und Programme innerhalb des digitalen Anhangs sind in Abbildung C.2 verzeichnet.

Für die Anwendung der Diagnose werden die rohen Messdaten der Szenarien vom Hauptprogramm der Diagnose verarbeitet und die Ergebnisse gespeichert. Dabei werden Inputs für die systematischen Unsicherheiten, Modellparameter und die Anlagentopologie genutzt und ebenfalls im Ergebnisdatensatz abgelegt.

Die Analyse dieser Ergebnisse erfolgt über die Extraktion relevanter Datenpunkte und deren Ablage in aggregierten Datensätzen. Diese lassen sich dann in Diagrammen darstellen, welche über ihre PlotID die Rückverfolgung der gesamten Datenkette erlauben.

## ÜBERBLICK DATENVERARBEITUNG

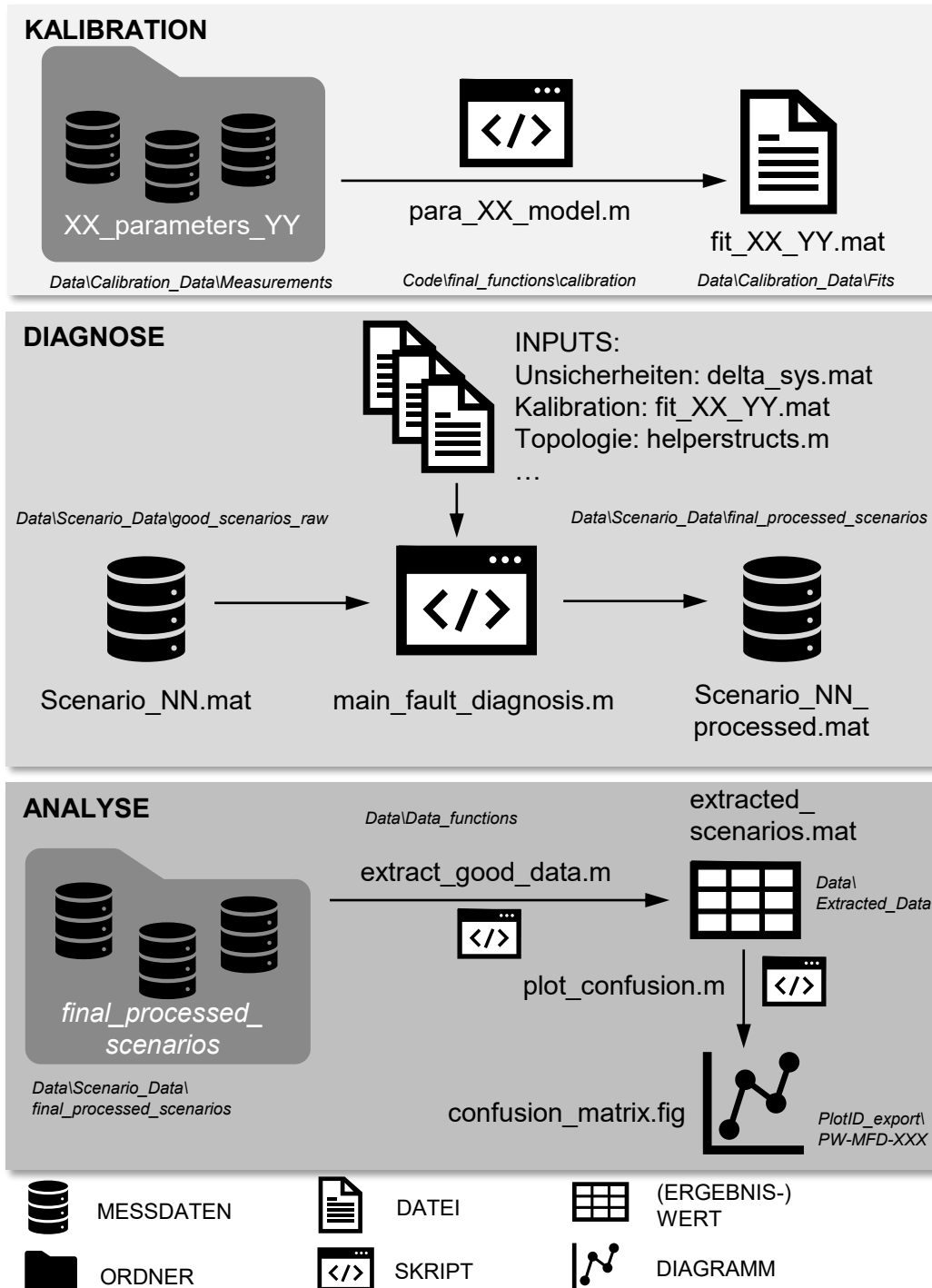
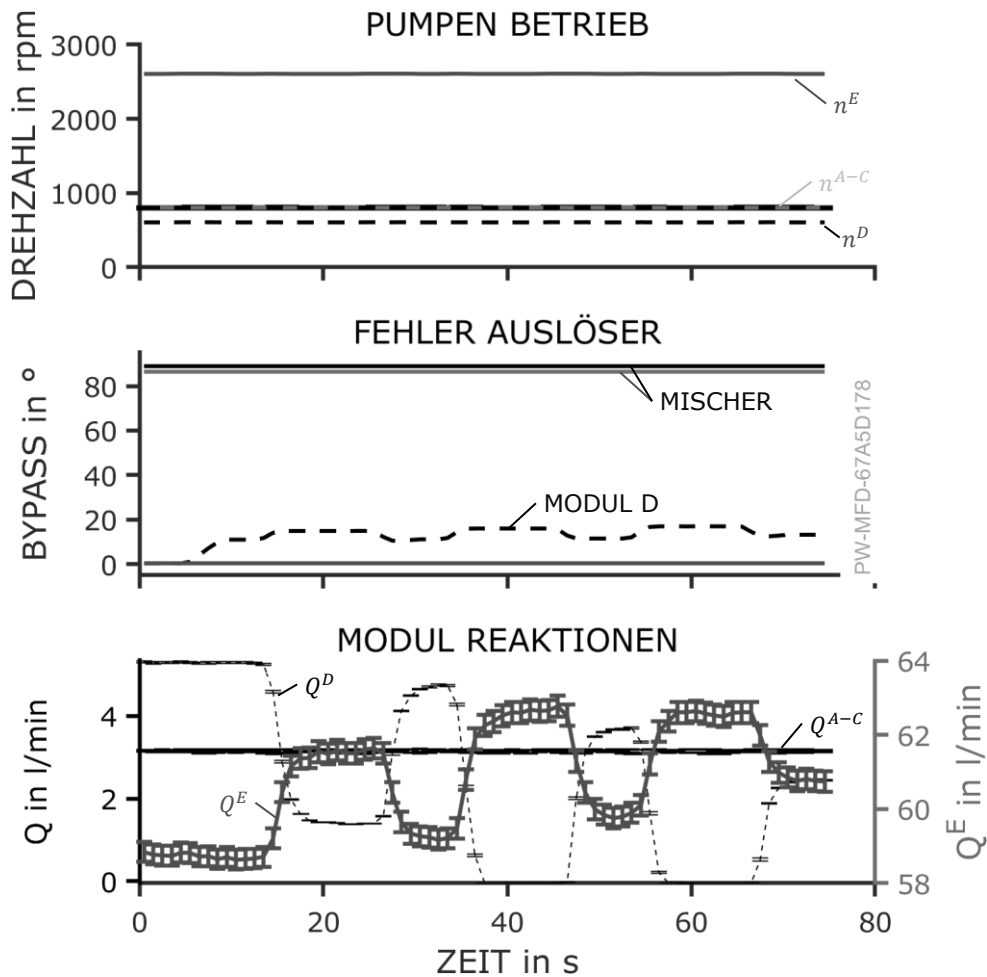


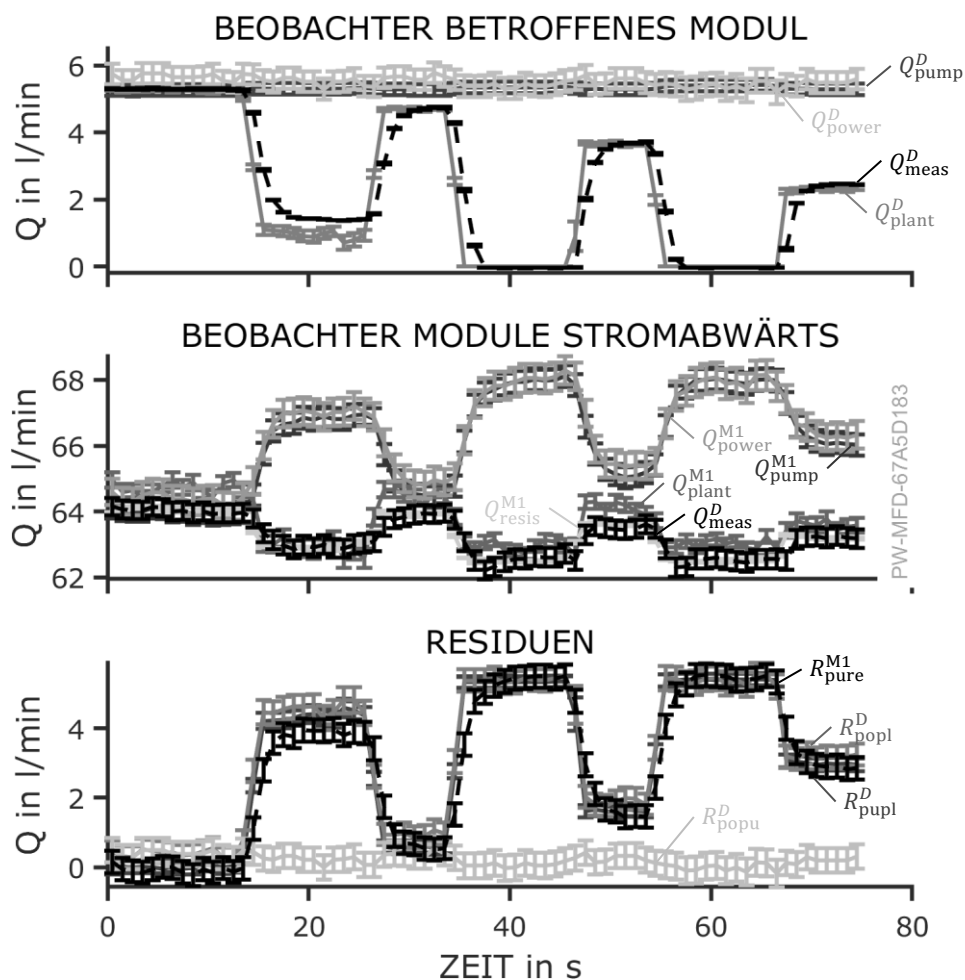
Abbildung C.2 – Überblick über die Daten und ihre Verarbeitung im Rahmen der Validierung mit Links zu den jeweiligen Ablageorten im digitalen Anhang.

## Anhang D

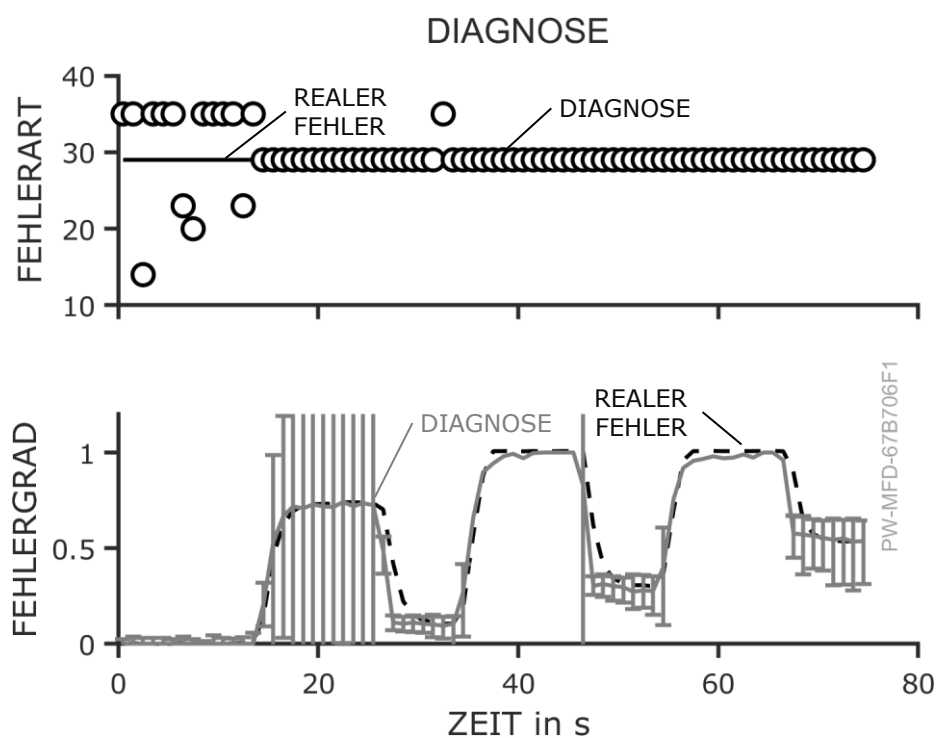
### Weitere Ergebnisse



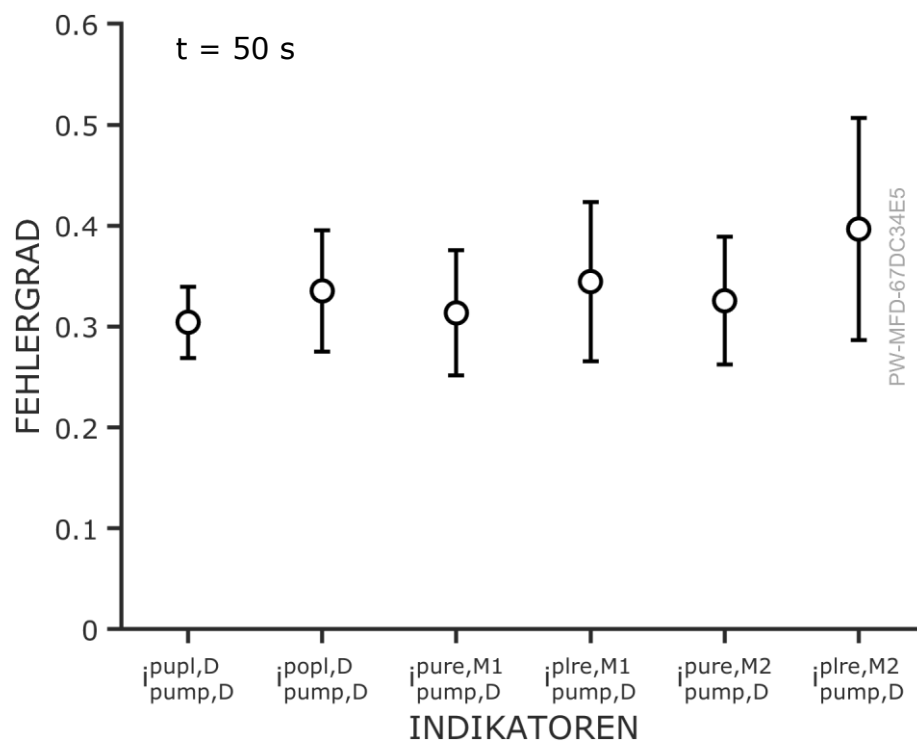
**Abbildung D.1** – Betriebsgrößen der Anlage für das Szenario „innere Leckage“ in Modul D bei mittlerer Pumpendrehzahl und hohen parallelen Volumenströmen: Pumpendrehzahlen aller Dosiermodule (oben), Öffnungsgrade der Kugelhähne der Bypässe und Drosseln (Mitte), gemessene Volumenströme der einzelnen Module (unten). Die entsprechende Messunsicherheit ist als Fehlerbalken dargestellt.



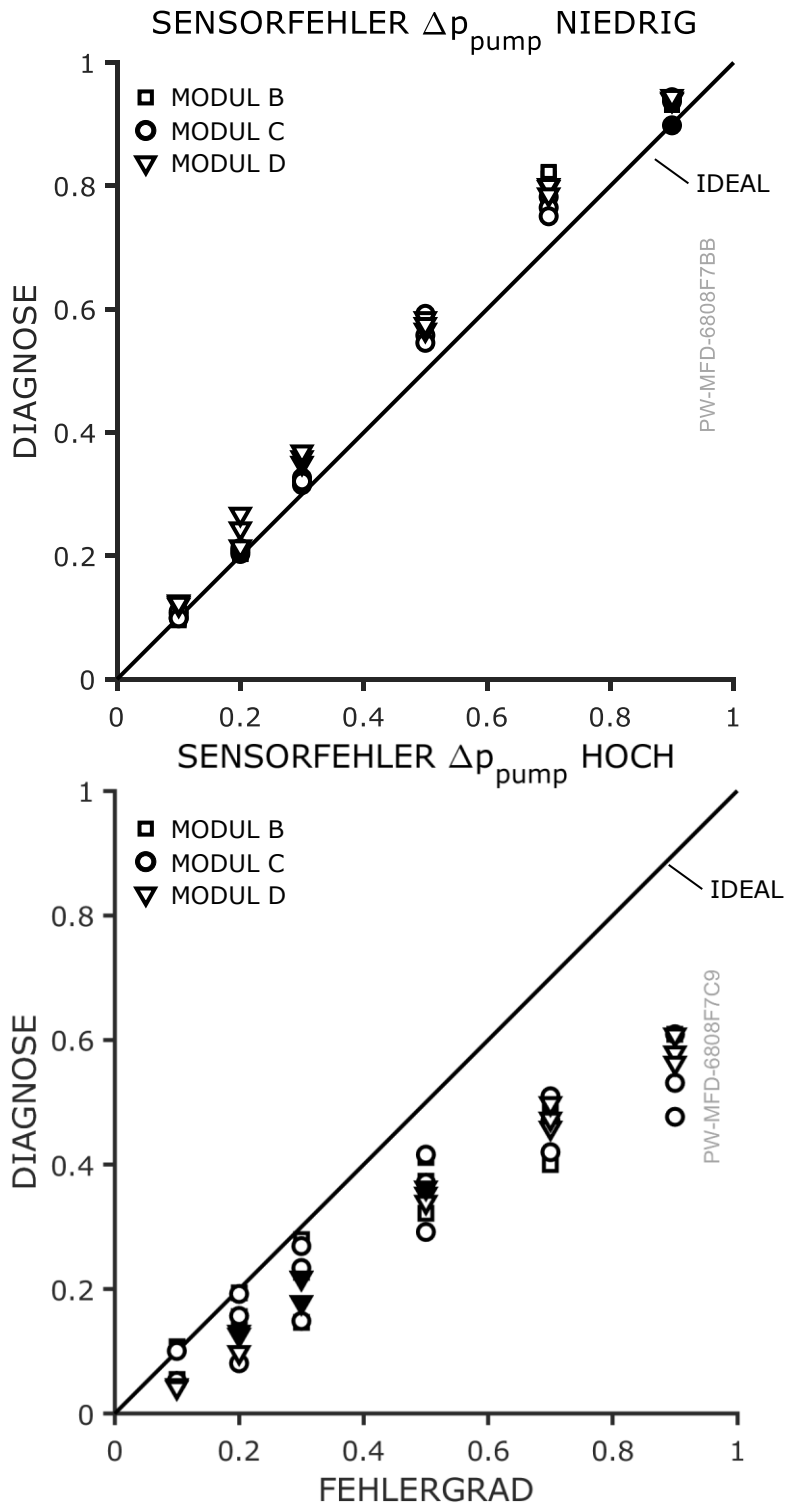
**Abbildung D.2** – Beobachter und Residuen für das Szenario „innere Leckage“ in Modul D bei mittlerer Pumpendrehzahl und hohen parallelen Volumenströmen. Oben: Werte der Beobachter des betroffenen Moduls D (Pumpenbeobachter  $Q_{pump}$ , Leistungsbeobachter  $Q_{power}$ , Anlagenbeobachter  $Q_{plant}$ ) und gemessener Volumenstrom  $Q_{meas}$ . Mitte: Werte der Beobachter des stromabwärts gelegenen Mischer 1. Unten: Werte der relevanten Residuen; die Verläufe der Residuen  $R_{pupl}^D$ ,  $R_{pupl}^{M1}$  und  $R_{pure}^{M1}$  folgen dem Fehlergrad, das Residuum  $R_{popu}^D$  ist davon unbeeinflusst. Die Unsicherheit der berechneten und gemessenen Größen ist als Fehlerbalken dargestellt.



**Abbildung D.3** – Oben: Fehlertyp, der von der Diagnose erkannt wurde. Unten: Fehlergrad, der von der Diagnose erkannt wurde. Die Unsicherheit der Diagnose ist als Fehlerbalken dargestellt.

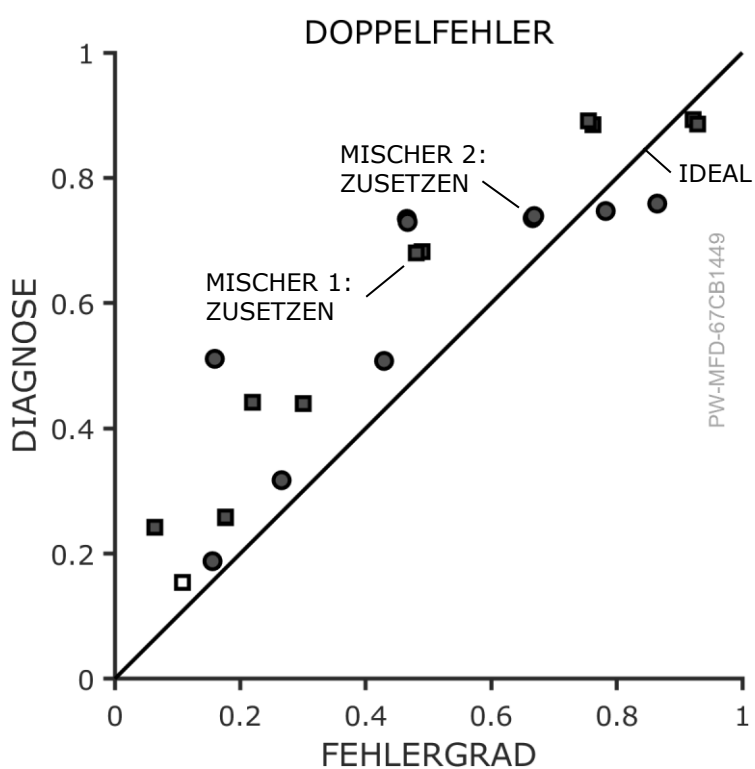


**Abbildung D.4** – Relevante Indikatoren für die innere Leckage in Modul D mit deren Unsicherheit für den Zeitpunkt  $t = 50$  s im Szenario 38.

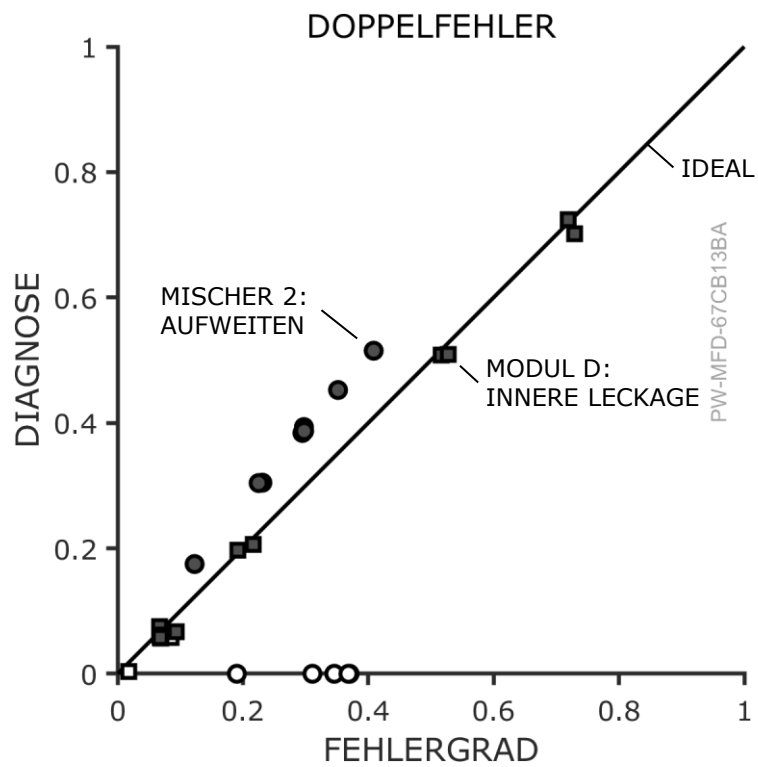


**Abbildung D.5** – Ergebnisse für die veränderte Anlagentopologie bei Sensorfehlern der Pumpendruckdifferenz der Module B, C und D für den Fall zu niedriger (oben) und zu hoher Ausgabewerte (unten). Wurde der Fehlertyp korrekt identifiziert, ist der Marker schwarz ausgefüllt.

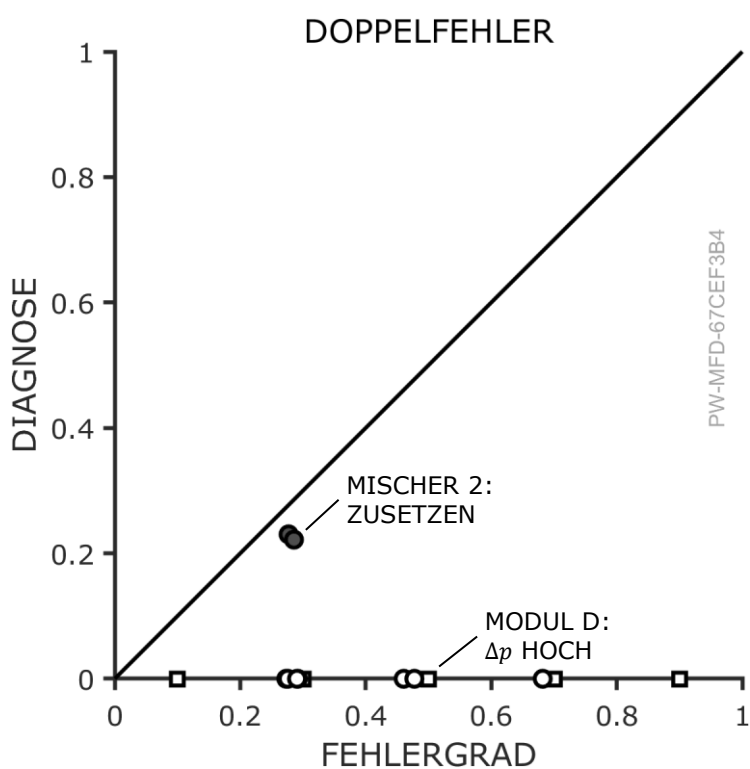




**Abbildung D.7** – Ergebnisse der Diagnose für das gleichzeitige Zusetzen von Mischer 1 und Mischer 2. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehler an, die weißen Marker die nicht identifizierten.



**Abbildung D.8** – Ergebnisse der Diagnose für das gleichzeitige Auftreten von Leckage im Modul D und Aufweiten von Mischer 2. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehler an, die weißen Marker die nicht identifizierten.



**Abbildung D.9** – Ergebnisse der Diagnose für das gleichzeitige Auftreten zu hoher Druckwerte im Modul D und Zusetzen von Mischer 2. Die dunkelgrauen Marker zeigen Betriebspunkte mit erfolgreich identifizierten Fehler an, die weißen Marker die nicht identifizierten.

# Eigene Publikationen

- [1] P. Wetterich. *Digitaler Anhang (Code, Daten, Abbildungen) zur Dissertation Fehlerdiagnose für modulare Prozessanlagen*. 2025.
- [2] P. Wetterich. *Modulare Symptome für die systemische Diagnose des Verschleißes in modularen Prozessanlagen*. Frankfurt am Main, 2022.
- [3] P. Wetterich, M. M. G. Kuhr und P. F. Pelz. „Model-Based Condition Monitoring of Modular Process Plants“. In: *Processes* 11.9 (2023), S. 2733.
- [4] P. Wetterich, M. M. G. Kuhr und P. F. Pelz. „Rule-Based Fault Diagnosis of Modular Process Plants“. In: *Processes* (submitted) (2025).
- [5] P. Wetterich, C. Schänzle und P. F. Pelz. *Towards decentral Condition Monitoring based on Small Data and hybrid Soft Sensors; 2nd revised edition*. 2023.
  
- [6] S. P. Lamm, P. Wetterich, Ingo Dietrich, S. Sommer und P. F. Pelz. *Plug-and-Approve?* 2024.
- [7] S. P. Lamm, P. Wetterich, Ingo Dietrich, S. Sommer und P. F. Pelz. *Semantic PEA Data sheet (SPEAD)*. 2025.
- [8] K. T. Logan, M. M. Meck, N. Preuß, P. Wetterich und P. F. Pelz. *Data Management as an Enabler of Sustainability – Discussion Using the Example of a Digital Data Sheet; 2nd revised edition*. 2023.