

TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN

Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik

Lehrstuhl für Datenverarbeitung

Online Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand

Roxana Maria Franze

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr.-Ing. W. Hemmert

Prüfer der Dissertation: 1. Univ.-Prof. Dr.-Ing. K. Diepold

2. Univ.-Prof. Dr.-Ing. habil., Dr. h.c. A. W. Koch

Die Dissertation wurde am 12.11.2010 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik am 10.07.2011 angenommen.

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Doktorandin im Bereich „Entwicklung Antrieb“ der BMW AG in München.

Bei Prof. Dr.-Ing. K. Diepold bedanke ich mich sehr herzlich für die Möglichkeit zur Promotion an seinem Lehrstuhl, für seine Betreuung und seine kontinuierliche Unterstützung dieser Arbeit, insbesondere dabei für die wertvollen fachlichen Hinweise und Ratschläge.

Weiterhin möchte ich mich bei Herrn Dr.-Ing. F. Rabenstein für die Aufnahme in seine Abteilung während meiner Tätigkeit bei der BMW AG sehr herzlich bedanken. Herrn Dr.-Ing. D. Mathiak, Teamleiter für Methoden und Prüfverfahren, sowie meinen Betreuern Herrn Dipl.-Ing. A. Vogel und Dipl.-Ing. T. Fleischhauer gilt mein besonderer Dank für die Einarbeitung und die Bereitschaft zur stetigen Beratung und Unterstützung bei fachlichen Themen. Herrn Dipl.-Ing. Napni Tran möchte ich dabei zudem für die wertvolle Unterstützung durch seine Masterarbeit danken. Allen weiteren Kollegen der Gruppe EA-832 möchte ich nicht zuletzt auch für das hervorragende Arbeitsklima und ihre Unterstützung danken. Weiterhin danke ich allen anderen, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben, aber nicht namentlich erwähnt worden sind.

Mein größter Dank gilt meinem Mann Thomas für seine Unterstützung, sein Verständnis in schwierigen Zeiten und seine Geduld mit mir und unserer Tochter Karina. Insbesondere bedanke ich mich sehr für seine Bereitschaft zur Betreuung unserer „Kleinen“ in seiner Freizeit und seinem Urlaub, um mir zu ermöglichen, meine Dissertation mit Ruhe schreiben zu können. Für die sorgfältige Durchsicht dieses Manuskripts und die grammatikalischen Korrekturen ebenfalls vielen Dank.

A mi mamá y mi familia en Chile, que siempre me han apoyado en todas mis decisiones, muchas gracias.

Kurzfassung

Zahlreiche Entwicklungs- und Optimierungsaufgaben moderner PKW-Verbrennungsmotoren werden auf Motorenprüfständen durchgeführt. Während des Betriebs des Motors werden dort Daten aus den verbrennungstechnischen Vorgängen wie z.B. Kraftstoffverbrauch, Luftverhältnis und Abgasemissionen erfasst, um die Eigenschaften des Motors zu bestimmen und/oder zu verbessern. Dies führt zu einer komplexen Messeinrichtung mit einer enormen Anzahl von Sensoren. Weiterhin werden immer neue alternative Messungsstrategien wie DOE (Design of Experiments) am Prüfstand implementiert. Dies setzt voraus, dass die gestreuten Betriebspunkte bei der Messung automatisch angesteuert werden. Ohne ein automatisiertes Online-Tool zur Messdatenqualitätsüberprüfung und mit so einer vielfältigen Struktur ist es häufig, dass die Messungen fehlerbehaftet sind. Die Fehler werden aber üblicherweise erst bei der Auswertung erkannt.

Die vorliegende Arbeit stellt ein neuartiges Online-Verfahren zur Detektion und Identifizierung von fehlerbehafteten Messdaten am Motorenprüfstand vor. Das Verfahren beinhaltet die Online-Erfassung der Messdaten, welche durch verschiedene Kriterien bzw. statistische Verfahren überprüft werden müssen, um mögliche Auffälligkeiten herauszufiltern. Nach der Überprüfung wird eine Aussage über die Messdatenqualität gemacht.

Das entwickelte Verfahren vermindert die Anzahl an falschen Messungen, erhöht die Anzahl an wirksamen Messungen und spart Zeit- und Personalaufwand ein. Das Verfahren hilft damit, eine Steigerung der Rentabilität an den Motorenprüfständen zu erreichen.

Die Einführung von statistischen Verfahren für die Bewertung der Messdatenqualität im Bereich der Motorenentwicklung und -optimierung ist eine innovative Herangehensweise. Insbesondere die Hauptkomponentenanalyse mit ihrer Flexibilität, Robustheit und Genauigkeit besitzt eindeutige Vorteile gegenüber bereits vorhandenen Vorgehensweisen, die nur begrenzt am Prüfstand implementiert werden können oder nur offline funktionieren können.

Abstract

A significant number of tasks in the development and optimisation of combustion engines in modern vehicles are carried out in engine test benches. In order to determine and/or to improve the properties of the engine, information about the technical process of combustion will be collected by operating an engine, e.g. fuel consumption, air/fuel ratio and exhaust emissions. This leads to complex measuring devices with a high number of sensors. Furthermore there will be numerous new measuring strategies implemented in the engine test bench like DOE (Design of Experiments). Here will be assumed, that the diverse operating points in the measurement will be driven automatically. Without an automated online tool for the verification of the quality of measurements and with so varied structures, it is frequent to have faulty measurements. The errors are found out usually by offline data analysis.

This work presents a novel online procedure to detect and identify faulty measurements in engine test benches. The procedure includes the online acquisition of measuring data, which will be analysed by different criteria and statistical procedures in order to filter out the conspicuous data. After the verification a statement about the quality of the measuring data will be given.

The developed procedure reduces the quantity of faulty measurements, increases the amount of effective measurements and saves time and personnel costs. The procedure helps to improve the profitability of the engine test benches.

The introduction of multivariate statistics for the evaluation of the measuring data quality in the field of engine development and optimisation is an innovative approach. Particularly the principal component analysis with its flexibility, robustness and accuracy offers clear advantages over already available proceedings, that can be only bound implemented in the engine test benches or can be performed only offline.

Inhaltsverzeichnis

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Einleitung | 1 |
| 1.1 | Zielsetzung | 3 |
| 1.2 | Stand der Technik | 4 |
| 1.2.1 | Offline-Auswertung der Messdaten | 5 |
| 1.2.2 | Kontrolle der Messwerte durch Steuergeräte | 8 |
| 1.2.3 | Online-Plausibilisierung durch verfügbare kommerzielle Softwareprogramme | 10 |
| 1.2.4 | Wissenschaftliche Arbeiten über Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand | 11 |
| 1.3 | Problemstellung | 12 |
| 1.4 | Wissenschaftliche Beiträge und Ausblick | 12 |
| 1.4.1 | Wissenschaftliche Beiträge | 12 |
| 1.4.2 | Aufbau der Arbeit und Ausblick | 13 |
| 2 | Theoretische Grundlagen | 16 |
| 2.1 | Grundlagen der Messtechnik | 17 |
| 2.2 | Statistische Voraussetzungen der Mess- und Modelldaten am Motorenprüfstand | 20 |
| 2.2.1 | Normalisierung der Messdaten | 20 |
| 2.2.2 | Verteilungsfunktion für Messdaten am Motorenprüfstand | 20 |
| 2.2.3 | Robustheit der Regressionsanalyse | 22 |
| 2.3 | Regressionsanalyse | 23 |
| 2.3.1 | Lineare Regressionen | 25 |
| 2.3.2 | Polynomregressionen | 25 |
| 2.3.3 | Ridge-Regressionen | 26 |
| 2.3.4 | Hauptkomponentenregressionen | 26 |
| 2.3.5 | Partial-Least-Squares | 29 |
| 2.3.6 | Nichtlineare Regressionen | 32 |
| 2.4 | Vergleichs- und Validierungsmethoden | 33 |
| 2.5 | Beispiel und Vergleich zwischen verschiedenen Verfahren | 35 |

| | | |
|----------|--|------------|
| 2.6 | Fuzzy-Logik | 40 |
| 3 | Motorenprüfstand | 42 |
| 3.1 | Automatisierungssystem am Prüfstand | 44 |
| 3.2 | Optimierungssystem | 45 |
| 3.3 | Applikationssystem | 45 |
| 3.4 | Versuche am Prüfstand | 45 |
| 4 | Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand | 52 |
| 4.1 | Randbedingungen | 53 |
| 4.2 | Datenerfassung | 54 |
| 4.3 | Architektur des Verfahrens | 59 |
| 4.4 | Überprüfungsmodule | 62 |
| 4.4.1 | Überprüfungsmodul: Soll-Istwert Vergleich | 62 |
| 4.4.2 | Überprüfungsmodul: Modell-Istwert Vergleich | 65 |
| 4.4.3 | Überprüfungsmodul: Referenzmessung-Istwert Vergleich | 71 |
| 4.4.4 | Überprüfungsmodul: Physikalische Relationen | 73 |
| 4.4.5 | Überprüfungsmodul: Erkennung von fehlerhaften Sensoren | 77 |
| 4.5 | Entscheidungssystem | 83 |
| 5 | Ergebnisse der Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand | 92 |
| 5.1 | Versuchsbeispiel Nr. 1 | 92 |
| 5.2 | Versuchsbeispiel Nr. 2 | 96 |
| 5.3 | Bewertung des entwickelten Verfahrens | 100 |
| 6 | Zusammenfassung und Ausblick | 102 |
| | Abkürzungsverzeichnis | 104 |
| | Ottomotor und Prüfstand | 104 |
| | Verfahren | 105 |
| | Symbolverzeichnis | 107 |
| | Ottomotor | 107 |
| | Verfahren | 108 |
| A | Anhänge | 111 |
| A.1 | Fortpflanzung systematischer Fehler | 111 |
| A.2 | Theoretische Grundlagen des Ottomotors | 112 |
| A.3 | Verfahren zur Ermittlung der Anzahl der Hauptkomponenten | 121 |

A.4 Pseudocode zur Messdatenplausibilisierung am Prüfstand 124

1 Einleitung

Die technische Entwicklung und Optimierung von Verbrennungsmotoren hat sich in den letzten Jahren stark beschleunigt [1–6]. Abgasnormen sind im Laufe der letzten Jahre weltweit ständig verschärft worden [7–12]. Die Tendenz geht eindeutig zu Fahrzeugen mit neuen Motoren, die weniger Kraftstoff verbrauchen und weniger schädliches Abgas bzw. Partikel ausstoßen [13–17].

Hinter dieser eindrucksvollen Entwicklung verbergen sich langjährige Entwicklungsarbeiten, deren Kernstück die Durchführung zahlreicher Versuche am Motorenprüfstand ist: 45% der Entwicklungskapazität werden heute als Teilaufgaben der Applikation vom Fahrzeug auf den Motorenprüfstand verlegt und 18% der Kapazität werden als Dauererprobung durchgeführt [18–22].

Bei jedem Versuch am Motorenprüfstand werden beispielweise verbrennungstechnische Parameter wie Kraftstoffverbrauch, Luftverhältnis und Abgasemission erfasst, um die Eigenschaften des Motors zu bestimmen und/oder zu verbessern. Das führt zu einer komplexen Messeinrichtung mit einer enormen Anzahl von Sensoren.

Weiterhin werden immer neue alternative Messungsstrategien wie DOE (Design of Experiments) am Prüfstand implementiert [23–28]. Dies setzt voraus, dass die gestreuten Betriebspunkte bei der Messung automatisch angesteuert werden. Die Anwendung von DOE in der Versuchsplanung erfordert eine geringere Anzahl von Messpunkten im Vergleich zu Rasterungen und zufälligen Verteilungen. Die Richtigkeit der Messungen wird dagegen vorausgesetzt, da falsche Messdaten die benötigten Modellbildungen beeinträchtigen.

Ohne ein automatisiertes Online-Tool zur Messdatenqualitätsüberprüfung und mit so einer vielfältigen Struktur sind Messungen häufig fehlerbehaftet.

Eine Betriebsstunde am Prüfstand ist sehr teuer. Alle Vorbereitungs-, Einsatz-, Verbrauchs-, und Nachbereitungskosten für einen Versuch sowie die Wartezeiten werden betrachtet. Werden die Messfehler erst bei der Auswertung erkannt, wird der Zeit- und Personalaufwand durch notwendige teure Wiederholungsmessungen, insbesondere bei dauerhaften Messungen, erhöht und dadurch die Kosten am Prüfstand gesteigert.

Als Beispiel werden in der Tabelle 1.1 die Fehler aufgelistet, die an einem Prüfstand während eines Zeitraums von zehn Tagen bei der Auswertung der Messdaten gefunden wurden. Dabei wurden 38 Versuche durchgeführt. Insgesamt wurden 1038 Messpunkte erfasst. Der Prüfstand wurde 113 Stunden betrieben. Der kürzeste Versuch dauerte 5 Minuten, der längste fast 13 Stunden.

Tab. 1.1: Beispiel von gefundenen Fehlern während der Auswertung der Messungen an einem Motorenprüfstand.

| Fehler | Anzahl [%] der Messpunkte mit Fehlern | Anzahl [%] der Versuche mit Fehlern |
|---|---------------------------------------|-------------------------------------|
| Starke Soll-Istwert-Abweichungen | 44 [4,2%] | 3 [7,9%] |
| Verletzung physikalischer Relationen | 156 [15,0%] | 12 [31,6%] |
| davon Kraftstoffverbrauchberechnung | 112 [10,8%] | 12 [31,6%] |
| Grenzverletzungen (Kraftstoffverbrauch) | 21 [2,0%] | 4 [10,5%] |
| Andere Verletzungen* | 37 [3,6%] | 7 [18,4%] |

*Grenzverletzungen in anderen Kanälen, Abnahme der Präzision der Messungen, Abweichungen von Referenzmessungen, etc.

Aus der Tabelle 1.1 ist ersichtlich, dass im Durchschnitt ca. 20% der Versuche Messabweichungen enthalten. Überträgt man diese Tendenz auf alle Prüfstände, entsteht eine Steigerung der Kosten um ca. 20% und dadurch eine Verminderung der Rentabilität des Prüfstandes.

Die meisten Fehlmessungen werden durch starke Abweichungen der Istwerte von den Sollwerten, Modellwerten, definierten Mustern und/oder Referenzmessungen sowie durch unerfüllte physikalische Regeln und Zusammenhänge zwischen den Messwerten verursacht. Häufig ist aber auch der Ausfall oder die falsche Kalibrierung eines Sensors die Hauptursache von Fehlmessungen. Nicht zu vernachlässigen sind personell bedingte Fehler bei der Einstellung der Messtechnik.

Vor allem sind die Abweichungen der Istwerte von den Sollwerten kritische Fehler, die einen ganzen Versuch beeinträchtigen können. Andere Verletzungen können Hinweise auf defekte Sensoren geben. Die vorliegende Information bei Offline-Auswertungen reicht häufig nicht aus, um die fehlerhaften Sensoren und/oder die Fehlerart zu erkennen. Das erhöht das Risiko, dass die Messung ohne Korrektur mit dem selben Fehler wiederholt wird.

Viele der häufigsten Fehler am Prüfstand können aber während der Messung automatisiert erkannt und identifiziert werden. Um die Entwicklungsaufgaben leichter, wirksamer und qualitativ besser zu bewältigen, ist daher eine Online-Messdatenplausibilisierung notwendig und erwünscht.

1.1 Zielsetzung

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist, die Menge von Fehlmessungen am Prüfstand durch eine rechtzeitige Erkennung und Identifizierung von auffälligen Messdaten während eines Versuchs zu minimieren und damit die Rentabilität der Motorenprüfstände zu steigern.

Das hierfür verwendete Verfahren muss die Qualität der Messungen sichern. Dafür sollten die folgenden spezifischen Zwecke bearbeitet werden:

Auf Messabweichungen und ihre potenzielle Herkunft sollte hingewiesen werden. Hierzu gehören die Untersuchung von starken Abweichungen der Istwerte von Sollwerten, Modellwerten, definierten Mustern und/oder Referenzmessungen, die kontinuierliche Überprüfung von physikalischen Relationen und Zusammenhängen zwischen den Messwerten, die Erkennung von Auffälligkeiten aufgrund defekter Sensoren, die Kontrolle der Zugehörigkeit eines Wertes zu einem vorgegebenen Wertebereich und/oder zu einem bestimmten Datentyp und der Vergleich von Zielgrößen mit online gebildeten Modellen.

Die Messfehler sollten möglichst frühzeitig entdeckt werden. Das fordert die Implementierung eines Online-Werkzeuges zur Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand. Die Bildung notwendiger Modelle sollte aus den online erfassten Messdaten durchgeführt werden. Die Methoden, Verfahren und Prüfroutinen für die Messdatenplausibilisierung müssen rechnerisch schnell, robust und flexibel sein.

Ein Entscheidungssystem zur Bewertung der erkannten Fehler sollte entwickelt werden. Dadurch können die erkannten Fehler hinsichtlich ihrer Wichtigkeit bzw. ihrer Kritikalität sortiert werden, um weitere Vorgänge im Versuch zu veranlassen (z.B. den Versuch beenden, den Motor abschalten, einen Betriebspunkt wiederholen, etc).

Die Messfehler sollten möglichst auf Null oder die Fehlversuche mindestens zu 10% reduziert werden, um die Verluste am Prüfstand mindestens zu halbieren. Die Einstellungen und die Parametrisierung des Verfahrens am Prüfstand sollte möglichst automatisch konfiguriert werden und die Schnittstelle am Prüfstand sollte bedienungsfreundlich sein, um Zeit- und Personalaufwand einzusparen.

Die Messdatenplausibilisierung sollte präzise, flexibel und erweiterbar sein. Dafür sollte eine geeignete Architektur des Verfahrens entwickelt werden.

Die praktischen Arbeiten zur vorliegenden Dissertation wurden im Bereich „Entwicklung Antrieb“ der BMW AG in Zusammenarbeit mit dem Lehrstuhl für Datenverarbeitung der Fakultät für Elektro- und Informationstechnik der TU München durchgeführt.

1.2 Stand der Technik

Die Plausibilisierung der am Motorenprüfstand erzeugten Messdaten wurde bislang meist vom jeweiligen Versuchingenieur erst bei der Auswertung und damit offline durchgeführt. Dafür wurden Methoden wie XT-Diagramme, Streudiagramme und Residuenbetrachtungen durch vorhandene Auswertungssoftware eingesetzt.

Eine kommerzielle automatische und nach den Bedürfnissen am Prüfstand flexible Plausibilisierungssoftware war zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Arbeit nicht verfügbar. Allerdings werden einige Datenauswertungstools auf dem Markt angeboten, die einfache, begrenzte Überprüfungen der Messdaten online durchführen können.

1.2.1 Offline Auswertung der Messdaten

Bei der offline-Überprüfung der Messdaten werden XT-Diagramme, Streudiagramme und Residuenbetrachtungen von Modell-Istwert-Vergleichen angewendet. Diese Überprüfungen werden normalerweise durch vorhandene kommerzielle Softwareprogrammen durchgeführt.

Die sogenannten **XT-Diagramme** (auch als Raum-Zeit-Diagramme bekannt) stellen die Messpunkte eines Kanals über die Zeit dar [29–31]. Ausreißer und andere Auffälligkeiten, wie z.B. ein Totalausfall, ein Versatz oder eine Abnahme der Präzision in den Messdaten, können einfach und schnell identifiziert werden (s. Abbildung 1.1).

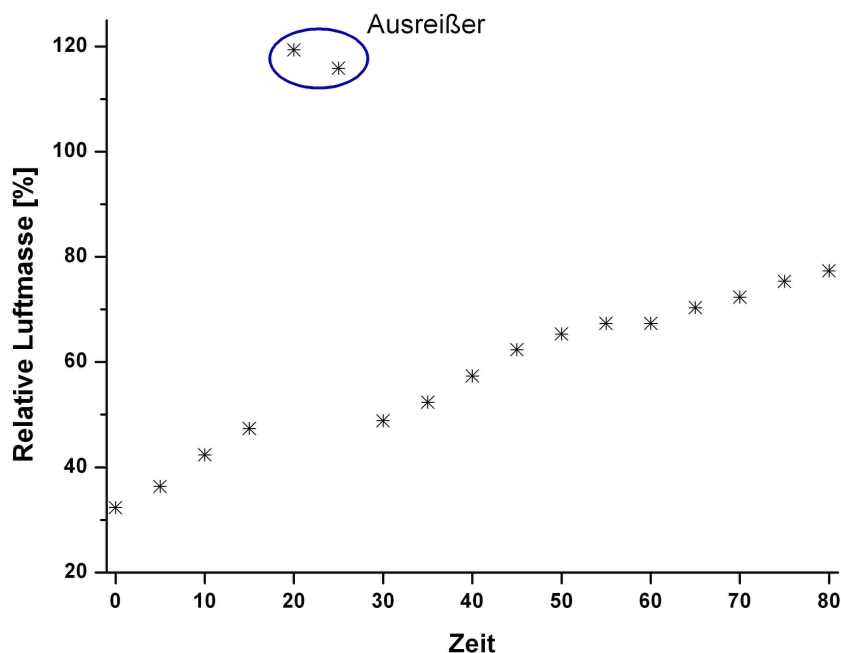


Abb. 1.1: XT-Diagramm. Mit XT-Diagrammen ist es einfach, Auffälligkeiten zu finden. Ausreißer in den Messungen für die relative Luftmasse in einem Versuch bei konstanter Drehzahl und variabler Last wurden gefunden.

Der Nachteil an dieser Methode ist der große erforderliche Zeitaufwand, um Auffälligkeiten zu finden wenn keine zusätzlichen Informationen vorliegen, da die Messdaten vieler Kanäle dargestellt werden müssen. Bei Versuchen am Motorenprüfstand ist die Anzahl der Messkanäle ziemlich groß. Im Durchschnitt werden in einen Standardversuch ca. 2000 bis 3000 Messkanäle verwendet.

Die **Streudiagramme** (engl. Scatterplots) stellen die Zusammenhänge zwischen zwei (und manchmal auch drei) Merkmalen dar [32–34]. Die Merkmale X und Y werden als Punkte in einem XY -Koordinatensystem abgetragen. Die Punktwolken im Streudiagramm ergeben Informationen über die Abhängigkeitsstruktur, ihre Stärke und Richtung, der betrachtenden Merkmale. Häufig auftretende Korrelationen sind lineare Strukturen und Cluster. Zur Analyse der Korrelationen dienen multivariate statistische Verfahren (s. Abschnitt 2). In der Abbildung 1.2 werden die Werte für den Kraftstoffverbrauch und die relative Luftmasse in einem Versuch bei konstanter Drehzahl und variabler Last gegeneinander in einem Streudiagramm dargestellt.

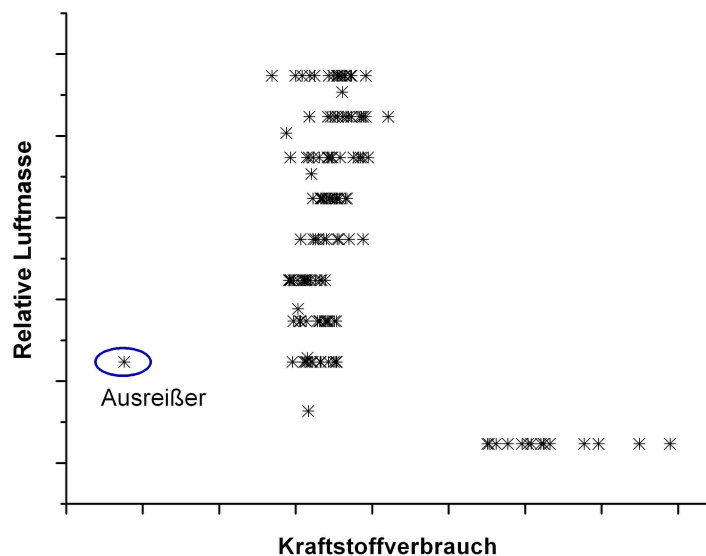


Abb. 1.2: Streudiagramm. Streudiagramme stellen die Zusammenhänge zwischen zwei oder drei Merkmalen dar. In der Abbildung werden die Messwerte des Kraftstoffverbrauchs und der relativen Luftmasse in einem Versuch bei konstanter Drehzahl und variabler Last gegeneinander dargestellt.

Die **Residuendiagramme** stellen die Abweichungen eines Modells von den Daten dar [35, 36]. Die Abbildung 1.3 zeigt ein Beispiel. Der Kraftstoffverbrauch in einem 6-Zylinder-Motor bei konstanter Drehzahl, konstanter relativer Luftmasse und verschiedenen Schwerpunktlagen wurde modelliert (s. auch Abbildung 2.4 im Abschnitt 2.3). Die Modellwerte des Kraftstoffverbrauchs werden gegen die Messwerte dargestellt. Ausreißer werden detektiert.

Starke Abweichungen in einem Residuendiagramm weisen auf fehlerhafte Modellbildungen oder auf fehlerbehaftete Messdaten hin [37].

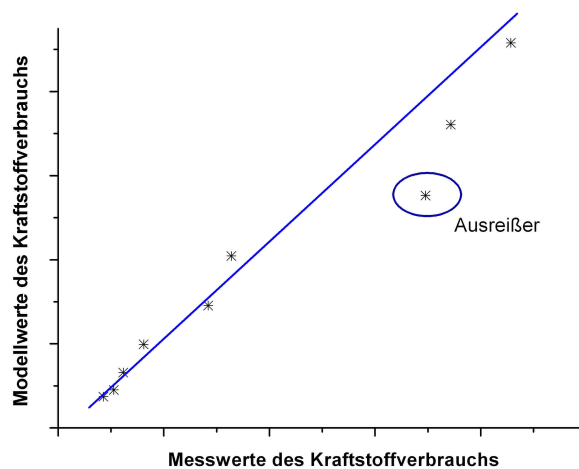


Abb. 1.3: Residuendiagramm. Die Modellwerte des Kraftstoffverbrauchs werden gegen die Messwerte dargestellt.

Die unten genannten kommerziellen Softwareprogramme stehen für die Auswertung der am Prüfstand erzeugten Messdaten zur Verfügung:

Concerto der Firma AVL List ist eine modular aufgebaute Anwendung zur grafischen und/oder tabellarischen Darstellung und Auswertung von Versuchsdaten, speziell stationärer und transients Mess-, Indizier-, Abgasdaten von Motoren- und Getriebeprüfständen.

DIAdem der Firma National Instruments dient zur Datenverwaltung, Datenanalyse und Berichterstellung im Umfeld der Automobilindustrie.

STATISTICA der Firma Statsoft dient zur statistischen und grafischen Datenanalyse: Modelle höherer Ordnung, explorative Verfahren und Versuchsplanung sind einige der Möglichkeiten zur Auswertung der Messdaten.

FlexPro der Firma Weisang GmbH ist ein umfassendes Softwarepaket zur Analyse und Präsentation von technischen Daten. Die professionelle Version enthält zusätzliche leistungsstarke mathematische Analysefunktionen und eine komplette VBA Entwicklungsumgebung.

μ -Graph der Firma KMT & CAESAR ist ein flexibles grafisches Auswerteprogramm für Messdaten aller Art. Es dient zur Datenverwaltung, Präsentationsgrafik, Statistik, Frequenzanalyse und Klassierung.

Ein besonderer Fall von Auswertungsprogrammen ist das bei der BMW AG entwickelte Tool **KfrDV**, das zur BMW eigenen Lösungen in der Entwicklungsumgebung dient. Die Abkürzung KfrDV steht für Kennfeldrechner und Daten-Visualisierung. Das Ziel des KfrDV ist vor allem die Vereinfachung und Beschleunigung der Auswertumfänge im Rahmen der Applikation. Das Tool erlaubt auch einen direkten Zugriff auf die Concerto- und INCA¹-Datenbank.

1.2.2 Kontrolle der Messwerte durch Steuergeräte

Eine andere Möglichkeit zur Messdatenplausibilisierung ist die Einführung von Steuergeräten am Prüfstand (Abgasrückführung, Lambdasonde, Luftmassensensor, Aussetzererkennung, etc.) [38–40]. Diese können eine erste Annäherung an eine Online-Überprüfung der Messdaten geben, die allerdings in der Praxis beschränkt ist, da es viele Schnittstellenprobleme gibt und der Prüfablauf der Steuergeräte nicht vollständig bedatet ist [41].

Steuergeräte sind elektronische Geräte, welche Regelungs- und Steuerungsaufgaben übernehmen (s. Abbildung 1.4) [42–44]. Für die Eingabe stehen Sensoren zur Verfügung. Diese ermitteln eine physikalische Kenngröße wie z. B. Drehzahl, Druck oder Temperatur. Dieser Wert wird mit einer im Steuergerät eingegebenen oder berechneten Sollgröße verglichen [43, 45]. Sollte der gemessene Wert mit dem eingespeicherten Wert nicht übereinstimmen, regelt das Steuergerät mittels Aktoren den physikalischen Prozess nach, so dass die gemessenen Istwerte wieder mit den Sollgrößen übereinstimmen. Die Aktoren greifen also korrigierend in einen

¹s. Abschnitt 3.3

laufenden Prozess ein [45–47].

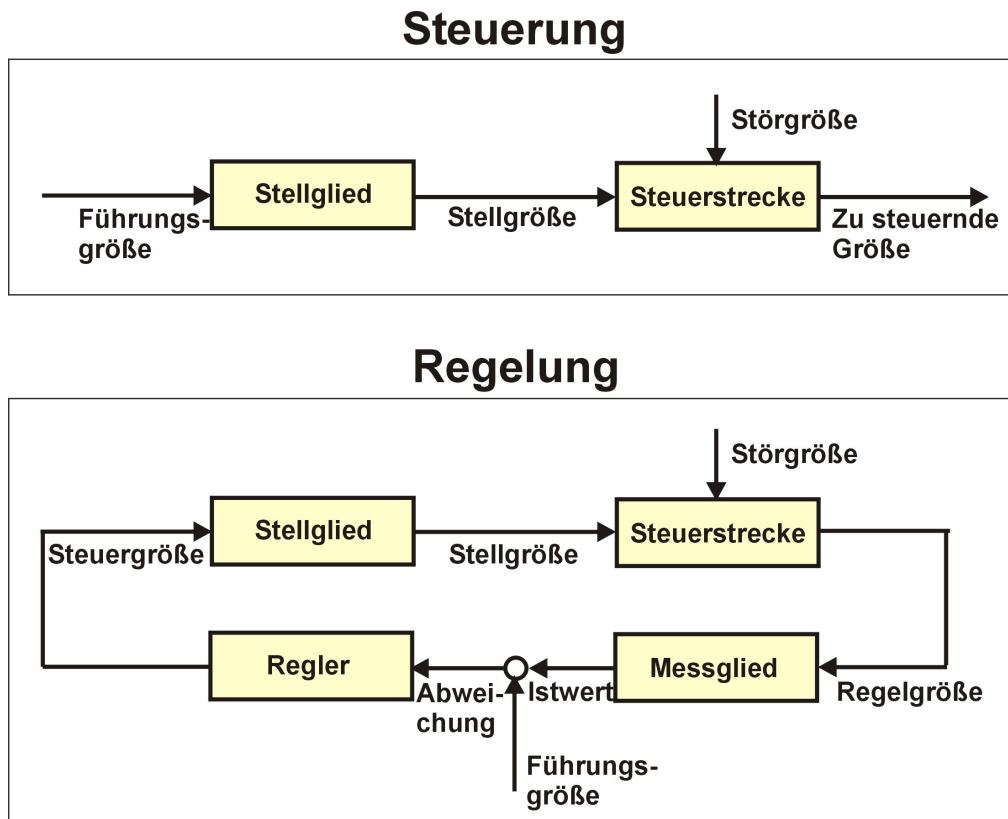


Abb. 1.4: *Steuerungs- und Regelungswirkungskette.* Bei einer Steuerung gibt es nur eine Wirkungslinie vom Eingang (Führungsgröße = Steuergröße) des Stellglieds zum Ausgang (zu steuernde Größe) der Steuerstrecke. Bei einer Regelung gibt es einen geschlossenen Wirkungskreis.

Steuergeräte bestehen aus einem eigenständigen Prozessor in Form eines eingebetteten Systems [44, 46]. Die Geräte tauschen über Systembusse systemweit Informationen über die Betriebszustände und weitere relevante Daten im Fahrzeug aus. Über solche Busse wird auch die On-Board-Diagnose bzw. ein Fahrzeugdiagnosesystem angeschlossen. Darüber kann von außen mit sogenannten Diagnosegeräten mit den Steuergeräten kommuniziert werden. Hierbei wird vor allem abgefragt, ob das Steuergerät bei den ständigen Selbsttests Fehler bei sich selbst oder bei den an ihn angeschlossenen Sensoren festgestellt und registriert hat.

1.2.3 Online-Plausibilisierung durch verfügbare kommerzielle Softwareprogramme

Zur Online-Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand sind wenige kommerzielle Softwareprogramme verfügbar, die aber nur einfache, begrenzte Überprüfungen der Messdaten durchführen können, z.B.:

Das Automatisierungssystem **Morphée**² der französischen Firma D2T Groupe kann nur die eingegebenen Istwerte mit den entsprechenden Sollwerten vergleichen und einige wenige selbstprogrammierte Relationen überprüfen. Trotz der Möglichkeit der Programmierung von Relationen ist die Anwendung zu unflexibel und aufwändig. Wird ein neuer Motor oder ein verbessertes Modell eines bestehenden Motors am Prüfstand getestet, müssen die Relationen neu programmiert werden.

Die Firma National Instruments hat die Standardsoftware **DIAdem** zur interaktiven und automatisierten Datenverwaltung, Datenanalyse und Berichterstellung entwickelt. Obwohl die Software einen breiteren Offline-Anwendungsbereich hat, kann **DIAdem** auch an Echtzeitdatenerfassungssysteme angebunden werden. So kann auf die Messdaten zugegriffen werden, ohne dass das Ende des Versuchs abgewartet werden muss. Allerdings kann die Software nur begrenzt zur Online-Messdatenplausibilisierung eingestellt werden, z.B. für die Behandlung von Grenzwertüberschreitungen. Eine andere Software von National Instruments zur Datenauswertung ist **DasyLab**, die eine Online-Visualisierung von XT- und XY-Diagrammen sowie die Anzeige des Status einzelner Kanäle bietet. Die Anwendung am Prüfstand ist aber sehr begrenzt, da so viele Kanäle in einem Versuch vorhanden sind und nur wenige visualisiert werden können.

Das Optimierungssystem **CAMEO**³ der Firma AVL List kann beim Stabilisierungsprozess beobachten, ob das Signal einiger Kanäle stabil ist, bevor weitere Schritte durchgeführt werden. Das kann zumindest sichern, dass die Messungen in stabilen Randbedingungen erfasst werden. Die Ursachen von instabilen Signalen können aber a priori nicht bestimmt werden. Modelle mit Polynomen und Neuronalen Netzen können bei CAMEO auch gebildet werden. Die beiden Modellbildungsmethoden sind im Motorenentwicklungsbereich sehr verbreitet und bieten einige Vorteile. Sie sind z.B. fehlertolerant, können glatte Funktionen gut annähern und verrauschte Daten verarbeiten. Es gibt aber gute Gründe, die ihre Anwendung in Frage

²s. Abschnitt 3.1

³s. Abschnitt 3.2

stellen. Bei Polynommodellen höheren Grades entstehen häufig Probleme von „Overfitting“ und Multikollinearität (s. Abschnitt 2.3.2). Bei neuronalen Netzen sind die relativ langen Trainingszeiten unerwünscht, ein Lernerfolg kann nicht immer garantiert werden und das Problem von „Overfitting“ tritt auch häufig auf (s. Abschnitt 2.3.6).

Die Firma HBM hat die Software **catman®AP** für die Messdatenerfassung am Prüfstand entwickelt. Das Tool hat viele mathematische Auswertungen im Offline-Modus zur Verfügung, aber online können nur Grenzen beobachtet werden. Dazu dient ein Grenzwertschalter. Ein Modul zur Überprüfung der Funktion des Messverstärkers und korrekten Anschlusses des Aufnehmers steht auch zur Verfügung. Die Überprüfung wird aber nur vor dem Versuch durchgeführt.

Die Firma KMT & CAESAR bietet **μ-Lab** für die Erfassung, Online-Verarbeitung, Darstellung, und Wiedergabe einer beliebigen Anzahl von Analog- und Digitalkanälen an. Die Software enthält ein Aktionsmodul für die Grenzwertüberwachung. Die Online-Grafik erlaubt die parallele Darstellung einer unbegrenzten Anzahl grafischer Objekte: z.B. XY-Diagramme, Balkendiagramme, Zahlenfelder oder Schalter. Eine Kontrolle über alle graphischen Darstellungen ist aber sehr unhandlich.

1.2.4 Wissenschaftliche Arbeiten über Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand

Flohr [41] gibt in seiner Dissertation an der TU-Darmstadt einen Überblick über die Messdatenplausibilisierung am Prüfstand hinsichtlich physikalischer und thermodynamischer Eigenschaften des Motorbetriebs.

Schwerpunkt der Fehlerdetektion in seiner Arbeit sind die folgenden Überprüfungen: Bilanzgleichungen (z.B. Sauerstoff-, Kohlenstoff und Gesamtenergiebilanz), Überwachung von Abgasanteilen, thermodynamische Energiebetrachtungen, Vergleichsprozesse, Ungleichungen im Bereich Drücke und Temperaturen, Kontrolle der Daten der Indizierung und sonstige Überprüfungen wie bei Sollwerten und Grenzwerten.

1.3 Problemstellung

Es soll ein neuartiges Online-Verfahren zur Detektion und Identifizierung von fehlerbehafteten Messdaten am Motorenprüfstand entwickelt und eine anschließende Software implementiert werden.

Das Verfahren soll die Online-Erfassung der Messdaten aus dem Automatisierungssystem des Prüfstands beinhalten, welche durch verschiedene Kriterien bzw. statistische Verfahren überprüft werden, um mögliche Auffälligkeiten herauszufiltern. Nach der Überprüfung soll eine Aussage über die Messdatenqualität gemacht werden.

Das Software-Tool soll auf Matlab v. 6.5.1 R13 auf einem vom Automatisierungssystem separaten Rechner implementiert werden.

1.4 Wissenschaftliche Beiträge und Ausblick

1.4.1 Wissenschaftliche Beiträge

Die Einführung von statistischen Verfahren für die Bewertung der Messdatenqualität im Bereich der Motorenentwicklung und -optimierung, insbesondere am Motorenprüfstand, ist eine innovative Herangehensweise gegenüber bereits vorhandenen Vorgehensweisen.

Zahlreiche Anwendungen aus den Themenkreisen der Künstlichen Neuronalen Netze und der Fuzzy-Logik werden im Bereich der Automobilindustrie eingesetzt [48–51]. Bei der Messdatenplausibilisierung am Prüfstand können aber diese Methoden nur begrenzt implementiert werden. Besonders benötigen die neuronalen Netze relativ lange Trainingszeiten, ein Lernerfolg kann nicht garantiert werden und sie erzeugen häufig Overfitting. Multivariate statistische Analysemethoden mit ihrer Flexibilität, Robustheit und Genauigkeit bieten im Gegensatz dazu eindeutige Vorteile.

Andere Methoden zur Fehlererkennung können nur offline angewendet werden (s. Abschnitt 1.2.1).

Durch die Analyse der verfügbaren Methoden anhand einer Bewertung zur Rechenfähigkeit, Einsetzbarkeit, Online-Fähigkeit und Sparsamkeit der am Prüfstand vorhandenen Ressourcen lassen sich die Defizite der aktuellen Ansätze ableiten. Damit können die Anforderungen an eine neuartige Strategie zur Qualitätssicherung der Messdaten zusammengefasst werden.

Demnach ist das vorgeschlagene Verfahren zur Messdatenplausibilisierung im Vergleich zu bestehenden Methoden:

- effektiver, da die Erkennung der Messfehler onlinefähig ist, die Detektionsrate (ca. 90%) ausreichend gut ist und der Anteil der Fehlversuche höchstens 10% (statt ca. 20% ohne Plausibilisierung) beträgt;
- schneller, da keine Trainingszeiten benötigt werden und nur kritische Fehler gefiltert, isoliert und analysiert werden;
- weniger aufwändig, da alle wichtigen Einstellungen automatisiert werden und kein zusätzliches Personal für die Bedienung/Auswertung gebraucht wird;
- umfangreicher, da das Verfahren viele verschiedene potenzielle Fehlerquellen detektieren kann;
- flexibler, da es die vorgeschlagene Architektur des Verfahrens erlaubt, unterschiedliche Methoden für jede Komponente zu verwenden und/oder auszutauschen;
- leichter zu modifizieren bzw. zu erweitern, da eine Aktualisierung auf einen neuen Stand der Technik immer möglich ist.

1.4.2 Aufbau der Arbeit und Ausblick

Ein umfassender Einblick in die Themenkreise der Messtechnik und der multivariaten statistischen Verfahren wird in **Kapitel 2** vorgestellt. Grundkonzepte der Messtechnik, eine Einstufung der möglichen Messabweichungen und statistische Voraussetzungen der Mess- und Modelldaten am Motorenprüfstand werden eingeschlossen. Multivariate statistische Verfahren werden zur Modellierung von Zielgrößen, zur Erkennung und Überprüfung von Zusammenhängen in Daten und zur Detektion und Identifizierung fehlerhafter Sensoren verwendet. Theoretische Grundlagen, Vorteile und Nachteile von linearen und nichtlinearen Regressionsmethoden werden zusammengefasst, analysiert und verglichen, um ein tieferes Verständnis

der verwendeten Strategie zur Messdatenplausibilisierung zu gewinnen. Vergleichs- und Validierungsmethoden hinsichtlich der Anpassungs- und der Vorhersagefähigkeit eines Schätzers werden diskutiert. Ein Anwendungsbeispiel zur Modellierung des Kraftstoffverbrauchs eines Ottomotors wird vorgestellt. Eine Bewertung der Methoden wird durchgeführt, um eine Aussage über die Umsetzbarkeit am Motorenprüfstand zu haben. Zuletzt wird eine Einführung zum Thema Fuzzy-Logik vorgelegt, dessen Grundlagen zur Entwicklung eines Inferenzsystem verwendet wird.

Das **Kapitel 3** stellt einen modernen Prüfstand vor: seinen Aufbau, seine Anwendungsgebiete in der Motorenentwicklung und -optimierung sowie die Werkzeuge für seinen Betrieb (Automatisierungssystem, Optimierungssystem und Applikationssystem). Anschließend wird ein Überblick über typische Zielgrößen, Variationen, Standardmess- und -rechengrößen am Motorenprüfstand vorgestellt. Um den Betrieb eines Prüfstands zu verstehen, wird das Anfahren eines Messpunkts bzw. eines Betriebspunkts dargestellt und der Ablauf eines Versuchs beschrieben.

Im **Kapitel 4** wird der Einsatz des Verfahrens zur Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand vorgestellt. Die Architektur des Verfahren sowie ihre einzelnen Komponenten werden dargestellt. Die modulare Bauweise des Verfahrens erlaubt eine strukturierte, hierarchische Anordnung der Systemkomponenten und gibt der Messdatenplausibilisierung in der Praxis die Flexibilität zu künftigen Modifizierungen und Erweiterungen. Die Aufgaben jeder Komponente des Verfahrens sowie die verbundenen theoretischen Aspekte und Randbedingungen werden beschrieben. Um einen effizienten Programmablauf zu gewährleisten, werden besondere Berücksichtigungen für die Datenerfassung und -verarbeitung vorgeschlagen. Zahlreiche Anwendungsbeispiele bestätigten die gewählten Methoden zur Messdatenplausibilisierung sowie ihren Aufbau.

Kapitel 5 beinhaltet eine Auswahl an Versuchsbeispielen, die als experimenteller Beweis für die Leistungsfähigkeit des Verfahrens zur Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand dienen. Eine Bewertung des Verfahren zeigt, wie die Detektion eines fehlerhaften Verhaltens der Messdaten sichergestellt wird. Damit können die aktuellen Verluste am Motorenprüfstand drastisch gesenkt werden.

Mit einer Zusammenfassung der vorliegenden Arbeit und einem kurzen Ausblick auf zukünftige Entwicklungen im **Kapitel 6** schließt der Hauptteil.

Ergänzend folgt ein ausführlicher Anhang. Dieser umfasst Methoden zur Fortpflanzung systematischer Fehler, theoretische Grundlagen des Ottomotors, Verfahren zur Ermittlung der Anzahl der Hauptkomponenten und einen Pseudocode zur Messdatenplausibilisierung am Prüfstand. Die verwendeten Abkürzungen und Symbole werden aufgelistet. Ein detailliertes Literaturverzeichnis schließt die Arbeit ab.

2 Theoretische Grundlagen

Multivariate statistische Verfahren oder multivariate Analysemethoden dienen zur Untersuchung und Analyse von mehreren vorhandenen Merkmalen in multivariaten Daten und zur Untersuchung des Zusammenwirkens mehrerer Variablen zugleich und ihrer Abhängigkeitsstruktur [52–57].

Multivariate Analysemethoden werden breit bei praktischen und wissenschaftlichen Problemstellungen verwendet [54]. Die Methoden sind immer noch in Entwicklung: neue methodische Varianten werden entwickelt und neue Anwendungsbereiche werden erschlossen [56].

Im Rahmen dieser Dissertation werden multivariate statistische Verfahren zur Modellierung von Zielgrößen, zur Erkennung und Überprüfung von Zusammenhängen in Daten und zur Detektion und Identifizierung fehlerhafter Sensoren verwendet.

Durch multivariate statistische Verfahren, insbesondere Regressionsanalysen, werden die Beziehungen zwischen einer abhängigen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen festgestellt. Die abhängige Variable y wird auch Ziel, Response oder Regressand genannt. Die unabhängige Variable x wird Prädiktor oder Regressor genannt. Die Zusammenhänge zwischen y und x lassen sich als $y = f(x)$ darstellen.

Eine Funktion $g(x) : X \rightarrow Y$ wird als Modell einer unbekannt Funktion $f(x) : X \rightarrow Y$ bezeichnet. Die Funktion f wird durch g ausreichend gut approximiert. Zur Modellbildung steht ein Datensatz $(x_i, y_i)_{i=1}^n$ zur Verfügung, wobei $x_i \in X$ die Messpunkte sind und $y_i = f(x_i) + \epsilon \in Y$ die Messergebnisse sind. Der Messfehler ϵ ist normalverteilt [22, 58, 59].

Vor der Vorstellung verschiedener multivariater statistischer Verfahren werden Grundkonzepte der Messtechnik sowie statistische Aspekte der Mess- und Modelldaten beschrieben.

2.1 Grundlagen der Messtechnik

Die Messtechnik befasst sich mit der Bestimmung (Messung) physikalischer Größen sowie mit der Entwicklung und Implementierung von Messsystemen und Messmethoden [60, 61].

Eine **Messung** ist das Ausführen von geplanten Tätigkeiten zu einer quantitativen Aussage über die Messgröße durch Vergleich mit einer Einheit¹. Eine **Messgröße** ist jene physikalische Größe, der die Messung gilt². Der Wert der Messgröße wird durch das Produkt aus Zahlenwert und Einheit ausgedrückt [63]. Ein **Messwert** ist der Wert einer Messgröße, der von einem Messgerät oder einer Messeinrichtung geliefert wird [60, 61].

Ziel einer Messung ist, den wahren Wert der Messgröße zu ermitteln. Dazu sind unvermeidliche Messabweichungen herauszurechnen. **Messabweichung** (oder Messfehler) ist die Abweichung eines aus Messungen gewonnenen Wertes vom wahren Wert der Messgröße. Die DIN 1319 unterscheidet zwischen zufälliger und systematischer Messabweichung [60, 64, 65].

Zufällige Abweichungen, die in den Messverfahren und den Messgeräten enthalten sind (beispielsweise Rauschen in Verstärkern), können in ihrem Einfluss durch wiederholte Messung und Fehlerrechnung verringert werden. Die wiederholten Messungen führen zu einer Streuung der Messwerte um einen mittleren Wert der Messreihe (den arithmetischen Mittelwert). Zufällige Fehler sind nicht reproduzierbar und können deshalb nicht berechnet werden. Durch eine Wahrscheinlichkeitsrechnung kann aber ein Bereich bestimmt werden, in dem das Messergebnis mit einer definierten statistischen Sicherheit zu erwarten ist (auch Toleranz genannt). Übliche statistische Sicherheiten für die Angabe von Bereichen in der Messtechnik sind 95% und 99% [60, 65–68].

Systematische Abweichungen, die in den Messverfahren und den Messgeräten enthalten sind, müssen aus dem Messwert herausgerechnet werden, da sie ein Messergebnis unrichtig machen und sie reproduzierbar sind. Systematische Abweichungen sind beispielsweise falsche Justierung, die Veränderung des Messwertes durch Rückwirkung des Messgerätes auf den Versuchsaufbau oder ein ungeeigneter Versuchsaufbau. Wenn die Ursachen bekannt sind, ist es möglich, durch theoretische Betrachtungen und/oder durch Referenzmessungen die systematischen Abweichungen zu bestimmen [61, 65–68].

¹Laut Definition von DIN 1319-1:1995; Nr. 2.1 [62]

²Laut Definition von DIN 1319-1:1995; Nr. 1.1 [62]

Die Messabweichung kann berechnet werden als:

Absolute Abweichung oder **absoluter Fehler**

$$F = x_g - x_w \quad (2.1)$$

oder als **Relative Abweichung** oder **relativer Fehler**

$$\epsilon = \frac{x_g - x_w}{x_w} \quad (2.2)$$

mit F der absoluten Abweichung, ϵ der relativen Abweichung, x_g dem gemessenen Wert und x_w dem wahren Wert.

Ein unplausibles Messergebnis ist häufig auf einen fehlerhaften Sensor zurückzuführen. Ein Sensor erfasst bestimmte physikalische oder chemische Eigenschaften (z. B. Wärmestrahlung, Temperatur, Feuchtigkeit, Druck, Schall, Helligkeit oder Beschleunigung) qualitativ oder als Messgröße. Bei Versuchen am Motorenprüfstand, wo eine komplexe Messeinrichtung mit einer enormen Anzahl von Sensoren eingesetzt wird, steigt das Risiko von ungewöhnlichen gelieferten Messwerten sehr. Das kann in verschiedener Art und Weise auftreten:

Totalausfall: Das Signal aus dem Sensor wird beim normalen Betrieb eingefroren, d.h. das Signal bleibt konstant trotz Änderungen während der Messung. Keine plausiblen Messdaten werden weiter geliefert. In der Abbildung 2.1(a) wird ein Totalausfall dargestellt.

Abnahme der Präzision: Das gelieferte Signal aus dem Sensor enthält übermäßiges Rauschen, so dass die Messungen nicht mehr genau sind. In der Abbildung 2.1(b) werden Messdaten mit Abnahme der Präzision dargestellt.

Drift: Das gelieferte Signal aus dem Sensor wird eine unerwünschte verhältnismäßig langsame meist kontinuierliche Änderung zeigen, normalerweise wird das Signal linear in der Zeit vom wahren Wert abweichen. In der Abbildung 2.1(c) wird ein Drift in den Messdaten dargestellt.

Versatz: Das gelieferte Signal aus dem Sensor weicht um einen konstanten Wert nach oben oder unten von wahren Wert einer Größe ab. Ein Versatz ist eine Art systematischer Fehler wobei die Größenordnung des Messfehlers konstant bleibt. In der Abbildung 2.1(d) wird ein Versatz in den Messdaten dargestellt.

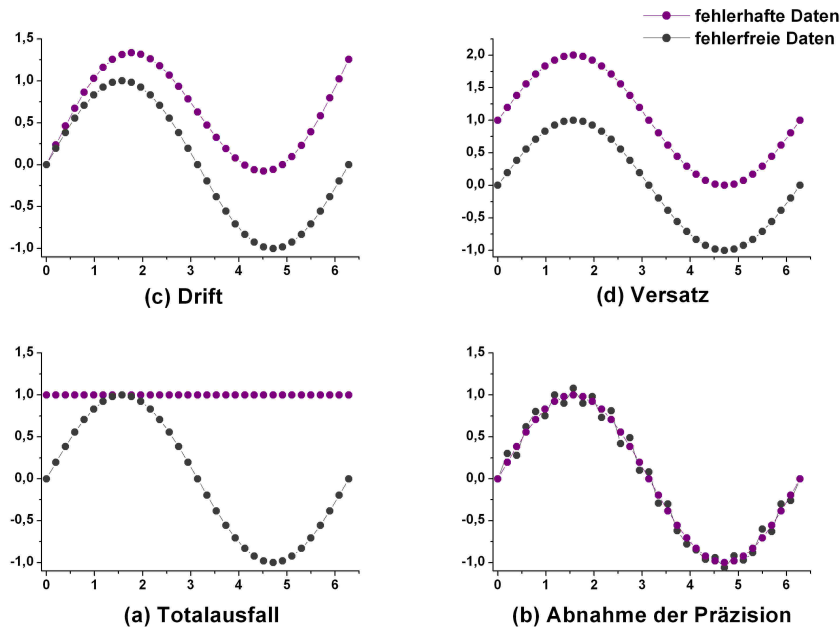


Abb. 2.1: Grobe Fehler in Messungen wegen fehlerhafter Sensoren.

Die oben genannten Fehler werden als **grobe Fehler** bezeichnet [66, 69]. Sie sind typisch für fehlerhafte Sensoren und müssen unter allen Umständen bei der Messung vermieden werden, da die mit groben Fehlern behafteten Messungen stark von der Reihe der anderen Messwerte abweichen.

Ein weiterer zu betrachtender Aspekt bei Messungen ist die Fehlerfortpflanzung [60, 61, 65]. Bei vielen Messaufgaben ist die interessierende Größe nicht direkt messbar, sondern sie ist aus mehreren messbaren Größen nach einer mathematischen Beziehung zu bestimmen. Die in den Messwerten der einzelnen Größen enthaltenen Abweichungen übertragen sich über die Formel auf das Ergebnis, das somit ebenfalls von einer Messabweichung behaftet ist.

Um die Abweichung des Ergebnisses bestimmen oder abschätzen zu können, gibt es Rechenregeln zur Fehlerfortpflanzung (s. Anhang A.1).

2.2 Statistische Voraussetzungen der Mess- und Modelldaten am Motorenprüfstand

2.2.1 Normalisierung der Messdaten

Um Messreihen verschiedener physikalischer Größen mit verschiedenen Einheiten und aus verschiedenen Messgeräten vergleichen zu können, werden sie erst normalisiert. Das heißt, die Originaldaten werden mit dem Mittelwert und der Standardabweichung durch die Gleichung 2.3 umgewandelt, so dass die normalisierten Daten einen Null-Mittelwert und eine Einheits-Standardabweichung haben [70, 71].

$$z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (2.3)$$

mit z der normalisierten Messreihe, x der originalen Messreihe, \bar{x} einem Vektor mit den Mittelwerten und σ einen Vektor mit den Kovarianzen.

Die Umwandlung durch die Gleichung 2.3 ist auch geeignet, wenn die Originaldaten die gleichen Einheiten haben, aber die Varianzen gegeneinander zu sehr abweichen [70].

Die Normalisierung von Daten erlaubt die Verwendung der Korrelationsmatrix (statt der Streu- oder der Kovarianzmatrix) bei multivariaten statistischen Verfahren [69–74].

2.2.2 Verteilungsfunktion für Messdaten am Motorenprüfstand

Für die am Motorenprüfstand erzeugten Messdaten wird eine Normalverteilung angenommen [22, 58, 60, 61, 64, 75]. Die Normalverteilung ist mathematisch betrachtet die allgemeinste Verteilung, viele durch Zufallprozesse bestimmte technische Prozesse streben der Normalverteilung zu [60, 76]. Wichtigste Bedingung für die Annahme der Normalverteilung ist die Unabhängigkeit der in die Überlegung einbezogenen Ereignisse voneinander [60].

Die Normalverteilung kann durch die Dichtefunktion 2.4 beschrieben werden.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2.4)$$

mit $f(x)$ der Dichtefunktion für die Normalverteilung, μ dem Erwartungswert und σ der Standardabweichung.

Eine grafische Darstellung der Dichtefunktion für die Normalverteilung wird in der Abbildung 2.2 gezeigt. Die Dichtefunktion ist symmetrisch zur Achse $x = \mu$. Das Intervall $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ hat einer Wahrscheinlichkeit von 0.683. Das bedeutet, dass 68,3% aller Messwerte bei einer Normalverteilung in diesem Intervall liegen [60].

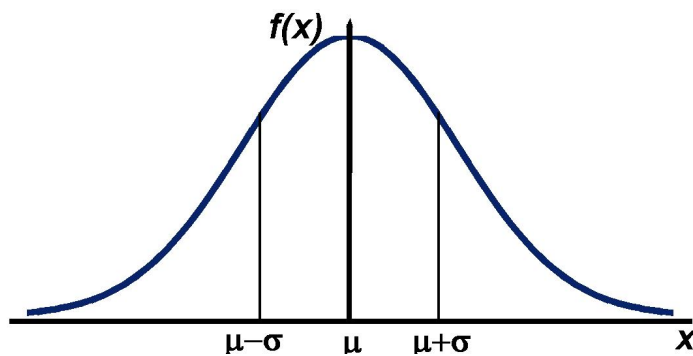


Abb. 2.2: Dichtefunktion der Normalverteilung.

Um verschiedene Messeinrichtungen bezüglich ihrer Standardabweichung vergleichen zu können, ist es möglich, die Normalverteilung zu normieren [60,61]. Dafür wird die Umwandlung der Variablen durch Gleichung 2.5 vorausgesetzt. Die Umwandlung ergibt eine normierte Kurve mit $\mu = 0$ und $\sigma = 1$ (s. Abbildung 2.3).

$$t = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.5)$$

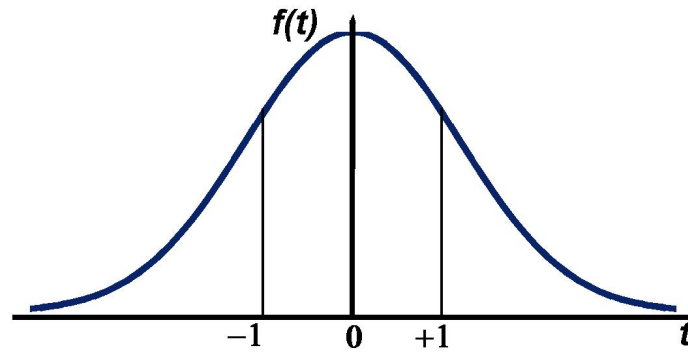


Abb. 2.3: Dichtefunktion der Gaußschen Normalverteilung.

2.2.3 Robustheit der Regressionsanalyse

Die Robustheit ist für die Datenanalyse von großer Bedeutung, da Probleme in der Praxis dazu neigen, Ausreißer zu enthalten [77, 78].

Ziel eines robusten Regressionsverfahren ist es in der Regel, stabile Ergebnisse zu erhalten, auch wenn Ausreißer die zugrundeliegende funktionale Beziehung verfälschen können [79]. Robustheit (oder auch Stabilität) bedeutet, dass eine kleine Änderung in der grundlegenden Verteilung nur eine kleine Änderung in der Effizienz des statistischen Verfahrens auslöst [78, 80, 81].

Die (idealisierten) Prämissen der Gaußschen Verteilung der Messdaten und Messfehler mit gleicher Varianz sind sehr wichtig bei der Modellbildungsphase, besonders wenn die Response nicht genau bekannt ist. Ein robustes Verfahren stellt eine hohe statistische Effizienz bei realistischen Bedingungen der Messdaten sicher [80, 81].

Die Robustheit eines Verfahren kann durch verschiedene Methoden gemessen werden. Hierzu gehören die qualitative Robustheit, die quantitative Robustheit und die infinitesimale Robustheit [78, 82].

2.3 Regressionsanalyse

Durch die Regressionsanalyse werden die Beziehungen zwischen einer abhängigen (y) und einer oder mehreren unabhängigen Variablen (x) festgestellt. Die Zusammenhänge zwischen y und x ($y = f(x)$) werden durch das Modell $g(x)$ dargestellt.

Beispielsweise werden in der Abbildung 2.4 zwei mögliche Modelle für den Kraftstoffverbrauch im Lauf einer Messung dargestellt.

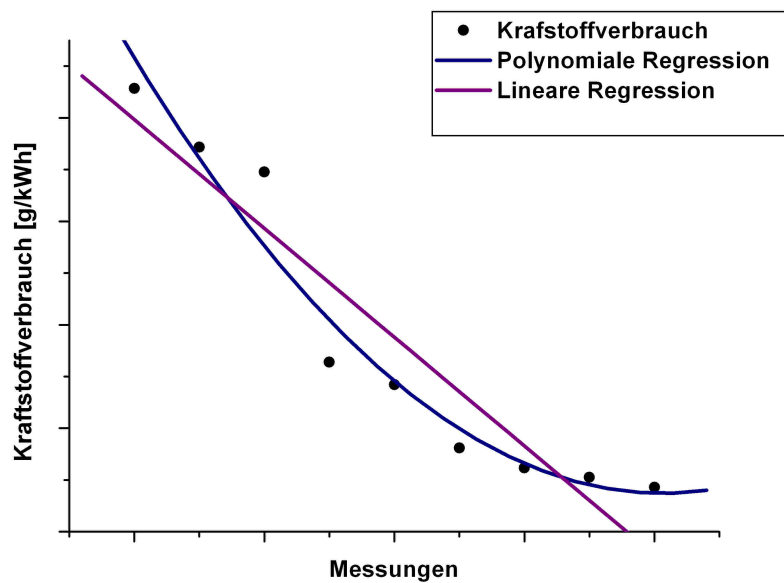


Abb. 2.4: Darstellung zweier möglicher Regressionen für den Kraftstoffverbrauch. Die Abbildung zeigt die Messdaten für den Kraftstoffverbrauch in einem 6-Zylinder-Motor bei konstanter Drehzahl, konstanter relativer Luftmasse und verschiedenen Schwerpunktlagen. Aus den Messdaten werden zwei mögliche Modelle gebildet. Die polynomiale Approximation stellt die Messdaten besser dar.

Um Approximationen wie in der Abbildung 2.4 zu finden, verwendet man lineare parametrisierte Modelle.

Linear parametrisierte Modelle, auch Multilineare Regressionen (**MLR**) genannt, haben die Form

$$g(x) = \sum_{k=1}^m g_k(x) \cdot \beta_k = G(x) \cdot \beta$$

wobei $G(x) = (g_1(x) \dots g_m(x))$ als die Designmatrix bekannt ist, $g_k : X \rightarrow R$ festgelegte Funktionen sind und die freien Parameter $\beta = (\beta_1 \dots \beta_m)^T \in R$ aus den Messdaten durch die Methode der kleinsten Quadrate (engl. method of least squares, ordinary least squares oder **OLS**) bestimmt werden [83–85]. Die Schätzung von β benötigt relativ wenig Rechenzeit.

$$\hat{\beta} = (G(\tilde{x})^T \cdot G(\tilde{x}))^{-1} \cdot G(\tilde{x})^T \cdot \tilde{y} \quad (2.6)$$

wobei $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)_{i=1}^n$ Messdatensätze sind. Das Modell $g(x)$, linear in β und in den Messungen \tilde{y} , wird als $g(x) = G(x) \cdot \beta$ bestimmt und kann zur Interpolation eines Datensatzes verwendet werden. Die Abbildung 2.5 stellt eine multilineare Regression dar.

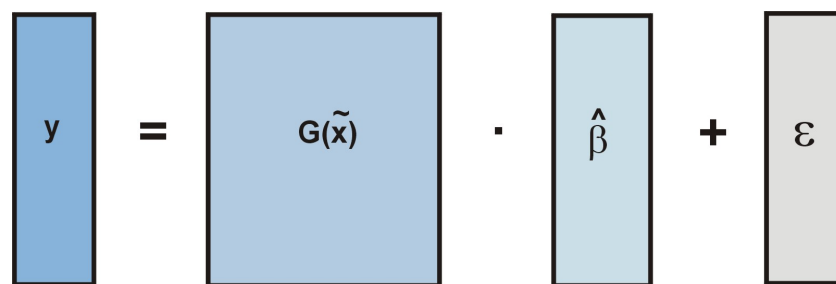


Abb. 2.5: Blockartige Darstellung einer multilinearen Regression. Das Ziel y wird durch die Designmatrix G , die freien Parameter β und das Residuum ϵ modelliert.

$\hat{\beta}$, auch Kleinste-Quadrate-Schätzer genannt, ist ein Maximum-Likelihood-Schätzer, d.h. $\hat{\beta}$ beinhaltet die plausibelsten Werte des gesuchten Parameters bei der vorgegebenen Stichprobe [22, 58, 86].

Bei dieser Methode werden aber starke Abweichungen des Modells von den Messdaten sehr stark bestraft [58], während geringe Abweichungen fast nicht ins Gewicht fallen. Ein weiteres Problem tritt auf, wenn die Daten sehr stark korreliert sind. In diesem Fall kann die Inverse von $G^T G$ nicht berechnet werden.

Der Kleinste-Quadrate-Schätzer ist konsistent, zumindest asymptotisch erwartungstreu und suffizient. Diese Eigenschaften rechtfertigen seine Wahl in der Praxis [22, 58, 86–88].

2.3.1 Lineare Regressionen

Lineare Regressionsmodelle haben die Form

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_d x_d$$

mit $d + 1$ freie Parameter. Es wird angenommen, dass die Zielgröße gut durch eine lineare Kombination der Einflussvariablen x_i erklärt werden kann. Die freien Parameter β_i werden durch die Gleichung 2.6 berechnet. Lineare Regressionen haben den Vorteil, dass sie exakt berechnet werden können. Sie eignen sich aber schlecht zur Modellierung von nichtlinearen Funktionen (s. Abbildung 2.4) [58, 89, 90]. In der Praxis werden sie trotzdem häufig verwendet, da in bestimmten Situationen überhaupt keine Informationen über die Struktur des Zusammenhangs vorliegen. Ein weiteres häufiges Problem bei der Berechnung linearer Regression ist das Auftreten von Ausreißern, die numerische Probleme verursachen, und die Multikollinearität [91].

2.3.2 Polynomregressionen

Polynomregressionen sind linear parametrisierte Modelle mit Polynomen als Basisfunktionen, sie haben die Form

$$g(x) = \sum_{|j| \leq \gamma} \beta_j x^j$$

wobei $j = (i_1, i_2, \dots, i_d)$, ein Multiindex ist und es gilt $|j| = i_1 + \dots + i_d$. Der Parameter γ wird der Grad der Regression genannt. Obwohl Polynomregressionen sich gut zur Modellierung nichtlinearer Funktionen eignen, ist die Schätzung der freien Parameter β_i ein lineares Problem. Sie können durch die Gleichung 2.6 berechnet werden.

Für $\gamma = 1$ entspricht die Polynomregression der linearen Regression. In vielen Ingenieurbereichen werden kubische Regressionsmodelle, also $\gamma = 3$, am häufigsten verwendet. Polynommodelle mit höheren Graden, ab etwa $\text{Grad} \geq 7$, haben in der Praxis das Problem von „Overfitting“ der Daten und die Modelle neigen zum Oszillieren [58].

Neben den Ausreißern ist die Multikollinearität bei Polynomregressionen ein Problem. Multikollinearität entsteht, wenn die Messreihen zweier gegebener Variablen x_i und x_j sehr hoch korreliert sind [91, 92]. Das bewirkt, dass die Determinante von $G^T G$ sehr klein wird und die Lösungswerte unplausibel groß werden. Damit werden Probleme bei der Berechnung von der Inversen von $G^T G$ auftreten.

2.3.3 Ridge-Regressionen

Eine Ridge-Regression ist eine Variante der multilinear Regression für Probleme mit Multikollinearität [93–96]. Der Schätzer ist ähnlich zu der Kleinste-Quadraten-Methode, aber er beinhaltet einen Strafparameter, um die nicht-Singularität in der Matrix $G^T G$ zu fördern.

$$\hat{\beta} = (G(\tilde{x})^T \cdot G(\tilde{x}) + kI)^{-1} \cdot G(\tilde{x})^T \cdot \tilde{y} \quad (2.7)$$

mit k dem Ridge-Parameter und I der Einheitsmatrix. Kleine positive Werte für k verbessern die Konditionierung des Problems und vermindern die Streuung des Schätzers im Vergleich zur Lösung der Kleinste-Quadrate. Wenn k aber zu klein ist, wird die Methode nicht mehr wirksam gegen Multikollinearität. Zu große Werte für k ergeben große Standardfehler. Um einen optimalen Wert zu finden, sollte eine Versuch-Fehler-Serie durchgeführt werden.

2.3.4 Hauptkomponentenregressionen

Die Hauptkomponentenregression (engl. *Principal Components Regression* oder **PCR**) wird in der Literatur zur Lösung des Problems der Multikollinearität vorgeschlagen [97, 98]. Die Hauptkomponentenanalyse (engl. *Principal Components Analysis* oder **PCA**) dient dazu, umfangreiche Datensätze zu strukturieren und zu vereinfachen, indem eine Vielzahl statistischer Variablen durch eine geringere Zahl möglichst aussagekräftiger Linearkombinationen (die „Hauptkomponenten“) genähert wird [99–102].

Betrachtet wird eine Datenmatrix \mathbf{X} mit n Stichproben (Reihen) und m Variablen (Spalten), eine Umwandlung der Daten wird dabei gegeben [70, 103]

$$\mathbf{T} = \mathbf{P} \cdot \mathbf{X} \quad (2.8)$$

mit $\mathbf{T} = [t_1 \ t_2 \dots \ t_l]$ und $\mathbf{P} = [p_1 \ p_2 \dots \ p_l]$

wobei t_i die so genannten Hauptkomponenten (engl. *principal components*, **PC**, oder *scores*) und p_i die Hauptvektoren (engl. *principal vectors*, *loadings* oder *latent variables*) sind, die als Eigenvektoren der Kovarianzmatrix von \mathbf{X} erreicht werden. l ist die Anzahl der Hauptkomponenten.

Geometrisch wird die Matrix von Hauptvektoren eine neue orthogonale Basis für den Raum der Datenmatrix \mathbf{X} ergeben. Jeder t_i ist die Projektion von \mathbf{X} auf den neuen Basisvektor p_i . So ist die Methode als eine Hauptachsentransformation beschrieben (s. Abbildung 2.6).

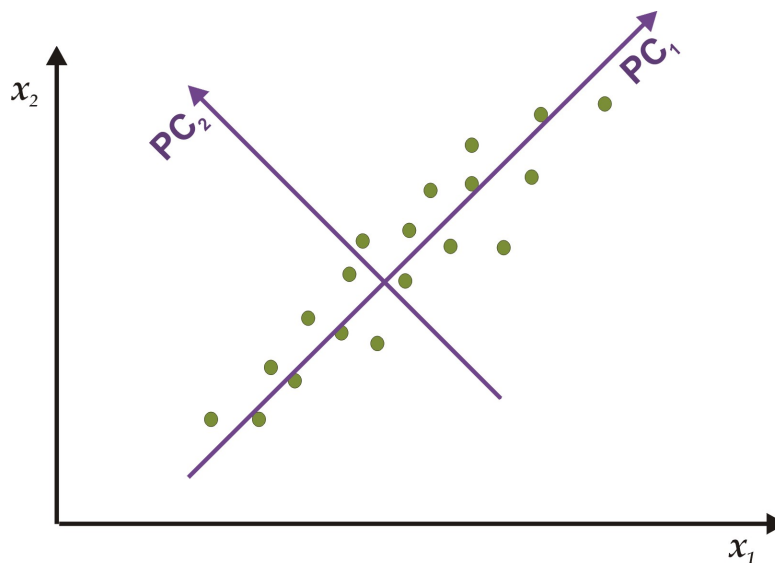


Abb. 2.6: Hauptachsentransformation bei der Hauptkomponenten-Methode. Die Hauptvektoren PC_1 und PC_2 ergeben eine neue orthogonale Basis für den Raum der Ausgangsvariablen x_1 und x_2 . Die erste Hauptachse weist in Richtung der größten Streuung der Werte von x_1 und x_2 . Die zweite Hauptachse steht senkrecht auf der ersten.

Eine wichtige Aufgabe bei der Hauptkomponentenanalyse ist, die „richtige“ Anzahl von Hauptkomponenten zu finden. Zu wenige Komponenten verfälschen das Modell, zu viele resultieren in einen „Overfitting“. Um dieses Problem zu lösen, gibt es in der Literatur verschiedene Methoden [104, 105]. Im Rahmen dieser Dissertation wird die Methode der kumulierten prozentualen Varianz (engl. Cumulative Percent Variance oder **CPV**) verwendet (s. Anhang A.3).

Bei der Methode der Hauptkomponentenregression wird zuerst die unabhängige Variable \mathbf{X} in Hauptkomponenten umgewandelt. Die abhängige Variable \mathbf{y} kann jetzt aus den ersten k Hauptkomponenten der Matrix \mathbf{X} vorhergesagt werden. Die Vorhersage wird genauso wie bei linear parametrisierten Modellen berechnet (s. Abbildung 2.7). Das heißt,

$$\mathbf{b} = (\mathbf{T}_k^T \mathbf{T}_k)^{-1} \mathbf{T}_k^T \mathbf{y} \quad (2.9)$$

wobei \mathbf{b} die Koeffizienten der Regression sind, \mathbf{T}_k die Matrix mit den ersten k Hauptkomponenten aus der Hauptkomponenten-Dekomposition und \mathbf{y} die abhängigen Variablen.

Der Regressionvektor wird erzielt durch

$$\mathbf{r} = \mathbf{P}_k \mathbf{b} \quad (2.10)$$

wobei \mathbf{r} der Regressionvektor ist und \mathbf{P}_k die Hauptvektoren.

Die Vorhersage für \mathbf{y} wird

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X} \mathbf{r} \quad (2.11)$$

Die Berechnung einer Hauptkomponentenregression ist gut konditioniert, d.h. das Problem einer instabilen Inverse von $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ (bei quasi-singulärer Matrix oder Multikollinearität) wird vermieden, da die Hauptkomponenten \mathbf{t}_i orthogonal sind. Das kann auch als eine Stabilität der Sensitivität der Regression gedeutet werden. Kleine Änderungen in den Daten bedeuten keine drastische Änderung im Modell, wie es bei normalen linearen Regressionen passiert, wenn die Kovarianzmatrix einige Eigenwerte rund um Null („rank deficient“ Matrix) hat. Das ist eine wichtige Eigenschaft der Methode, die für leicht verrauschte Daten von großem Nutzen ist [103].

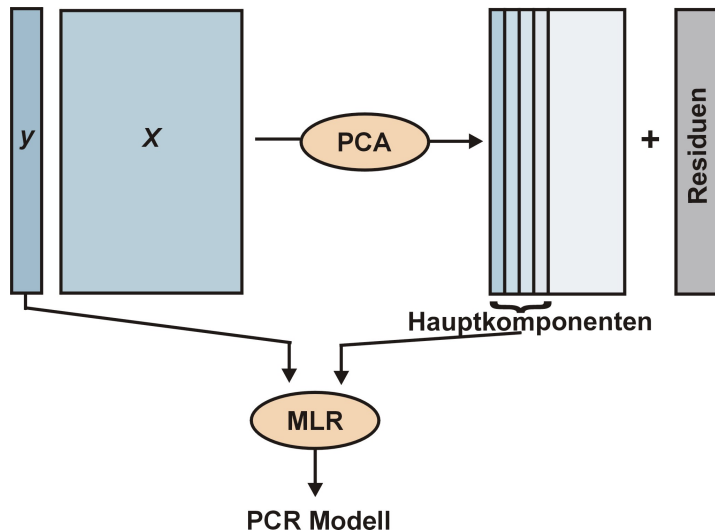


Abb. 2.7: Hauptkomponentenregression. Die Hauptkomponentenregression (PCR) kann am einfachsten als eine Hauptkomponentenanalyse (PCA) mit nachfolgender multilinealer Regression (MLR) bezeichnet werden.

2.3.5 Partial-Least-Squares Regressionen

Partial-Least-Squares (PLS, dt. „partielle kleinste Quadrate“) wird in der Literatur zur Modellierung mehrerer Ziele vorgeschlagen [106–110]. Die oben beschriebenen Methoden unterscheiden nicht, wie viele Ziele das Modell hat. Sie handeln mit der Matrix $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ vor der Berücksichtigung des Zusammenhanges zwischen Prädiktoren und Zielen [70].

Bei PLS-Modellen werden zuerst die Hauptkomponenten der unabhängigen Variablen \mathbf{X} und der abhängigen Variablen \mathbf{Y} getrennt berechnet, um eine Regression mit diesen (und nicht den Originaldaten) zu erstellen (s. Abbildung 2.8).

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP} + \mathbf{E} \quad (2.12)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{UQ} + \mathbf{F} \quad (2.13)$$

wobei die Matrizen \mathbf{P} und \mathbf{Q} die Hauptvektoren für \mathbf{X} bzw. \mathbf{Y} sind, und die Matrizen \mathbf{T} und \mathbf{U} , die Hauptkomponenten. \mathbf{E} ist die Matrix mit den Residuen von \mathbf{X} und \mathbf{F} die Matrix mit den Residuen von \mathbf{Y} .

$$\begin{array}{c}
 \boxed{X} = \boxed{T} * \boxed{P'} + \boxed{E} \\
 \\
 \text{Innere Beziehung } \mathbf{U} = \mathbf{B} * \mathbf{T} \\
 \\
 \boxed{Y} = \boxed{U} * \boxed{Q'} + \boxed{F}
 \end{array}$$

Abb. 2.8: Darstellung der PLS-Methode. Die Hauptkomponenten der unabhängigen Variablen X und der abhängigen Variablen Y werden zuerst getrennt berechnet. Über eine innere Beziehung $U=BT$ wird die Korrelation zwischen X und Y erhalten.

Das Ziel von PLS ist, die Norm von F zu minimieren und gleichzeitig eine Korrelation zwischen X und Y zu erhalten, in dem die Matrizen T und U in Beziehung zueinander gesetzt werden durch

$$U = BT \quad (2.14)$$

Die PLS-Methode stammt aus dem durch Wold entwickelten Grundkonzept von iterativer Anpassung bilinealer Modelle in mehreren Datenblöcken [52, 111]. Obwohl die Methode zur Modellierung mehrerer Ziele vorgeschlagen wird, kann sie auch zur Modellierung eines Zieles verwendet werden. Der Algorithmus, als PLS1 für ein Ziel bekannt und als PLS2 für mindestens zwei Ziele, wird hierbei durch Jackson beschrieben [70].

Betrachtet werden n Stichproben über m Variablen und k Ziele. Die Anzahl der betrachteten Hauptkomponenten ist l . Der Index h ist die h -te Dimension ans Model beigegeben, mit $1 \leq h \leq l \leq m$. Die Vektoren u_h und t_h haben Dimensionen $n \times 1$, w_h und p_h sind $m \times 1$ -Vektoren, q_h ist $k \times 1$, und die Matrizen E_h und F_h sind $n \times m$ bzw. $n \times k$.

Zuerst werden die Matrizen \mathbf{X} und \mathbf{Y} normalisiert, d.h., von jedem Datensatz wird der Mittelwert jeder Variablen subtrahiert und das Ergebnis wird durch die Standardabweichung geteilt. Diese Matrizen werden als E_0 bzw. F_0 bezeichnet. Für jede neue Dimension h werden die nächsten Schritte durchgeführt.

$$(1) \quad w'_h = \frac{u'_h E_{h-1}}{\|u'_h u_h\|} \quad \text{mit } \|a\| = \sqrt{a'a}.$$

Das ist die least-squares-Lösung für $u_h = w'_h E_{h-1}$. Für $h=1$ wird $E_{h-1} = E_0$. Als erste Schätzung für u_h wird eine der Spalten von F_0 oder einfach ein Vektor mit allen Einträgen gleich 1 verwendet.

$$(2) \quad t_h = E_{h-1} \quad \text{Das ist die least-squares-Lösung für } E_{h-1} = t_h w'_h$$

$$(3) \quad q'_h = \frac{t'_h F_{h-1}}{\|t'_h t_h\|} \quad \text{Das ist die least-squares-Lösung für } F_{h-1} = t_h q'_h$$

$$(4) \quad u_h = F_{h-1} q_h$$

(5) Die Konvergenz von t_h muss geprüft werden. Sollte t_h konvergiert haben, müsste Schritt 6 durchgeführt werden. Ist dies nicht der Fall, muss das Verfahren ab dem Schritt 1 wiederholt werden. Sollte $k=1$ sein, d.h. gibt es nur ein Ziel, sollten die Schritte 3 bis 5 ausgelassen werden. Dies wird als **PLS1**-Algorithmus bezeichnet.

$$(6) \quad p'_h = \frac{t'_h E_{h-1}}{t'_h t_h}$$

(7) p'_h , t_h und w'_h werden wieder normalisiert

$$p'_{h,neu} = \frac{p'_{h,alt}}{\|p'_{h,alt}\|}$$

$$t_{h,neu} = t_{h,alt} \|p'_{h,alt}\|$$

$$w'_{h,neu} = w'_{h,alt} \|p'_{h,alt}\|$$

$$(8) \quad b_h = \frac{u'_h t_h}{t'_h t_h}$$

$$(9) \quad E_h = E_{h-1} - t_h p'_h \quad \text{und} \quad F_h = F_{h-1} - b_h t_h q'_h$$

(10) Die Vektoren p_h , w_h und q_h werden zu den Matrizen P , W und Q . B ist eine diagonale Matrix, wobei b_h die Diagonal-Einträge sind.

(11) Die Vorhersage wird durch $Y = F_k + TBQ$ gemacht.

Die **PLS**-Methode ist potentiell flexibler bzw. nützlicher als die **PCR**-Methode. Sie ist aber stattdessen komplexer, da die Information von X und Y gleichzeitig benutzt werden muss. Außerdem besteht bei verrauschten Daten die Gefahr des „Overfitting“ [52].

2.3.6 Nichtlineare Regressionen

Nichtlineare Regressionsmodelle haben die Form

$$g(x) = g(x, w)$$

Sie sind nicht nur nichtlinear bezüglich der Eingabe x , sondern auch bezüglich des Parametervektors $w \in R^m$, der mittels der Methode der kleinsten Quadrate geschätzt wird.

Zu den wichtigsten nichtlinearen Regressionsmodellen gehören die Feed-Forward-Netze (**FF**-Netze) [112–114]. Bei den **FF**-Netzen gibt es nur vorwärtsgerichtete Verbindungen zwischen den einzelnen Neuronen. Nach Ablauf genau eines Zeitschritts liegt das Resultat des Netzes an den Ausgangsneuronen an. Es gibt keine Rückkopplung, das heißt das Netz kennt immer nur die aktuellen Eingabewerte und kann somit keine Zeitabhängigkeiten nachvollziehen.

Jedes Neuron besitzt eine Aktivierungsfunktion $\phi_k : R \rightarrow R$ und einen Gewichtsvektor w^k und berechnet seine Ausgabe als

$$z^{out} = \phi_k(\sum w_i^k z_i^{in})$$

wobei z^{in} den Vektor seiner Eingaben bezeichnet. Die Identität $\phi(x) = x$, die Schwellenwertfunktion $\phi(x) = 1_{x \geq 0}$ oder die logistische Funktion $\phi(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$ können als Aktivierungsfunktionen verwendet werden [58]. Die Abbildung 2.9 stellt ein FF-Netz dar. Das Netz hat zwei Eingaben in der Input-Schicht, drei Funktionen in der Hidden-Schicht und einen Ausgang in der Output-Schicht, das dem modellierten Ziel entspricht.

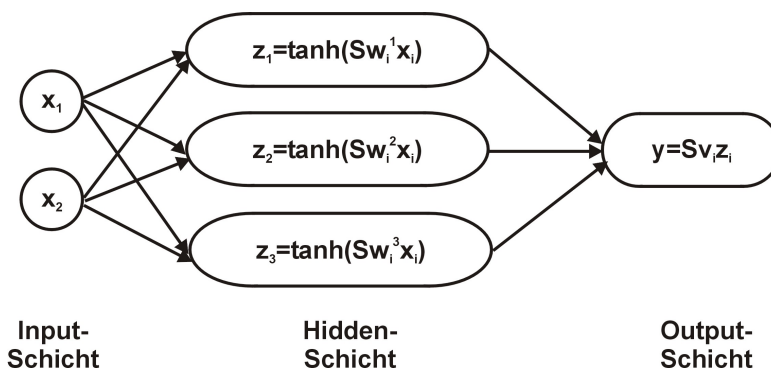


Abb. 2.9: Darstellung eines FF-Netzes. Zwei Eingaben in der Input-Schicht, drei Funktionen in der Hidden-Schicht und ein Ausgang in der Output-Schicht.

Neuronale Netze können zwar verrauschte, unvollständige und widersprüchliche Inputs verarbeiten und sind fehlertolerant, aber häufig erzeugen sie stärker als linear parametrisierte Modelle „Overfitting“. Außerdem benötigen sie relativ lange Trainingszeiten und ein Lernerfolg kann nicht garantiert werden.

2.4 Vergleichs- und Validierungsmethoden

Ein statistisches Werkzeug für den Vergleich zweier Schätzer ist der mittlere quadratische Fehler (engl. mean square error oder **MSE**), oder auch seine Wurzel (engl. root mean square error oder **RMSE**), der eine erste Aussage über die Güte des Modells liefert [115–117]. Ein geringer mittlerer quadratischer Fehler bedeutet, im klassischen Fall, dass gleichzeitig Bias und Varianz des Schätzers klein sind. Der Schätzer befindet sich in der Nähe des zu schätzenden Funktionals (geringer Bias), die Schätzwerte streuen wenig (geringe Varianz) und liegen, mit großer Wahrscheinlichkeit, in der Nähe ihres Erwartungswerts. Je größer der mittlere quadratische Fehler ist, desto schlechter ist die Vorhersage.

Der **RMSE** wird berechnet durch

$$RMSE = \sqrt{\frac{[y'y - \hat{y}'y]}{n - m - 1}} \quad (2.15)$$

wobei y der Vektor mit den Messdaten für das Ziel ist und \hat{y} die Vorhersage für y . m ist die Anzahl der Prädiktoren und n die Anzahl der Stichproben.

Allerdings ist bei der Messdatenplausibilisierung am Prüfstand die Fähigkeit zur Vorhersage eines Schätzers wichtiger als die Annäherungsgüte des Modells. Ein Werkzeug dafür ist die **Kreuzvalidierung** (Engl. cross validation) [70, 99, 118–121].

Diese Technik betrachtet die Teilung der Modelldaten in zwei Mengen (s. Abbildung 2.10): eine größere (die Trainingsmenge) und eine kleinere (die Testmenge). Die größere Datenmenge wird dazu verwendet, ein Modell aufzustellen, während die kleinere Datenmenge dazu dient, das Modell zu bestätigen, indem man das Modell auf die kleinere Datenmenge anwendet und die Ergebnisse mit den tatsächlichen Werten vergleicht [122].

Dieser Prozess wird mit verschiedenen Untermengen so lange wiederholt, bis jedes Objekt der Datenmenge einmal für die Testmenge verwendet wurde.

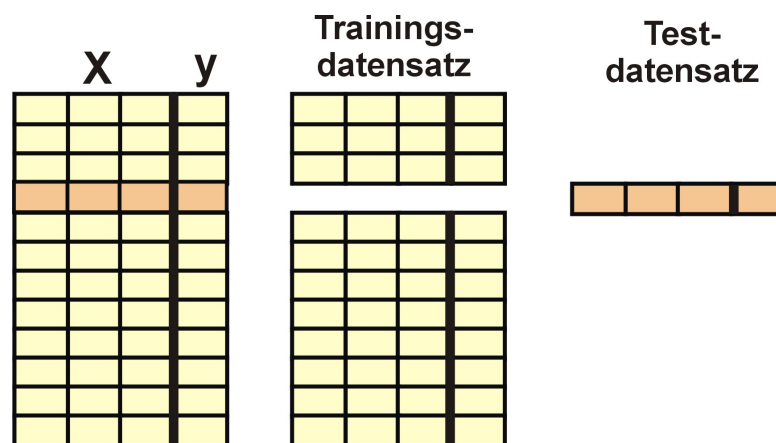


Abb. 2.10: Blockartige Darstellung der Teilung der Modelldaten bei einer Kreuzvalidierung. Die Modelldaten werden in eine Trainingsmenge und eine Testmenge aufgeteilt.

Die Größe der Testmenge für jede Wiederholung der Prozedur kann auf verschiedene Arten festgelegt werden und hängt hauptsächlich von der Größe des gesamten Datensatzes sowie der Zeit und dem Aufwand für die Ausführung der Kreuzvalidierung ab.

Wenn die Datenmenge in der k-fachen Stichprobe geteilt wird, wobei jede der k Teilmengen eine annähernd gleiche Verteilung besitzen, wird das Verfahren *stratifizierte Kreuzvalidierung* genannt. Wird die Stichprobe zufällig ausgewählt, spricht man von einer *einfachen Kreuzvalidierung*. Sollte die Testmenge nur ein einziges Objekt betrachten, wird das Verfahren als *Leave-one-out Kreuzvalidierung* oder auch als *vollständige Kreuzvalidierung* bezeichnet.

Um die Leistung einer Methode zu messen, sollte man den **PRESS** berechnen. PRESS steht für „**P**redictive **E**rror **S**um of **S**quares“ oder „**P**REdiction **S**um of **S**quares“. Diese Größe wird durch Summation aller Vorhersagefehler während einer Kreuzvalidierung berechnet und ist ein Maß für die Güte eines Modells. Ein niedriger **PRESS**-Wert deutet auf ein gutes Vorhersagemodell. Ein Nachteil der Verwendung des **PRESS**-Werts ist allerdings die große Anzahl an nötigen Berechnungen. Das gilt besonders für rechenintensive Modelle (wie das neuronale Netz) und große Datensätze.

2.5 Beispiel und Vergleich zwischen verschiedenen Verfahren

Der Kraftstoffverbrauch eines 6-Zylinder-Ottomotors wird durch die Drehzahl, die relative Luftmasse im Ansaugkanal des Verbrennungsmotors, die Einlass- und Auslassspreizung, den Zündwinkel und den Heizverlauf modelliert. Die Modelle werden erst aus den gemessenen Daten, also offline, erzeugt. A priori liegt keine Information über die Struktur des Zusammenhangs zwischen den Variablen vor. Ein Vergleich zwischen verschiedenen Verfahren für die Regressionsmodelle wird durchgeführt.

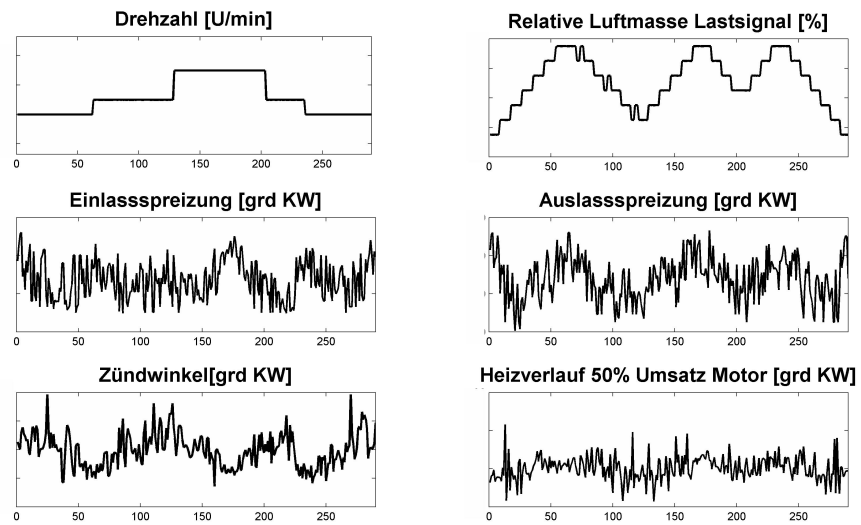


Abb. 2.11: Messdaten für die Prädiktoren. Die Signale aus sechs Kanälen werden als Prädiktoren eines Regressionsmodells für den Kraftstoffverbrauch benutzt.

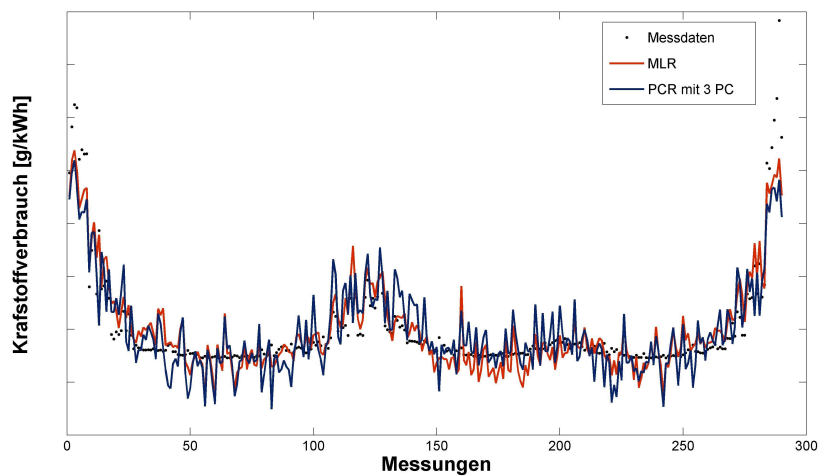


Abb. 2.12: Vergleich Messdaten-MLR-PCR. Die Messdaten für das Ziel, sowie das MLR- und das PCR-Modell für den Kraftstoffverbrauch werden dargestellt.

In der Abbildung 2.11 werden die Messdaten für die Variablen, die als Prädiktoren betrachtet werden, dargestellt. In der Abbildung 2.12 werden die Messdaten für das Ziel (Kraftstoffverbrauch) und die Modelle aus den **MLR**- bzw. **PCR**-Methoden dargestellt.

In der Tabelle 2.1 werden die Werte des **RMSE** (s. Formel 2.15) für das Beispiel erfasst.

Tab. 2.1: Wurzel des mittleren quadratischer Fehlers für MLR- und PCR-Modelle des Kraftstoffverbrauchs.

| Verfahren | RMSE |
|--|-------|
| Ridge-Regression, mit $k = 0,01$ | 28,82 |
| Ridge-Regression, mit $k = 0,1$ | 39,46 |
| Hauptkomponentenregression ohne Reduktion der PC | 39,46 |
| PLS mit 6 latenten Variablen | 39,46 |
| Multilineale Regression | 39,95 |
| PLS mit 3 latenten Variablen | 51,43 |
| Hauptkomponentenregression, mit 3 PC | 54,48 |

Die Leistung jedes Schätzers zur Vorhersage wird durch die PRESS-Werte bewertet. Die Messdaten aus Abbildung 2.11 werden in 10 Stichproben aufgeteilt und die Kreuzvalidierungsprozedur wird über jede Untermenge wiederholt. Die Vorhersagefehler der Testmengen werden ermittelt (s. Abbildung 2.13) und die durchschnittlichen Werte werden in der Tabelle 2.2 aufgelistet.

Tab. 2.2: PRESS-Werte für verschiedene Modelle des Kraftstoffverbrauchs.

| Verfahren | PRESS |
|--|-------|
| Ridge-Regression, mit $k = 0,01$ | 38,69 |
| Ridge-Regression, mit $k = 0,1$ | 43,29 |
| Hauptkomponentenregression ohne Reduktion der PC | 43,29 |
| PLS mit 6 latenten Variablen | 43,29 |
| Multilineale Regression | 47,89 |
| PLS mit 3 latenten Variablen | 55,23 |
| Hauptkomponentenregression, mit 3 PC | 69,58 |

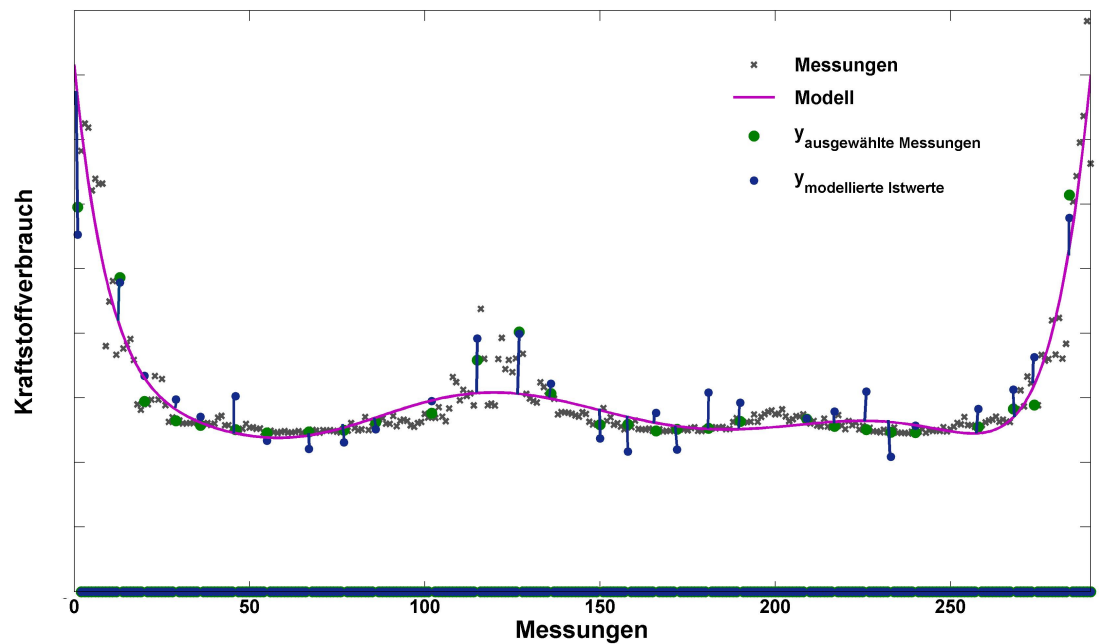


Abb. 2.13: Vergleich zwischen berechnetem Modell und einer der Testmengen zur Validierung. Eine Testmenge (grüne Punkte) wird für die Bestätigung des Modells verwendet. Die blauen Punkte sind die vorhergesagten Werte der ausgewählten Punkte der Testmenge. Der Unterschied mit dem berechneten Modell muss ermittelt werden (PRESS-Verfahren).

Aus der Tabelle 2.2 ist ersichtlich, dass die Ridge-Regressionen die kleinsten PRESS-Werte ergeben. Sie ergeben auch den kleinsten mittleren quadratischen Fehler (s. Tabelle 2.1). Das kann erklärt werden, wenn man die Korrelationskoeffizienten-Matrix (X_{kk}) bzw. die Matrix mit den p-Werten (X_{pW}) berücksichtigt.

$$X_{kk} = \begin{pmatrix} 1,0 & 0,2426 & 0,0783 & 0,1409 & -0,0972 & 0,1147 \\ 0,2426 & 1,0 & 0,0828 & 0,3304 & -0,6669 & 0,4033 \\ 0,0783 & 0,0828 & 1,0 & 0,2949 & -0,5511 & -0,0595 \\ 0,1409 & 0,3304 & 0,2949 & 1,0 & -0,4863 & -0,1899 \\ -0,0972 & -0,6669 & -0,5511 & -0,4863 & 1,0 & -0,2917 \\ 0,1147 & 0,4033 & -0,0595 & -0,1899 & -0,2917 & 1,0 \end{pmatrix}$$

$$X_{pW} = \begin{pmatrix} 1,0 & 0,0 & 0,1837 & 0,0163 & 0,0984 & 0,0511 \\ 0,0 & 1,0 & 0,1595 & 0,0 & 0,0 & 0,0 \\ 0,1837 & 0,1595 & 1,0 & 0,0 & 0,0 & 0,3129 \\ 0,0163 & 0,0 & 0,0 & 1,0 & 0,0 & 0,0012 \\ 0,0984 & 0,0 & 0,0 & 0,0 & 1,0 & 0,0 \\ 0,0511 & 0,0 & 0,3129 & 0,0012 & 0,0 & 1,0 \end{pmatrix}$$

Ein **p-Wert** ist eine Kennzahl zur Auswertung der Nullhypothese für Nicht-Korrelation. Jeder p-Wert ist die Wahrscheinlichkeit einer Korrelation. Diese ist beim zufälligen Fall so groß wie die beobachtete wenn die wahre Korrelation Null ist. Ist $X_{pW}(i,j)$ kleiner als 0,05, ist die Korrelation $(X_{kk})(i,j)$ signifikant.

Bei der Modellierung des Kraftstoffverbrauchs ist z.B. die Korrelation zwischen der Drehzahl und der relativen Luftmasse, der Auslassspreizung und dem Heizverlauf signifikant, das heißt, es gibt Multikollinearität in den Daten.

Ridge-Regressionen sind eine Variante der **MLR** für die Modellierung von Daten mit Multikollinearität (s. Abschnitt 2.3.3). Das Problem bei Ridge-Regressionen ist aber die Schätzung des Ridge-Parameters. Der Wert $k = 0,01$ im Beispiel ist ein experimenteller Parameter nach mehreren Versuchen. Beim gleichen Ziel aber mit einer neuen Gruppe von Prädiktoren muss der Wert wieder neu ermittelt werden. Das ist ein Nachteil bei online-Versuchen, bei denen Ziele und Prädiktoren immer neu parametrisiert werden müssen.

Die Modellierung mit Hauptkomponentenregressionen oder mit Partial-Least-Squares ist eine sinnvolle Lösung für die Plausibilisierung der am Prüfstand erzeugten Messdaten, da die PRESS-Werte vergleichbar mit denen von Ridge-Regressionen sind. Das heißt, die Fähigkeit zum Vorhersagen von Hauptkomponenten- bzw. Partial-Least-Squares-Regressionen ist ausreichend gut. Jedenfalls sind die iterativen Schritte der PLS-Regressionen ein Nachteil bei onlinefähigen Verfahren.

2.6 Fuzzy-Logik

Fuzzy-Logik (deutsch unscharfe Logik) wird oft in den Bereichen eingesetzt, wo keine exakte mathematische Definition des Zusammenhangs zwischen Eingangsvariablen und Ausgangsvariablen besteht, aber etwa auf Grund längerer Erfahrung ein subjektives Wissen vorhanden ist [123]. Das Konzept von unscharfen Mengen wurde von Zahde 1965 eingeführt [124–126].

Mit Fuzzy-Logik kann ein System durch linguistische Regeln beschrieben werden [127]. Ein Fuzzy-Logik-Inferenzsystem setzt diese Regeln in ihre mathematischen Äquivalente um. So kann man ein explizitwissenbasiertes Regelungssystem erzeugen. Das System besteht aus Mengen, die unscharfe Konzepte (z.B. groß, hoch, häufig) beschreiben. Die Arbeitsweise eines Fuzzy-Systems (s. Abbildung 2.14) einschließt:

- Die **Fuzzifizierung** der konkreten Eingangsgrößen mit Hilfe der Zugehörigkeitsfunktion, um den Zugehörigkeitsgrad des entsprechenden linguistischen Wertes zu bestimmen. Der Zugehörigkeitsgrad wird üblicherweise durch eine Zahl aus dem Intervall $[0..1]$ definiert, wobei 0 keine Zugehörigkeit und 1 volle Zugehörigkeit zur Menge bedeutet.
- **Inferenz** durch die Bewertung von Regeln 'Wenn ... dann ...'. Dafür gelten Operatoren (UND, ODER), um die linguistischen Werte in den Regeln logisch miteinander zu verknüpfen.
- **Defuzzifizierung** der konkreten Ausgangsgrößen, ermittelt aus der Gesamtzugehörigkeitsfunktion (Schwerpunkt-Methode).

Die mit Fuzzy-Logik modellierten Systeme sind einfach zu verstehen, da linguistische Werte benutzt werden. Die Modellierung der Regeln und des gesamten Systems, sowie ihre Erweiterung, Verbesserung, Anpassung und Umsetzung, ist flexibel und einfach, da keine Trainingsdaten gebraucht werden und sie aus dem Wissen/der Erfahrung gebildet werden. Außerdem bietet Fuzzy-Logik eine große Toleranz für ungenaue Daten und man kann entscheiden, welche Bereiche oder Domänen relevanter bzw. wichtiger sind.

Im Gegensatz zu anderen Methoden ist aber Fuzzy-Logik kein lernfähiges System und automatische Anpassungen sind nicht möglich, eine Feinabstimmung der Zugehörigkeitsfunktionen und Fuzzy-Mengen ist erforderlich. Die Anzahl der Regeln muss ausreichend sein, um die

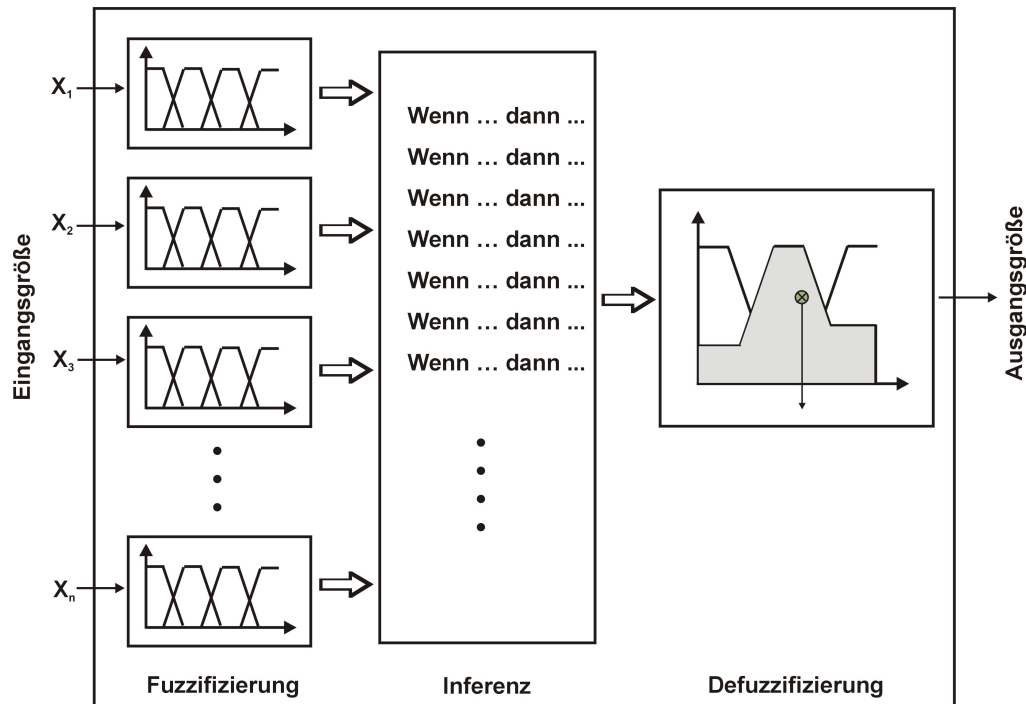


Abb. 2.14: Darstellung eines Fuzzy-Logik-Inferenzsystems. Die Eingangsgrößen werden zuerst fuzzifiziert. Dann werden sie im Inferenzsystem bewertet, um die konkrete Ausgangsgröße nach einer Defuzzifizierung zu ermitteln.

Eingangs/Ausgangs-Relationen des Problems gut zu beschreiben und eine Nachbesserung der Regeln und/oder unscharfen Mengen ist häufig notwendig, aber es stehen kaum methodische Hilfen zur Verfügung.

Im Rahmen dieser Dissertation werden die Fuzzy-Logik-Grundlagen verwendet, um ein Entscheidungssystem zu modellieren, das die Wichtigkeit eines erkannten Fehlers bei der Messdatenplausibilisierung bewertet.

3 Motorenprüfstand

Motorenprüfstände dienen dazu, Motoren (Elektro-, Hydraulik- oder Verbrennungskraftmaschinen) unabhängig von ihrem normalen Einsatzumfeld zu untersuchen. Die Funktionalität des Motors und seine Haltbarkeit unter Extrembedingungen werden untersucht. Damit werden bei Verbrennungsmotoren die Grundparameter Drehzahl und Drehmoment, sowie Kraftstoffverbrauch, Luftverhältnis, Drücke, Temperaturen und Abgasemissionen gemessen und dokumentiert [64, 128, 129]. Diese Messdaten dienen für die Entwicklungs- und Optimierungsaufgaben.

Im Bereich der Motorenentwicklung werden je nach Entwicklungsstand des Motors verschiedene Prüfstände angewendet. Am Anfang der Entwicklung werden sogenannte Aggregat-Prüfstände zum Funktionstest spezieller Baugruppen genutzt. Im Laufe der Entwicklung folgt dann die Untersuchung und Optimierung der Verbrennungsmotoren auf stationären bzw. dynamischen Prüfständen, die in ihrem Aufbau wesentlich komplexer sind [130, 131]. Auf diesen Prüfständen werden verschiedene Fahrmanöver simuliert, um den Motor unter möglichst praxisnahen Bedingungen zu untersuchen. Umwelteinflüsse wie Temperatur, Druck und Feuchtigkeit werden auf klimatisierten Prüfständen nachgestellt.

Das Verfahren zur Messdatenplausibilisierung wird auf stationären Motorenprüfständen implementiert. Ein stationärer Motorprüfstand besteht aus einer Prüfwelle und einer Bedienwarte (s. Abbildung 3.1). Die Prüfwelle ist ein von der Bedienwarte getrennter schalldicht abgeschlossener Raum, wo sich der Testaufbau befindet.

Die Hauptkomponenten in der Prüfwelle sind:

- Der Prüfling (befeuerter Verbrennungsmotor) in einem Schnellbefestigungssystem montiert, die sogenannten „Paletten“, und die Steuergeräte (engl. ECU: **Engine Control Unit**);

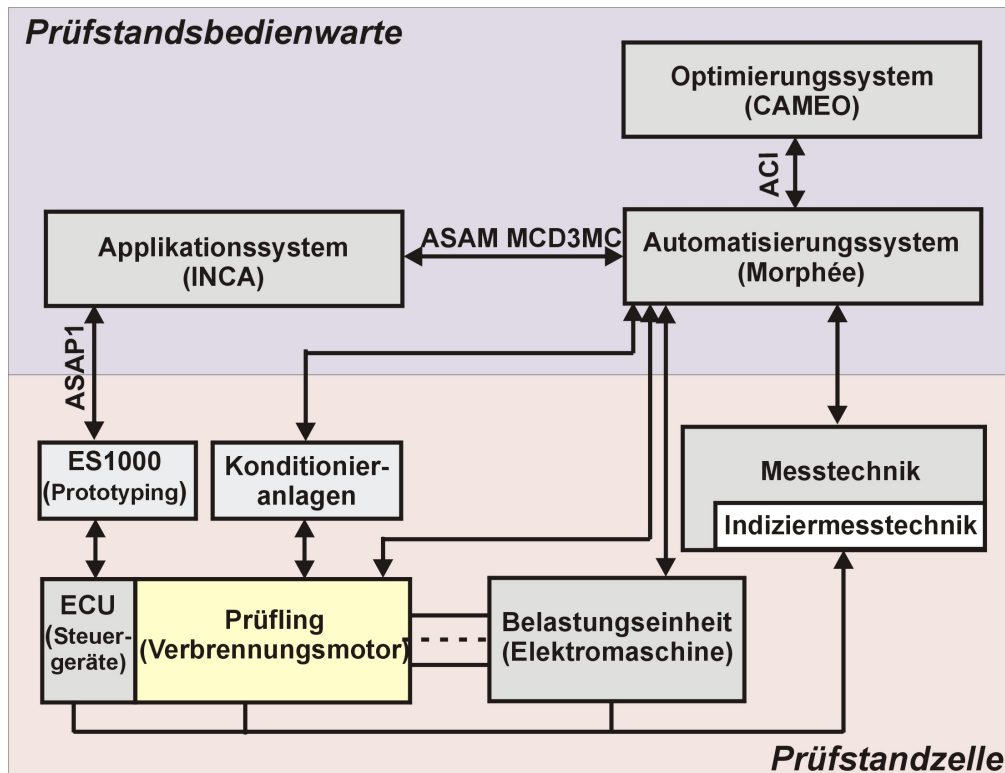


Abb. 3.1: Prüfstands Aufbau im Bereich „Entwicklung Antrieb“ der BMW AG [75]. Die Bedienwarte enthält das Automatisierungs-, das Applikations- und das Optimierungssystem für die Versuche am Motor. In der Prüfzelle befindet sich der Testaufbau: Motor, Bremse, Abgasanlagen, Konditionieranlagen, Kraftstoffversorgung und Messtechnik.

- die Bremse (Leistungsaufnahme/Vernichtung);
- die Abgasanlage;
- die Konditionieranlagen wie Luft- und Kraftstoffversorgung;
- die notwendige Messtechnik, wie z.B. Druck- oder Temperatursensoren und Sondermessgeräte wie Abgas- und Verbrauchsmessanlage und
- das System für Prototyping beim Test und der Applikation (ES1000 in der Abb. 3.1).

Die Bedienwarte enthält das Automatisierungssystem (z.B. Morphée), das Applikationssystem (z.B. INCA) sowie gegebenenfalls das Optimierungssystem (z.B. CAMEO). Der Prüfstands-fahrer bzw. Applikationsingenieur hat in der Prüfstandsbedienwarte die Möglichkeit, über die

Visualisierungsfunktionen der verschiedenen Systeme und über eine Kamera den Ablauf des Versuchs zu verfolgen und den Motor zu steuern [130].

3.1 Automatisierungssystem am Prüfstand

Das Automatisierungssystem ist ein PC-basiertes Echtzeitsystem, das die zentrale Steuerungs-, Regelungs- und Überwachungsaufgabe eines Versuchslaufs am Prüfstand übernimmt. An Motorenprüfständen wird beispielweise das Automationssystem Morphée der französischen D2T Groupe benutzt [132, 133]. Morphée ist auch geeignet, die Messdaten zu erfassen und die Anforderungen vom Optimierungssystem CAMEO umzusetzen. Die Messdatenerfassung aus den Sensoren wird nach Filterung und Digitalisierung hochfrequent durchgeführt (bis 10 kHz).

In Morphée werden die physikalischen Kanäle (Messkanäle) und berechneten Kanäle sowie ihre Grenzwerte definiert. Der Prüfablauf wird durch Morphée beschrieben und durchgeführt. Durch verschiedene Kontrollbildschirme kann man in Morphée bestimmte Größen visualisieren bzw. beobachten. Andere Betriebsparameter (z.B. Dauer des Tests) können ebenfalls angegeben werden.

Ein Versuch mit Morphée kann entweder manuell oder automatisch durchgeführt werden. Im manuellen Betriebsmodus übernimmt der Prüfstandsfahrer die Steuerung vom Prüfstand. Er bestimmt die Betriebspunkte und Variationen und überwacht alle Grenzwerte. Im Automatikmodus wird der Betriebspunkt aus einer Stufenpunktliste ausgelesen oder von einem Optimierungssystem übernommen und eingeregelt. Die Überwachungen der Grenzwerte und die Variation der Stellgrößen wird von Morphée übernommen. Der Prüfstandstechniker bzw. Betriebsingenieur hat außer einiger Sicherheitsfunktionen keine Möglichkeit, in den Prüfablauf einzugreifen.

Im Rahmen dieser Dissertation soll ein Tool zur Messdatenplausibilisierung bei Versuchen im Automatikmodus entwickelt, implementiert, geprüft und eingesetzt werden.

3.2 Optimierungssystem

CAMEO (**C**omputer **A**ided **M**ethod for **E**ngine **O**ptimization) der AVL List GmbH ist ein modulares Optimierungstool für die automatische Abstimmung von Motorsteuerungen [134].

Für den direkten Zugriff auf Motorkalibrierparameter werden Applikationssysteme (s. Abschnitt 3.3) eingesetzt. Die Motormessdaten werden vom Automationssystem über die ACI (**A**utomatic **C**alibration **I**nterface) Schnittstelle für Optimierungsberechnungen an CAMEO übertragen. CAMEO sammelt alle Optimierungsergebnisse und berechnet aus den optimalen Werten der Kalibrierparameter neue Kennfelder. Mit den optimierten Kennfelddaten können weitere Messungen durchgeführt werden.

3.3 Applikationssystem

Das Applikationssystem INCA (**I**Ntegrated **C**alibration and **A**cquisition System) ist für die Kommunikation mit dem Steuergerät über eine ASAP1-Schnittstelle zuständig [135].

INCA ermöglicht den Zugriff auf alle Daten (z.B. Kennfelder) der Motorsteuerung sowohl online mit direkter Verbindung zum Steuergerät als auch offline. Das Automatisierungssystem gibt die Anweisung, welche Größen verstellt werden. Das Automatisierungssystem ist über eine ASAP3-Schnittstelle mit dem Applikationssystem verbunden.

3.4 Versuche am Prüfstand

Am Prüfstand werden zahlreiche Größen gemessen bzw. erfasst. Viele von ihnen sind aus anderen gemessenen Größen berechnet. Sie werden als Rechengrößen bezeichnet. Die Sollwerte in einem Versuch werden auch als Stellgrößen oder Führungsgrößen bezeichnet. Es gibt auch konstante Größen, wie z.B. die Anzahl der Zylinder des Motors, der Hub und der Heizwert des Kraftstoff, und Varianzkoeffizienten, wie z.B. Varianzkoeffizienten für den Zündwinkel, für die CO₂-Konzentration und für die Drehzahl.

Standardmessgrößen in einem Versuch am Prüfstand sind in der Tabelle 3.1 aufgelistet. Andere wichtige Messgrößen im Versuch werden in der Tabelle 3.2 gezeigt.

Tab. 3.1: Standardmess- und rechengrößen in einem Versuch am Prüfstand.

| Größe | Einheit | Art der Größe | Gerät/Anschluss |
|------------------------|---------|---------------|---------------------------------------|
| Motordrehzahl | U/min | Messgröße | Belastungseinheit / CAN Induktivgeber |
| Drehmoment | Nm | Messgröße | Belastungseinheit Kraftmessdose |
| Reduziertes Drehmoment | Nm | Rechengröße | |
| Motorleistung | kW | Rechengröße | |
| Reduzierte Leistung | kW | Rechengröße | |
| spezifische Arbeit | kJ/l | Rechengröße | |
| Relative Luftfeuchte | % | Messgröße | 100 mm vor Luftfilter Hygrometer |
| Korrekturfaktor PHI | % | Rechengröße | |
| Kraftstoffmasse | g | Messgröße | Kraftstoffwaage gravimetrisch |
| Generatorspannung | V | Messgröße | Klemme 61 / CAN Voltmeter / CAN |
| Drosselklappenwinkel | % | Messgröße | E-Gas |

Bei einem Versuch am Motorenprüfstand werden Zielgrößen, Betriebspunkte und Variationen aus den Messgrößen festgestellt.

Zielgrößen beschreiben das Ergebnis eines Versuches. Der spezifische Kraftstoffverbrauch und die CO₂-Emissionen sind normalerweise Zielgröße im Bereich Motorenentwicklung und -optimierung.

Die Betriebspunkte werden üblicherweise durch Motordrehzahl und Motorlast definiert. Sie spannen das Kennfeld des Motors auf und legen fest, welche Sollwerte beim stationären Betrieb des Motors konstant gehalten werden müssen. Die Motorlast, auch Belastung des Motors genannt, kann beispielweise das Drehmoment, die spezifische Arbeit oder die relative Luftmasse sein. Die Betriebsebenen des Motors, in der die Last verstellt werden kann, werden in Abschnitt 4.4.2 beschrieben.

Die Variationen sind Verstellparameter, die bei jedem Betriebspunkt variiert werden sollen, um einen gut definierten Raum der Einflussgrößen festzustellen. Die Einlass- bzw. Auslassspitzung, die Zündwinkel und die Schwerpunktlage sind typische Variationen für einen Versuch am Motorenprüfstand. Sie werden als Sollwerte berücksichtigt.

Die Betriebspunkte und Variationsparameter werden am Prüfstand über entsprechende Regelsysteme eingestellt.

Tab. 3.2: Andere wichtige Mess- und Rechengrößen im Versuch.

| Komponente/Messstelle | Größe | Einheit |
|-----------------------|--|--------------------|
| Kühlung | Temperatur Kühlmittel Kühler-Ein/Aus | °C |
| | Kühlmitteldruck | bar |
| Ölversorgung | Temperatur Motoröl nach Filter / im Sumpf / Ölkühler-Ein/Aus | °C |
| | Öldruck nach Filter | bar |
| Abgasmesstechnik | CO/ HC / NO _x / CO ₂ / O ₂ / H ₂ Konzentration | % oder ppm |
| | Temperatur im Abgas | °C |
| | Druck im Abgas | bar |
| Indiziermesstechnik | Zylinderdruck | bar |
| | indizierte Arbeit | kJ/dm ³ |
| | indizierte Motorleistung | kW |
| Kraftstoff | Kraftstoffmassenstrom | kg/h |
| | Spritzbeginn/-ende | grd KW |
| | Temperatur | °C |
| | spezifischer Kraftstoffverbrauch | g/kWh |
| Saugrohr | Temperatur im Saugrohr | °C |
| | Druck im Saugrohr | mbar |
| Katalysator | Temperatur vor/nach Katalysator | °C |
| | Druck vor/nach Katalysator | mbar |

Die Abbildung 3.2 zeigt das Anfahren eines Betriebspunkts am Prüfstand. Die Drehzahl wird von 1500 U/min auf 2000 U/min erhöht, um einen neuen Betriebspunkt zu erreichen. Hierbei werden auch alle Regler und Schalter verstellt.

Der Übergang in den nächsten Betriebspunkt zeigt einen instabilen Bereich (T_1 bis T_3). Beim Zeitpunkt T_2 wird der neue Wert der Drehzahl erzielt, aber die Signale aus den Sensoren schwanken noch immer. Die Schwingungsphase dauert i.d.R. zwischen 20 und 120 Sekunden. Ab der Zeit T_3 , wenn alle Sensorensignale wieder stabil werden, kann eine Messung begonnen werden.

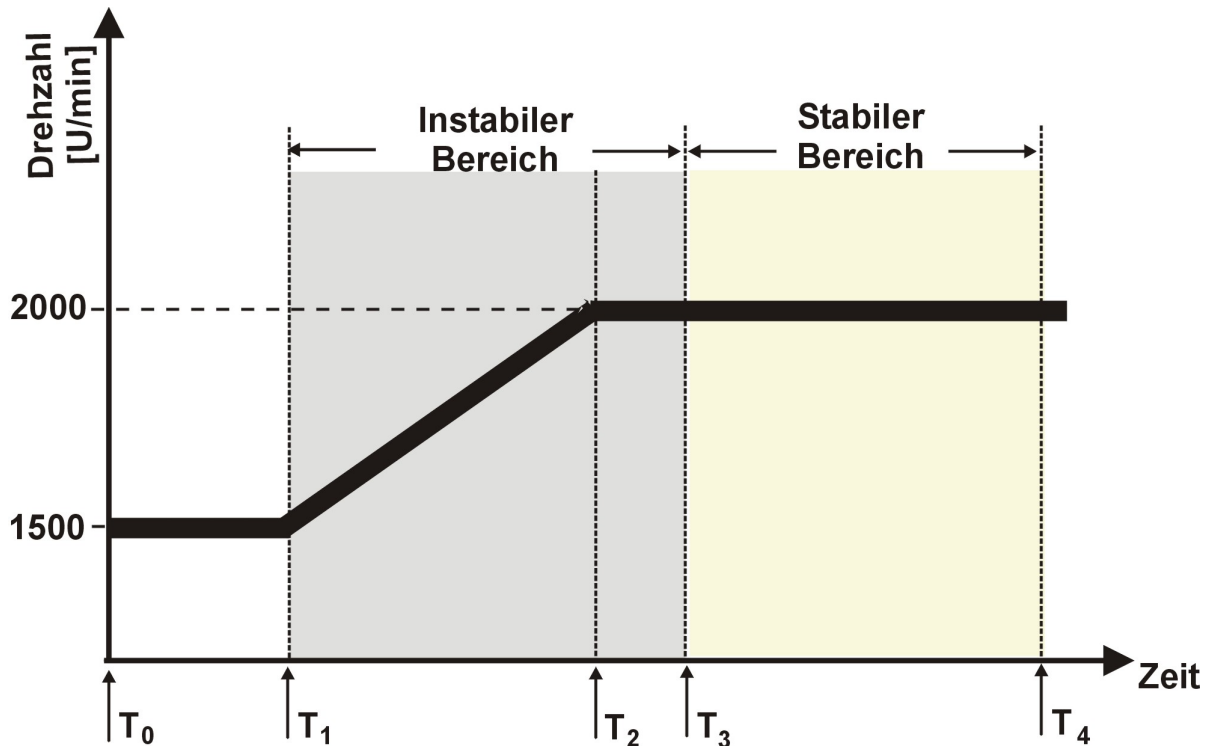


Abb. 3.2: Anfahren eines Betriebspunkts. Die Drehzahl wird erhöht, um einen neuen Betriebspunkt zu erreichen. Hierbei werden auch alle Regler und Schalter verstellt. Der Übergang in den nächsten Betriebspunkt zeigt einen instabilen Bereich.

Bei jeder Kombination von Betriebspunkten und Variationen werden u.a. mechanische und thermodynamische Größen gemessen und dokumentiert. Diese Information zu einem bestimmten Zeitpunkt wird als Messpunkt bezeichnet.

Die Abbildung 3.3 zeigt den Ablauf eines Betriebspunkts mit mehreren Messpunkten. Nach der Beendigung des instabilen Bereichs beim Anfahren eines neuen Betriebspunkts werden zu vorgegebenen Zeitpunkten (T_V) Messungen durchgeführt. Zum Zeitpunkt T_{4a} wird die erste Messung (MP_1) angefangen. Bei T_{4b} wird sie beendet. Zwischen T_{4b} und dem nächstem vorgegebenen Zeitpunkt werden keine Messungen durchgeführt.

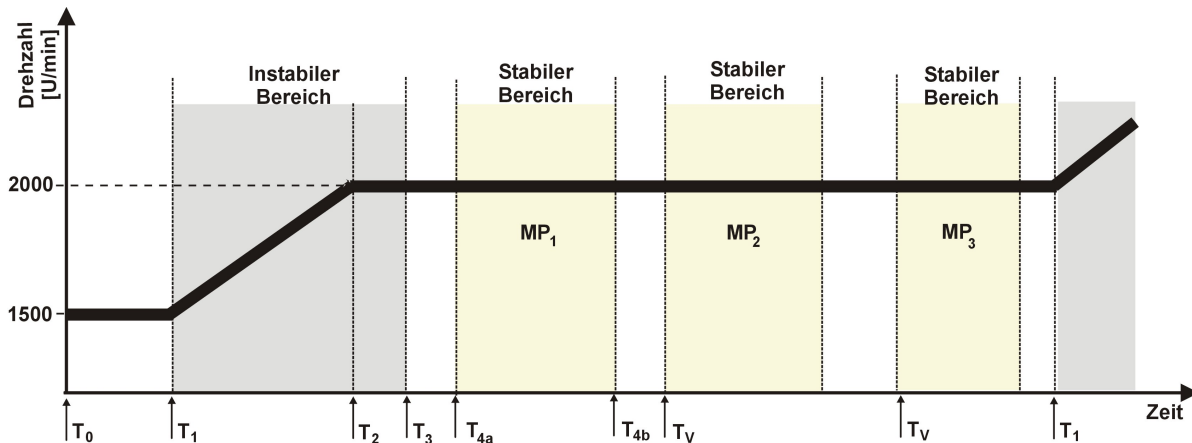


Abb. 3.3: Ablauf eines Betriebspunkts mit mehreren Messpunkten. Nach der Beendigung des instabilen Bereichs werden an vorgegebenen Zeitpunkten (T_V) Messungen durchgeführt.

In der Abbildung 3.4 und in der Tabelle 3.3 wird ein Beispiel des Ablaufs eines Versuchs für einen 4-Zylinder Ottomotor dargestellt. Das Ziel ist die Optimierung des Kraftstoffverbrauchs. Der Motor wird über die Regler für die spezifische Arbeit geregelt und die Bremse über die Drehzahl. Ein Betriebspunkt wird durch das Wertepaar (Drehzahl = 2000 U/min, spezifische Arbeit = 0.4 kJ/l) festgelegt. Sobald der Betriebspunkt stabil ist, werden die Variationen durchgeführt (in diesem Fall die Einlass- und Auslassspreizung). Durch die Einlass- und Auslassspreizung kann die im Zylinder verbleibende Restgasmenge beeinflusst werden und damit kann auch der Kraftstoffverbrauch und die Verbrennungs-Spitztemperatur gesenkt werden.

Ist die Antwort auf die Variationen stabil, wird die Messung durchgeführt. Hierbei werden beispielweise die folgenden Größen gemessen: Drehmoment, Motorleistung, Kraftstoffverbrauch, Kraftstoffdruck und -temperatur, Motoröldruck und -temperatur, Abgasdruck und -temperatur in jedem Zylinder, Abgasbestandteile, Druck und Temperatur im Kühlmittel, etc. Nach der Beendigung der Messung wird ein neuer Betriebspunkt festgelegt. Die Drehzahl bleibt bei 2000 U/min und die spezifische Arbeit bei 0.4 kJ/l. Die Einlass- und Auslassspreizung werden verkleinert.

Bei der Variationssetzung wird der Regler für die Schwerpunktlage aktiviert. Bei günstiger Schwerpunktlage der Verbrennung einer möglichst homogenen Gemischverteilung kann der niedrigste Kraftstoffverbrauch bei den geringsten Emissionen erzielt werden. Verschiedene

Stellungen für die Schwerpunktlage werden getestet. Die Messungen werden bei stabilen Zuständen durchgeführt und gespeichert. Am Ende des Versuchs werden alle Messungen für weitere Auswertungen protokolliert. Es wird analysiert, unter welchen Bedingungen bzw. Zuständen der minimale Kraftstoffverbrauch erreicht wurde. Mit dieser Information kann der Betriebsingenieur entscheiden, ob weitere Versuche bzw. Messungen durchgeführt oder weitere Parameter untersucht werden müssen.

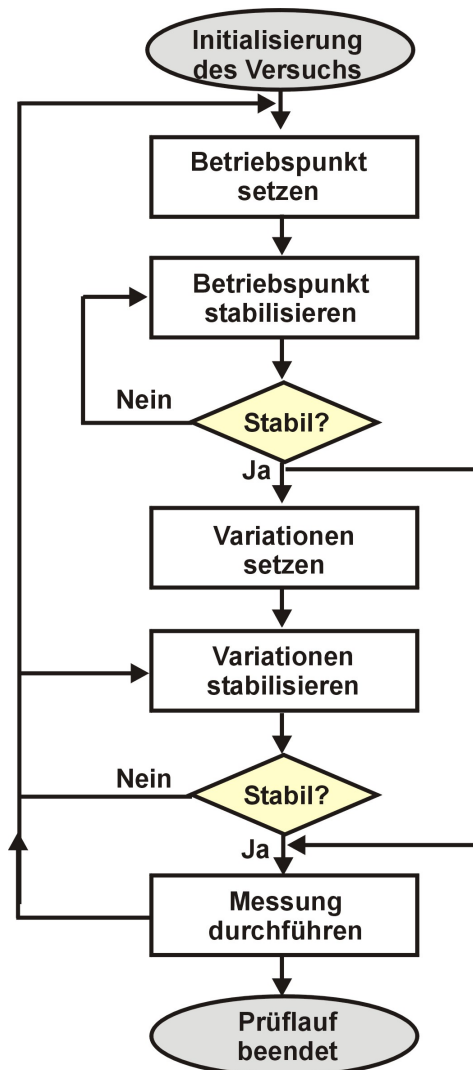


Abb. 3.4: Ablauf eines Versuchs am Prüfstand. Sobald der angefahrene Betriebspunkt stabil ist, werden die Variationen eingesetzt. Die Messungen werden bei stabilen Zuständen durchgeführt und gespeichert.

Tab. 3.3: Beschreibung eines Versuchsbeispiels am Prüfstand

| N (U/min) | WE (kJ/l) | ASP (grd kW) | ESP (grd kW) | SPL (grd kW) | Beschreibung |
|--------------|--------------|-----------------|-----------------|-----------------|--|
| 2000 | 0,4 | | | | Betriebspunkt gesetzt |
| | | 125 | 100 | | Stabilisierung des Betriebspunkts/Variationen Setzen |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | | Variation beendet |
| | | | | | Messung gespeichert |
| 2000 | 0,4 | | | | Betriebspunkt gesetzt |
| | | 120 | 80 | -6 | BP-Stabilisierung/Variationen Setzen/RSL aktiviert* |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | -4 | Variationen Setzen/RSL aktiviert |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | -2 | Variationen Setzen/RSL aktiviert |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | 0 | Variationen Setzen/RSL aktiviert |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | 2 | Variationen Setzen/RSL aktiviert |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | 4 | Variationen Setzen/RSL aktiviert |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | 6 | Variationen Setzen/RSL aktiviert |
| | | | | | Variation stabilisiert |
| | | | | | Messung |
| | | | | | Variation beendet |
| | | | | | Messung gespeichert |
| | | | | | Prüflauf wird beendet |

(*) BP: Betriebspunkt, RSL: Regler für die Schwerpunktlage

N: Drezahl, WE: spezifische Arbeit

ASP: Auslassspreizung, ESP: Einlassspreizung, SPL: Schwerpunktlage

4 Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand

Das Ziel des Verfahrens zur Messdatenplausibilisierung am Prüfstand ist, fehlerbehaftete Messdaten während des Betriebs des Motors zu erkennen und zu identifizieren.

Als plausibel wird ein Wert bezeichnet, wenn er keine Auffälligkeiten zeigt oder dessen Auffälligkeit durch eine natürliche Ursache erklärt werden kann.

Als ungültige Daten werden Werte bezeichnet, welche mit großer Sicherheit nicht den zur Messzeit herrschenden "wahren" Wert wiedergeben. Die überprüften Werte müssen innerhalb eines bestimmten vorgegebenen Bereiches liegen oder zu einem bestimmten Datentyp gehören. Um gültige Bereiche zu bestimmen, ist das Wissen und die Erfahrung von Betriebsingenieuren bei der Messdatenplausibilisierung ein wichtiger Aspekt.

Beispielweise müssen die Temperaturen in den Abgasleitungen ähnlich sein. Hat ein Motor zwei Turbolader, sollte die Temperatur in einem Turbolader im Vergleich zu der Temperatur im anderen Turbolader erfahrungsgemäß bis maximal 10% unterschiedlich sein. Außerdem sollten die Werte der Temperaturen im Bereich von 0°C bis 1200°C liegen. Liegen die Temperaturen außerhalb dieses Bereichs oder ist der Unterschied zwischen beiden größer als 10%, werden die Werte als auffällig oder unplausibel bezeichnet. Eine Plausibilisierung der Temperaturen in den Abgasleitungen ist komplex, da viele andere Variablen, wie Drehzahl, Last oder Variationen, die Temperatur beeinflussen können.

Ein Wert wird dann plausibel, wenn er zu dem aktuell eingestellten Betriebspunkt des Motors passt.

4.1 Randbedingungen

Im Rahmen dieser Dissertation wird die Messdatenplausibilisierung an Motorenprüfständen unter den folgenden Randbedingungen entwickelt, implementiert und durchgeführt:

- Das Verfahren wird nur an Versuchen im Automatikbetriebsmodus verwendet.
- Die Parametrisierung des Verfahrens wird möglichst automatisch konfiguriert. Eine Typisierung der Versuche ist wegen der großen Anzahl der Kanäle und der variablen Zielsetzungen leider nicht möglich. Die vorhandenen Kanäle im Versuch sowie deren entsprechenden möglichen Überprüfungen werden ebenfalls möglichst automatisch erkannt. Dazu dient eine skriptbasierte Konfigurationsdatei, die bei Initialisierung der Messdatenplausibilisierung gemäß der greifbaren Randinformationen bei jedem Versuch automatisch erstellt wird. Die Erstellung solcher Dateien ist i.d.R. schnell (1-5 Sek.).
- Die Messdatenerfassung aus den Sensoren wird nach Filterung und Digitalisierung hochfrequent durchgeführt.
- Die Abtastrate für das Verfahren wird auf 1 Sek. festgelegt.
- Die Anzahl der Kanäle zur Überprüfung ist nicht festgelegt, da sie je nach Versuch variieren kann.
- Potentiellen personell bedingten Fehlern bei der Einstellung oder bei einer neuen Kalibrierung der Messtechnik, beim Wechsel eines Prüfmotors, oder bei Veränderung der Umgebungsbedingungen können nicht ganz vermieden werden. Bei solchen Fällen sollte eine Überprüfung der Messbereitschaft vor Beginn der Messtätigkeiten durchgeführt werden.
- Das entwickelte Verfahren ist ein Hilfsmittel, um Fehlmessungen während eines Versuchs rechtzeitig zu erkennen und zu identifizieren. Die Lösungen zu gefundenen Problemen und die folgenden Entscheidungen über eine Messung bleiben Aufgabe vom Betriebsingenieur bzw. Prüfstandfahrer.
- Obwohl das Verfahren Hinweise über Störungen oder Defekte in den Messgeräten geben kann, kann es die Messgeräte selbst nicht überprüfen.

- Aufgrund der möglichen Verzögerungen beim Messdatenabgreifen bzw. bei den Modellbildungen ist die Messdatenplausibilisierung ein quasi-Echzeitsystem. Die Ergebnisse der Plausibilisierung werden i.d.R. mit einer Verzögerung von höchstens 120 Sek. übermittelt.
- Anpassungen und neue Anforderungen im Rahmen des entwickelten Verfahrens können jederzeit mit wenig Aufwand implementiert werden.
- Die Implementierung des Verfahrens am Prüfstand wird auf Matlab v. 6.5.1 R13 auf einem vom Automatisierungssystem unabhängigen Rechner durchgeführt.

4.2 Datenerfassung

Um die Messdaten während eines Versuchs aus dem Automatisierungssystem Morphee abzutasten, wird eine Schnittstelle benutzt.

MINT (Matlab Interface) ist eine Matlab-Struktur, die die Verbindung zwischen Matlab und Morphée mittels des DRV-Servers, der DCOM-Verbindung und eines installierten Monitor-Treibers gewährleistet (s. Abbildung 4.1). Durch diese Struktur können auch Werte von Kanälen von Matlab aus gesteuert und verändert werden. Diese Funktionalität ist wichtig, da die Möglichkeit zur Wiederholung oder Beendigung eines Betriebspunktes, oder auch eines Versuchs, bei Bedarf genutzt werden kann.

Da eine sehr große Anzahl an Kanälen in jedem Versuch zur Verfügung steht, werden nur diejenigen erfasst, die zur Messdatenplausibilisierung notwendig sind. Das reduziert den Raum der Variablen um bis zu 70%. Die nicht betrachteten Kanäle sind i.d.R. die, die gleiche Informationen wie die betrachteten Kanäle beinhalten, oder Kanäle, die als Schalter für die Regler funktionieren, oder Kanäle, die keinen Zusammenhang mit den betrachteten Kanälen zeigen.

Es muss berücksichtigt werden, dass Störungen während des Anfahrens eines Betriebspunktes auftreten können (s. Abschnitt 3.4). Daher werden die Messdaten erst erfasst, wenn die Signale aus den Sensoren (wieder) stabil sind. Die Schwingungsphase dauert i.d.R. zwischen 20 und 120 Sekunden. Während dieser Zeit findet keine Messung, und auch keine Plausibilisierung, statt. Die Abtastzeit für das Verfahren wird auf 1 Sek festgelegt.

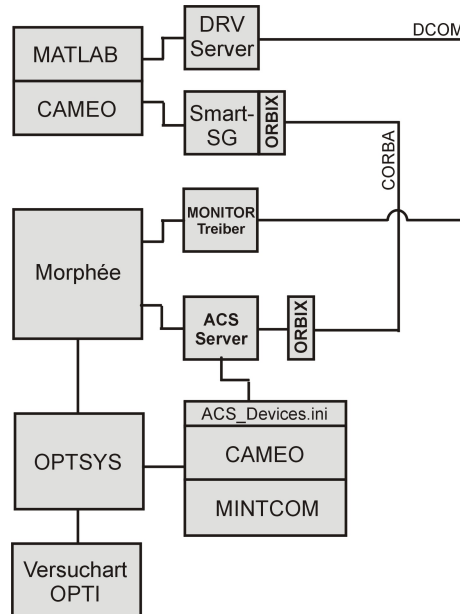


Abb. 4.1: CAMEO-Morphée-Matlab Verbund. Die Verbindung zwischen Matlab und Morphée wird mittels des DRV-Servers, der DCOM-Verbindung und eines installierten Monitor-Treibers gewährleistet.

Erfahrungsgemäß ergibt diese Abtastzeit gute Ergebnisse. Längere Abtastzeiten können verursachen, dass wertvolle Information für das Verfahren verloren gehen, da die Veränderungen aller Variablen als Folge einer Betriebspunkts- bzw. Variationsänderung sehr schnell erfolgen. Kürzere Abtastzeiten fordern die Schnittstelle zu sehr und könnten evtl. einen Absturz von Matlab verursachen. Ein Grund dafür ist, dass weitere Prozesse beim Automatisierungssystem Morphée parallel laufen. Somit können die Messdaten nur mit einer Verzögerung weitergegeben werden oder nicht schnell genug abgegriffen werden. Außerdem wurde in zahlreichen Versuchen erprobt, dass mit einer Abtastzeit von 1 Sek. ausreichend gute PCA-Modelle gebildet werden können.

Eine erste Überprüfung erfolgt bei der Messdatenerfassung: eine kontinuierliche Online-Überprüfung aller beobachteten Istwerte im Grenzbereich wird durchgeführt. Dazu dient eine erfahrungsgemäße Anpassung aller unteren und oberen Grenzen der Messkanäle, die mit Hilfe von erfahrenen Betriebsingenieuren abgestimmt wurden. Das ist notwendig, da die im Automatisierungssystem vorhandenen Grenzen nicht immer realistisch oder angepasst sind. So kann man z.B. eine Umgebungstemperatur zwischen -150 bis 150 °C im Automatisierungs-

system finden, was unrealistisch ist. Sollte bei der Messdatenerfassung eine Grenze verletzt werden, wird die Verletzung als Fehler erkannt und zum Entscheidungssystem zur Überprüfung weitergeleitet (s. Abschnitt 4.5).

Eine andere wichtige Berücksichtigung bei der Erfassung ist, dass bei der Hauptkomponentenanalyse die Messdatensätze in einer temporären Matrix organisiert werden. Das macht das Verfahren zur Messdatenplausibilisierung rekursiv. Die betrachtete Matrix enthält m Spalten und n Zeilen. Die Spalten entsprechen der Anzahl der zu beobachtenden Sensoren und die Zeilen der Anzahl der Messdatensätze. Um eine ausreichende Anzahl der Messdatensätze für eine optimale PCA-Modellbildung zu bestimmen, wurden empirische Formeln gefunden:

$$n = Faktor * m \quad (4.1)$$

$$Faktor = 1.5 + 10.8 * e^{(-0.062*m)} \quad (4.2)$$

mit n der Anzahl der Messdatensätze, m der Anzahl der Sensoren und $Faktor$ dem Verhältnis zwischen n und m .

Die Daten aus der Tabelle 4.1 wurden betrachtet, um die empirische Relation 4.2 zu finden. Sie wurden am Prüfstand und am Simulator beim Anfahren eines Betriebspunkt erzeugt. Die Anzahl der Sensoren (m) wurde festgelegt und die Anzahl der Messdaten (n) für einen Versuch unter gleichen Bedingungen mit den gleichen Messkanälen wurde variiert. Bei jeder Änderung von n wurden die Anzahl der Hauptkomponenten und die Eigenwerte berechnet und ein PCA-Modell gebildet.

Es wurde beobachtet, ab welcher Anzahl an Messdatensätzen die Eigenwerte und das Modell stabil wurden. Die Abbildung 4.2 zeigt die Anpassung der Versuchsdaten mit einer exponentiellen Funktion. Eine komplette Beschreibung dieses Vorgehens wird in der Masterarbeit von Tran zusammengefasst [75].

Mit den Formeln 4.1 und 4.2 können theoretisch ohne Probleme bis 3000 Sensoren bei einer PCA-Modellbildung betrachten werden. In Versuchen werden aber tatsächlich viel weniger benötigt.

Tab. 4.1: Ergebnisse der Versuche beim Suchen einer empirischen Relation zwischen der Anzahl der Sensoren und der Anzahl der notwendigen Messdatensätze.

| Anzahl der Sensoren m | Anzahl der PC l | Anzahl der Messdatensätze n | Verhältnis $m : n$ |
|----------------------------|----------------------|----------------------------------|-----------------------|
| 7 | 3 | 60 | 1:9 |
| 8 | 3 | 65 | 1:8 |
| 9 | 3 | 70 | 1:7 |
| 20 | 6 | 90 | 1:5 |
| 30 | 7 | 100 | 1:3 |
| 50 | 8 | 100 | 1:2 |

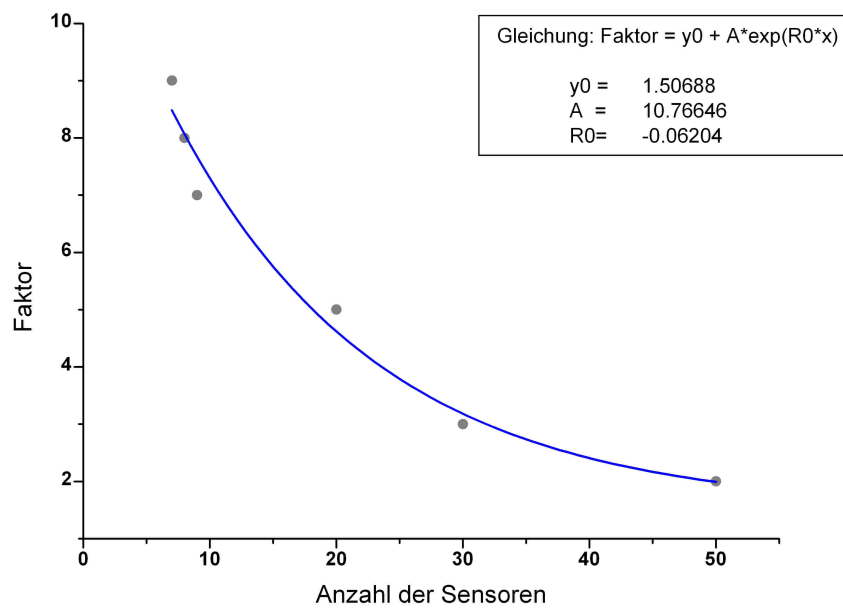


Abb. 4.2: Anpassung der Versuchsdaten beim Suchen einer empirischen Relation zwischen der Anzahl der Sensoren und der Anzahl der notwendigen Messdatensätze bei einer PCA-Modellbildung. Im Hintergrund werden die Versuchsdaten dargestellt. Die blaue Linie stellt die Anpassung dar.

Es musste aber auch eine untere Grenze für die Anzahl der Sensoren eingesetzt werden. Mit zu wenigen betrachtenden Sensoren für die PCA-Modellbildung könnte eine (oder beide) der folgenden Bedingungen nicht erfüllt werden:

$$m > l \quad (4.3)$$

mit m der Anzahl der zu beobachtenden Sensoren und l der Anzahl der Hauptkomponenten.

$$m - l - \rho \geq 2 \quad (4.4)$$

mit ρ dem Freiheitsgrad des Prozesses, wobei $\rho \geq 1$ sein muss, um zumindest einen fehlerhaften Sensor detektieren zu können [69].

Nach zahlreichen Versuchen wurde festgestellt, dass ein Minimum von 7 Sensoren bei der Messdatenplausibilisierung betrachtet werden muss, um ein gutes PCA-Modell zu bilden [75].

Die Originalmessdaten werden bei der Erfassung zuerst normalisiert, d.h. sie werden so korrigiert, dass der Mittelwert Null ist ($\bar{X} = 0$) und die Standardabweichung einheitlich ist ($s_{xy} = 1$). Das vermeidet numerische Probleme wegen unterschiedlicher Einheiten und Streuungen der Größen (s. Abschnitt 2.2.1).

Bei der Datenerfassung wird ein EWMA-Filter (engl. **Exponentially Weighted Moving Average**) eingesetzt [136–140]. Ein Filter ist erwünscht, wenn das Datenrauschen zu hoch ist, die Daten nicht normalverteilt sind und/oder wenn kleine Veränderungen in den Zusammenhängen der Daten detektiert werden müssen. Unter diesen Bedingungen kann ein Filter bei der Fehlererkennung falsche Alarmer vermeiden.

Zur Online-Messdatenplausibilisierung wird der Filter durch die rekursive Gleichung 4.5 definiert.

$$\bar{x}_k = \alpha x_k + (1 - \alpha)\bar{x}_{k-1} \quad (4.5)$$

wobei x_k der k -te Datensatz, \bar{x}_k der gefilterte k -te Datensatz, \bar{x}_{k-1} der gefilterte $k - 1$ -te Datensatz und α der Filterparameter ist.

Anders geschrieben wird die Gleichung 4.5 zu:

$$\bar{x}_k = (1 - \alpha)^k x_0 + \alpha(1 - \alpha)^{k-1} x_1 + \alpha(1 - \alpha)^{k-2} x_2 \dots + \alpha x_k \quad (4.6)$$

Der gefilterte Datensatz wird die aktuelle Messung mit allen vorherigen Messungen exponentiell durchschnittlich beschrieben. So wird ein größeres Gewicht für die aktuelle Messung festgelegt und das Gewicht der vorherigen Messungen wird exponentiell kleiner.

Die Auswahl des Filterparameters sollte die Höhe des Rauschens in den Daten betrachten. Ein kleiner Wert für α wird mehr Rauschen erlauben und das System wird schneller als wenn α einen großen Wert annimmt. Auf alle Fälle sollte sich α im Intervall]0..1[bewegen [138]. Bei Werten in der Nähe von Null wird der Filter empfindlicher auf Mittelwertsänderungen im Datenfluss. Bei Werten in der Nähe von Eins wird er empfindlicher auf Varianzänderungen.

Im Rahmen dieser Dissertation wurde aus den Ergebnissen einer Versuchsreihe basierend $\alpha = 0.1$ für die Filterung der Messdaten ausgewählt. Für andere Filterungen, wie z.B. beim vorhergesagten quadratischen Fehler (engl. Square Predicted Error oder SPE), werden auch EWMA-Filter eingesetzt. Die Filterparameter werden für jeden Fall und je nach Bedingungen neu bestimmt.

4.3 Architektur des Verfahrens

Um die Plausibilisierung der Messdaten zu erzielen, werden die möglichen Auffälligkeiten herausgefiltert. Dazu werden die Messdaten durch verschiedene „Module“ untersucht (s. Abbildung 4.3). Jedes Modul überprüft eine bestimmte Aufgabe (s. Abschnitt 4.4) und wenn ein Fehler erkannt wird, sollte es ihn isolieren und identifizieren. Die erkannten Fehler werden noch in einem weiteren Modul überprüft, um zu entscheiden, ob die Fehler so bedeutsam für den Versuch sind, um die Messung bzw. den Versuch zu wiederholen oder zu beenden. So wird die Auswertung von falschen Daten vermieden.

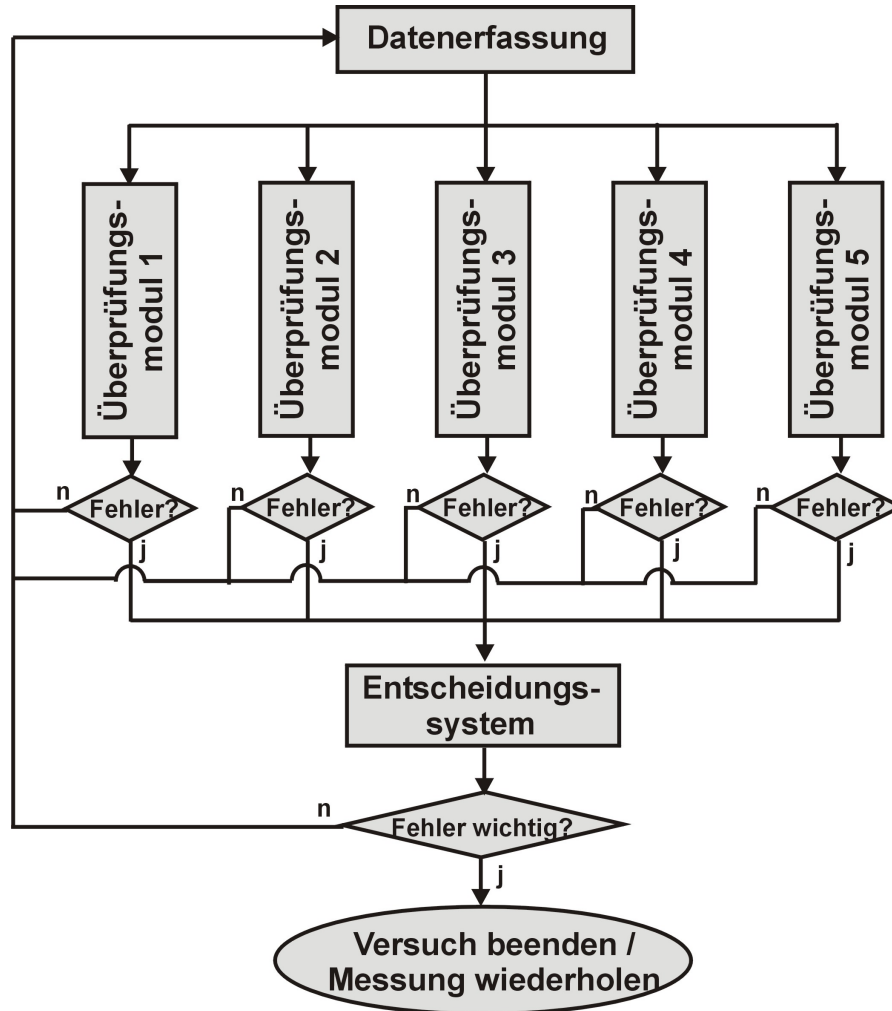


Abb. 4.3: Architektur des Verfahrens zur Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand. Die Messdaten werden aus dem Automatisierungssystem erfasst und in den fünf Modulen parallel überprüft. Sollte ein Fehler in einem oder mehreren Modulen detektiert werden, wird eine Aussage aus dem Entscheidungssystem erstellt und das weitere Vorgehen im Versuch festgelegt.

Wenn alle Module parallel laufen, können die am Prüfstand erzeugten Messdaten beobachtet und überprüft werden. Das Tool bietet dem Anwender die Möglichkeit, rechtzeitig Rückschlüsse aus den Ergebnissen zu ziehen.

Die Aufgaben der Module sind:

- Kontinuierliche Online-Überprüfung von Istwerten im Vergleich zu den Sollwerten.
- Kontinuierliche Online-Überprüfung von Istwerten im Vergleich zu den Referenzmessungen.
- Kontinuierliche Online-Überprüfung von physikalischen Relationen und Zusammenhängen zwischen Messwerten.
- Überwachung der Signale zur Beurteilung des Sensorenstatus. Potentiell defekte Sensoren werden detektiert.
- Online-Bildung von Modellen zur Prüfung der Plausibilität von Messgrößen bei laufendem Motor.
- Bewertung der Wichtigkeit von erkannten Fehlern, um weitere Entscheidungen in der Messung bzw. im Versuch zu treffen.

Die Auswahl der vorgeschlagenen Verfahrensarchitektur antwortet auf praktische Fragen: die modulare Bauweise der Architektur erlaubt in der Praxis eine strukturierte, hierarchische Anordnung der Systemkomponenten bzw. einen effizienten Programmablauf. Außerdem ermöglicht die Modularität eine leichte, problemlose Modifizierung, Verbesserung und Erweiterung des Tools. Noch mehr: einzelne Bestandteile des Systems sowie ihre grundlegenden Methoden können beliebig ausgetauscht werden, ohne dass dadurch andere Teile beeinträchtigt werden. Außerdem ist die Zuverlässigkeit des Tools gesichert, da der Absturz einer einzelnen Komponente kein Grund für einen Zusammenbruch des gesamten Systems ist.

4.4 Überprüfungsmodule

4.4.1 Überprüfungsmodul: Soll-Istwert Vergleich

Moderne Verbrennungsmotoren werden gesteuert bzw. geregelt, um bestimmte Einflüsse auf den Motorprozess (Einspritzverlauf, Ladedruck, Abgasrückführrate, etc.) am jeweiligen verfahrenstechnischen Optimum zu halten.

Zur Motorsteuerung werden beispielsweise elektronische Drosselklappen mit einem variablen Ventiltrieb eingesetzt. Sie werden über die Öffnungs- und Schließ(kurbelwellen)winkel der Ein- und Auslassventile entsprechend den momentanen Erfordernissen geregelt. Diese Regelung muss überprüft werden, da der gemessene Wert (Istwert) in einem ähnlichen Bereich wie der angestrebte Wert (Sollwert) bleiben soll.

In der Tabelle 4.2 werden weitere typische Regelungen in Verbrennungsmotoren aufgelistet.

Tab. 4.2: Typische Regelungen in Verbrennungsmotoren.

| Name | Stellgröße | Regelgröße |
|------------------------|-----------------------------|--|
| λ -Regelung | Einspritzmenge/Luftmasse | Luft-Kraftstoff-Verhältnis, λ -Sonde |
| Leerlaufregelung | Einspritzmenge/Luftmasse | Motordrehzahl |
| Klopfregelung | Zündzeitpunkt | Klopfen |
| Drosselklappenregelung | Drosselklappenstellung | Ein- und Auslassventile |
| Ladedruckregelung | Abblaseventilstellung | Abgasmenge/Saugrohrdruck |
| Abgasrückführregelung | Abgasrückführventilstellung | Abgas |

Sollte es eine Abweichung des Istwertes eines Betriebsparameters zu einem vorgegebenen Sollwert geben, sollte sie so klein wie möglich bleiben. In der Abbildung 4.4 werden die Soll- und Istwerte der relativen Luftmasse im Ansaugkanal des Verbrennungsmotors in einem Versuch dargestellt. Der Versuch wurde an einem 6-Zylinder-Ottomotor bei konstanter Drehzahl (1500 U/min) durchgeführt. Drehmoment, Zündwinkel, Ein- und Auslassspreizung wurden dabei variiert. Die Versuchsdauer betrug ca. eine Stunde. Die Messungen haben nur stattgefunden, wenn der λ -Regler aktiviert war.

Die Abbildung 4.4 zeigt, dass die Istwerte, mit einer Häufigkeit von 23%, den maximal tolerierten Fehler (auf 5% eingestellt) überschreiten. Sogar bei einer Erhöhung der Toleranz (auf 10%) würden die Istwerte auch die neue Grenze verletzen. Sollte die relative Luftmasse unplausibel sein, könnten andere Messdaten auch unplausibel werden.

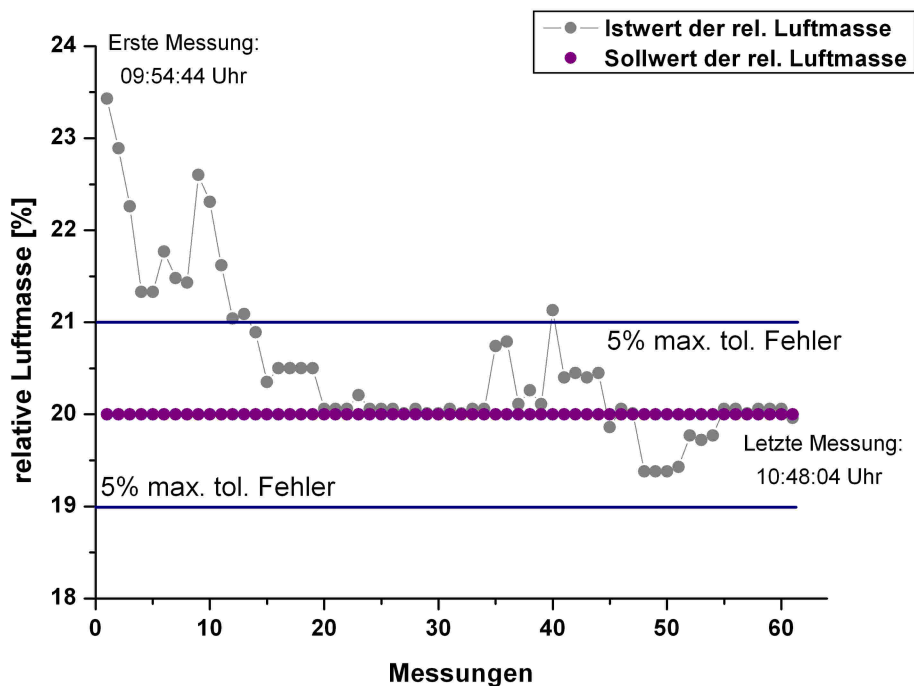


Abb. 4.4: Beispiel für einen Soll-Istwert Vergleich. Soll- und Istwerte der relativen Luftmasse im Ansaugkanal eines 6-Zylinder-Ottomotors in einem Versuch bei konstanter Drehzahl und variablem Drehmoment werden dargestellt. Die Istwerte überschreiten den maximal tolerierten Fehler (blaue Linien in der Abbildung).

Um einen Fall wie in der Abbildung 4.4 zu vermeiden, wird ein Überprüfungsmodul entwickelt und implementiert. Das Ziel dieses Moduls ist die Online-Erkennung der nicht plausiblen Istwerte im Vergleich zu den Sollwerten am Motorenprüfstand. Damit werden ständig beide Größen miteinander durch den ermittelten relativen Fehler verglichen. Sollte ein Unterschied zwischen Soll- und Istwerten größer als der maximal tolerierte relative Fehler erkannt werden, werden diese Istwerte als unplausibel bezeichnet.

Der relative Fehler wird definiert als

$$\varepsilon_i = \frac{x_i - x}{x} \quad (4.7)$$

wobei x_i der Messwert (Istwert) ist und x der wahre Wert (Sollwert) ist. Falls der Sollwert Null ist ($x = 0$), kann der relative Fehler durch die Formel 4.8 angenähert werden [141].

$$\varepsilon = \frac{\Delta x_z}{x} \quad (4.8)$$

wobei

$$\Delta x = \frac{s_x}{\sqrt{n}} \quad (4.9)$$

und

$$\Delta x_z = \frac{2s_x}{\sqrt{n}} \quad (4.10)$$

mit s_x der Standardabweichung und n der Anzahl der gemessenen Werte. Δx ist die Standardabweichung des Mittelwertes einer Messreihe. Δx_z ist die Annäherung eines *zufälligen* Fehlers einer Messreihe. Der Faktor 2 (genauer: 1,960) in der Formel 4.10 entspricht einem Vertrauensniveau von 0,95 einer Normalverteilung (Annahme für die am Motorenprüfstand erzeugten Messdaten s. Abschnitt 2.2.2)

Nach zahlreichen Versuchen und mit der Erfahrung der Betriebsingenieure wurde eine Toleranz von 5% für die Überprüfung der Soll-Istwerte festgelegt.

Für die Implementierung dieses Moduls in der Software zur Messdatenplausibilisierung werden die folgenden Bedingungen betrachtet:

- Bei einigen automatischen Versuchen am Prüfstand wird der Morphee-Recorder aktiviert. Der Recorder wird zur kontinuierlichen Datenerfassung oder zum Speichern von dynamischen Signalverläufen eingesetzt, d.h., die Messdaten werden auch bei instabilen Bereichen erfasst bzw. gespeichert. Im Automatisierungssystem gibt es kein Merkmal oder keinen Kanal, der auf die Unterschiede zwischen stabilen und instabilen

Bereichen hinweist. Daher könnten ungenaue Aussagen der Plausibilisierung bei solchen Versuchen gemeldet werden. Die Anzahl der Versuche mit Morphee-Recorder ist aber viel kleiner als die ohne Recorder.

- Bei Versuchen ohne Recorder werden die Messdaten nur während der Messung, also im stabilen Bereich, überprüft. Dafür gibt es einen Kanal, der ausweist, wenn die Messung „aktiv“ ist.
- Alle möglichen aktiven Soll-Istwert-Relationen in einem Versuch werden stets bei der Initialisierung der Messdatenplausibilisierung in einer Konfigurationsdatei neu erstellt. Dafür wird vor der Plausibilisierung eine automatische Identifizierung aller Kanäle, die im aktuellen Versuch vorhanden sind, durchgeführt. Mit dieser Information wird eine skriptbasierte Konfigurationsdatei bei jedem Versuch geschrieben.
- Wird bei der Überprüfung der Soll-Istwerte in diesem Modul ein relativer Fehler größer als eine Toleranz von 5% ermittelt und bleibt er in den weiteren Vergleichen beim gleichen Messpunkt, wird er zum Entscheidungssystem weitergeleitet (s. Abschnitt 4.5), um seine Wichtigkeit im Versuch zu überprüfen. Dafür werden die entsprechenden Kriterien für die Entscheidung, d.h. die Größenordnung des Fehlers und die Häufigkeit im Betriebspunkt bzw. im Versuch, gesetzt.

4.4.2 Überprüfungsmodul: Modell-Istwert Vergleich

Die Modellierung von Motorfunktionen wie z.B. der spezifische Kraftstoffverbrauch ist eine wichtige Aufgabe in der Entwicklung und Optimierung moderner und immer komplexerer Verbrennungsmotoren. Die Erstellung von Modellen ermöglicht die Simulation des Motorverhaltens und die Vorhersage bei neuen Messpunkten. Sie dient auch zur Optimierung bestimmter Größen.

Während eines Versuchs am Prüfstand werden hinreichend viele Messungen vorgenommen. Aus diesen und ggf. geeignetem Vorwissen über den Motor wird am Rechner ein globales Modell online erstellt. Das globale Modell kann aus einzelnen Modellen für jeden Betriebspunkt aufgebaut werden. Dadurch kann durch Messung gewonnene Information für mehrere Betriebspunkte genutzt werden.

Bei der Modellbildung sollten ein oder mehrere Stellgrößenkombinationen für jeden Betriebspunkt gefunden werden, die optimal für eine gegebene Zielfunktion sind. Die Einführung von statistischer Versuchsplanung im Motorenentwicklungsprozess, speziell mit DoE (engl. **D**esign of **E**xperiments), hilft dabei, um die wichtigsten Einflussgrößen eines Systems zu erkennen und Zusammenhänge und Abhängigkeiten zwischen Einflussgrößen und Zielgrößen bei einem vertretbaren Aufwand an Prüfstandsmessungen zu beschreiben.

Zur Modellierung des spezifischen Kraftstoffverbrauchs (Zielfunktion) werden beispielweise die Drehzahl, die Last, der Einspritzbeginn, das Einspritzende und die Zündwinkel (Stellgrößenkombination) betrachtet.

Beim Betrieb des Motors werden die aktuellen Werte von Drehzahl und Last vorgegeben, sie entsprechen dem aktuellen Betriebszustand, den sogenannten Betriebspunkten. In der Abbildung 4.5 werden die typischen vier Betriebsebenen eines Verbrennungsmotors dargestellt.

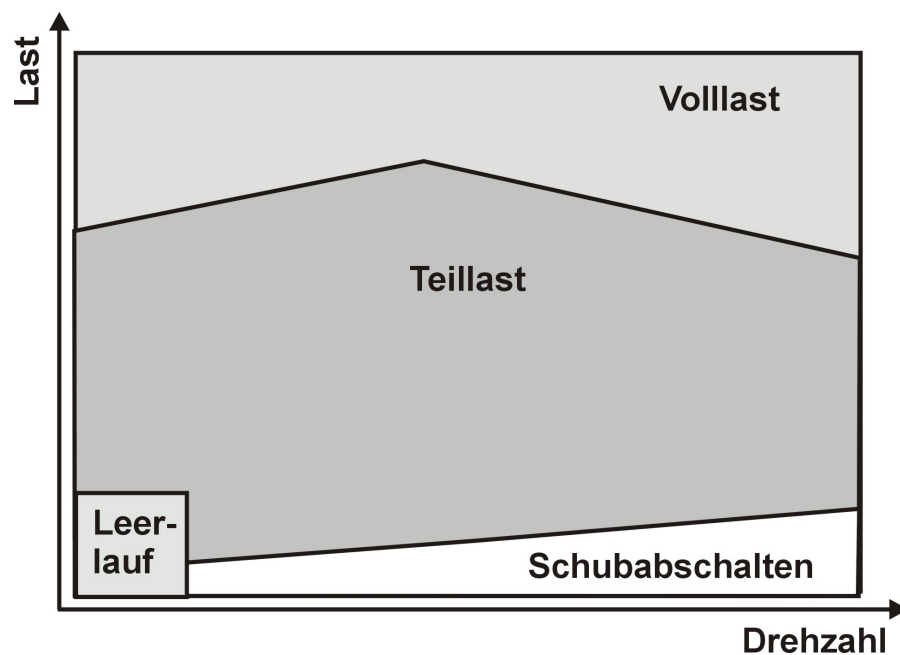


Abb. 4.5: Betriebsebenen eines Verbrennungsmotors. Der Betriebszustand eines Motors wird in vier Bereiche aufgeteilt. Volllast, Teillast, Leerlauf und Schubabschaltung.

Volllast ist der Betriebszustand, bei dem der Motor das maximal mögliche Drehmoment bereitstellt, sonst spricht man von *Teillast*.

Leerlauf ist der Betriebszustand, wo der Motor unter bestimmten Umständen auch ohne Belastung laufen kann.

Die *Schubabschaltung* ist eine gesteuerte Unterbrechung der Kraftstoffzufuhr zum Motor, wenn dieser keine Leistung abgeben soll, sondern durch seine Schwungmasse weiter angetrieben wird, der Motor also angeschoben wird.

Zu den Versuchen, und damit auch in den Modellbildungen, werden verschiedene Kennfelder für jede Betriebsebene zur Steuerung des Motors verwendet.

Die anderen Stellgrößen (die Variationen) werden vom Steuergerät geregelt. Sie werden bei der Modellierung wegen ihrer Einflüsse im Kraftstoffverbrauch betrachtet. Beispielweise wirkt sich eine Änderung des Zündwinkels maßgeblich auf die Verbrennung aus.

Der Zündwinkel ist der Winkel der Kurbelwelle in Bezug zu ihrer Stellung im oberen Totpunkt des Kolbens. Er wird zum Steuern des richtigen Zündzeitpunkts des Luft-Kraftstoff-Gemisches gebraucht. Ist der Zündwinkel nicht korrekt an den Motor und den Betriebszustand angepasst, kann dies zu Leistungsverlusten und steigendem Kraftstoffverbrauch führen.

Der Zeitpunkt der Einspritzung des Kraftstoffes bestimmt im wesentlichen die Gemischbildung. Bei Motoren mit Direkteinspritzung muss der Einspritzbeginn nach dem Schließen des Auslassventils erfolgen, um Spülverluste von unverbranntem Kraftstoff in den Abgastrakt zu vermeiden. Das Einspritzende muss so früh sein, dass genügend Zeit für die Gemischhomogenisierung zur Verfügung steht und keine Wandanlagerung von Kraftstoff an der Kolbenoberfläche entsteht.

In der Abbildung 4.6 werden die oben beschriebenen Stellgrößen als Steuerzeiten dargestellt. Sie geben die Schließ- und Öffnungszeiten der Ventile (in „Grad Kurbelwelle“) bezogen auf die Kurbelwellenstellung sowie den Zündzeitpunkt an.

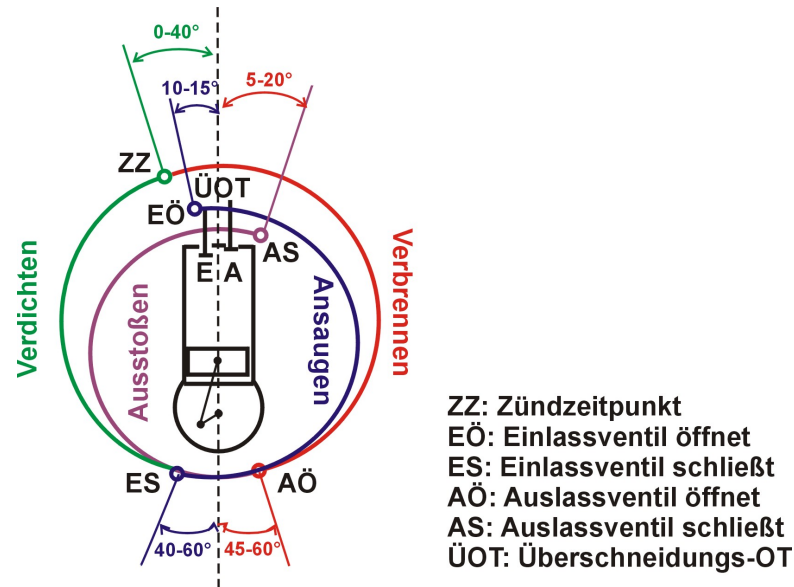


Abb. 4.6: Ventilsteuerzeiten. Zündzeitpunkt sowie Schließ- und Öffnungszeiten der Ventile bei Motoren mit Direkteinspritzung [142].

Das Ziel dieses Überprüfungsmoduls ist, die nicht plausiblen Istwerte für die Zielgröße im Vergleich zu den am Prüfstand generierten Modellwerten zu erkennen. Damit werden ständig beide Größen miteinander durch den ermittelten relativen Fehler verglichen. Sollte ein Unterschied zwischen Modell- und Istwerten größer als der maximal tolerierte relative Fehler erkannt werden, werden diese Istwerte als unplausibel bezeichnet.

In der Abbildung 4.7 wird ein Beispiel für den Ist-Modellwert Vergleich dargestellt. Der Kraftstoffverbrauch eines 6-Zylinder-Ottomotors wurde in einem Versuch gemessen. Der Versuch wurde bei konstanter Drehzahl (1500 U/min) durchgeführt. Drehmoment, Zündwinkel, Ein- und Auslassspreizung wurden dabei variiert. Aus diesen Stellgrößen wurde eine Hauptkomponentenregression als Modell für den spezifischen Kraftstoffverbrauch gebildet.

In Abbildung 4.7 kann man erkennen, dass die Istwerte nicht immer mit den Modellwerten übereinstimmen. Bei 40% der Messdaten wurde ein relativer Fehler größer als 10% ermittelt. Besonders interessant sind die markierten Bereiche 1 und 2, wo die Istwerte für den spezifischen Kraftstoffverbrauch 0 g/s sind. Das ist für die getesteten Betriebspunkte physikalisch unplausibel. Daher ist die Modellierung einer Größe sehr hilfreich, speziell wenn andere Kriterien bei der Überprüfung berücksichtigt werden, wie z.B. die Grenzüberwachung oder die Erfüllung von theoretischen physikalischen Relationen.

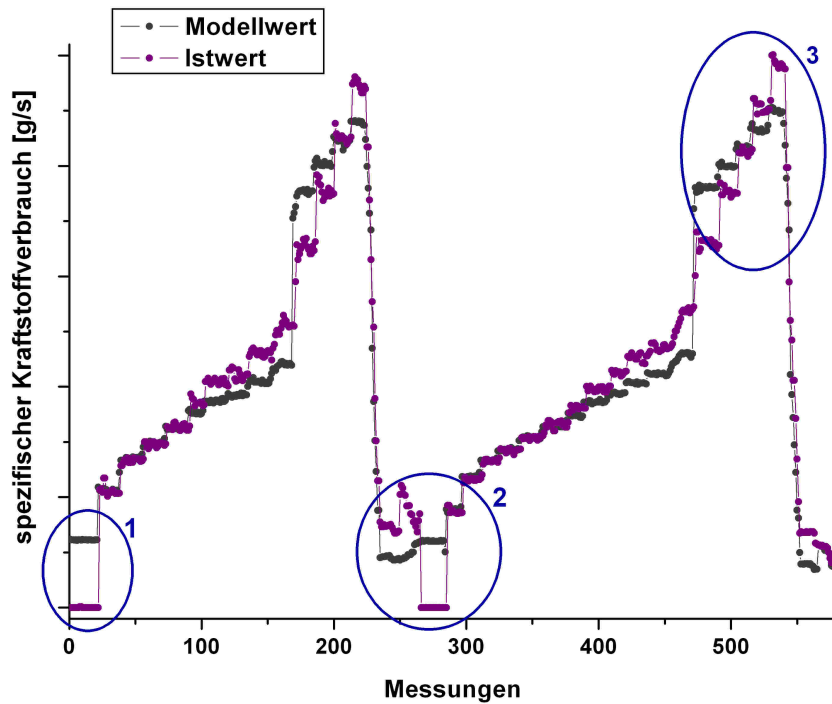


Abb. 4.7: Modell-Istwert-Vergleich für den Kraftstoffverbrauch. Mit der Bildung eines Modells für den Kraftstoffverbrauch können unplausible Istwerte erkannt werden.

Für die Implementierung dieses Überprüfungsmoduls in der Software zur Messdatenplausibilisierung werden die folgenden Bedingungen betrachtet:

- Die Zielgröße sowie die Stellgröße für die Modellbildung werden bei der Erstellung der Konfigurationsdatei parametrisiert. Die Parametrierung wird mit den vorhandenen Kanälen im Versuch und der möglichen verfügbaren Stellgrößenkombination erstellt.
- Die Detektion der Variationen im Versuch benötigt eine Weile, da zuerst überprüft werden muss, welche der möglichen Kanäle für die Variationen „aktiv“ sind. Sollten keine Variationen detektiert werden, werden keine Daten für die Modellbildung erfasst. Sollte eine neue Variation im Lauf des Versuchs detektiert werden, wird das aktuelle Modell gelöscht und neu gebildet.
- Sollte im Verlauf der Plausibilisierung kein Modell zur Verfügung stehen, werden zuerst genügend Messdaten erfasst, um ein neues Modell zu bilden. Um das Modell zu

berechnen werden die Verfahren von Abschnitt 2.3 verwendet. Da die modellierenden Motorfunktionen i.d.R. glatt und ohne starke Gradienten sind, können sie aus neuronalen Netzen und Regressionsmodellen gut angenähert werden (s. Abbildung 2.4 und 2.12). Das beste Modell wird hinsichtlich seines kleinsten PRESS-Wertes ausgewählt (s. Abschnitt 2.4).

- Beim Verfahren zur Messdatenplausibilisierung ist die Modellbildung ein Kompromiss zwischen Modellgenauigkeit und Modellberechenbarkeit. Vereinfachungen bei der Modellierung können aber die Genauigkeit des Modells beeinträchtigen. Auf der anderen Seite können komplexere genauere Modelle große Datensätze und viel Berechnungs-/Trainingszeit benötigen.
- Sollte im Verlauf der Plausibilisierung ein Modell zur Verfügung stehen, werden die Istwerte im Versuch mit den generierten Modellwerten verglichen. Neue Daten für die Aktualisierung des Modells werden erfasst.
- Sollte im Verlauf der Plausibilisierung ein neuer Betriebspunkt angefahren werden, wird eine Aktualisierung des Modells benötigt. Neue Messdaten werden erfasst und zusammen mit den bisherigen Daten wird ein neues globales Modell berechnet. Die neu erfassten Daten werden mit den vorausgesagten Werten aus dem vorhandenen Modell verglichen.
- Die Toleranz wurde erfahrungsgemäß auf 10% festgelegt. Eine höhere Grenze als bei anderen Modulen ist notwendig, da reine Istwerte (und nicht Sollwerte) bei der Modellierung betrachtet werden. Diese können auch selber Auffälligkeiten oder Störungen beinhalten.
- Wird bei der Überprüfung der Modell-Istwerte in diesem Modul ein relativer Fehler größer als die Toleranz ermittelt und bleibt er in den weiteren Vergleichen beim gleichen Messpunkt, wird er zum Entscheidungssystem weitergeleitet (s. Abschnitt 4.5), um seine Wichtigkeit im Versuch zu überprüfen. Dafür werden die entsprechenden Kriterien für die Entscheidung, d.h. die Größenordnung des Fehlers und die Häufigkeit im Betriebspunkt bzw. Versuch, gesetzt.
- Sollte im Verlauf des Versuchs ein kritischer Fehler erkannt werden, werden keine Daten mehr für die Modellbildung erfasst, da die Modellgüte stark verschlechtert werden könnte.
- Die während des Versuchs erzeugten Modelle stehen zur späteren Offline-Auswertung bzw. Optimierung zur Verfügung.

4.4.3 Überprüfungsmodul: Referenzmessung-Istwert Vergleich

Eine Referenzmessung ist eine Vergleichsmessung unter definierten Bedingungen. Sie dient zum Erzielen einer höheren Messgenauigkeit, -zuverlässigkeit und -richtigkeit.

Während eines Versuchs am Prüfstand ist es sinnvoll, Referenzmessungen für Größen wie Drehzahl, Drehmoment, Variationen (z.B. Zündwinkel, Ein- und Auslassspreizung) Temperaturen und Drücke (z.B. im Kühlmittel, Motoröl, Kraftstoff), spezifischer Kraftstoffverbrauch, und Abgasanteile zu erzeugen und für die Qualitätsbewertung der Messdaten zu verwenden.

Eine Referenzmessung wird vor den weiteren Messungen durchgeführt. Bei der Messdatenplausibilisierung können Messungen im direkten Vergleich zu anderen, bei denen das Soll-Ergebnis bekannt ist, untersucht werden.

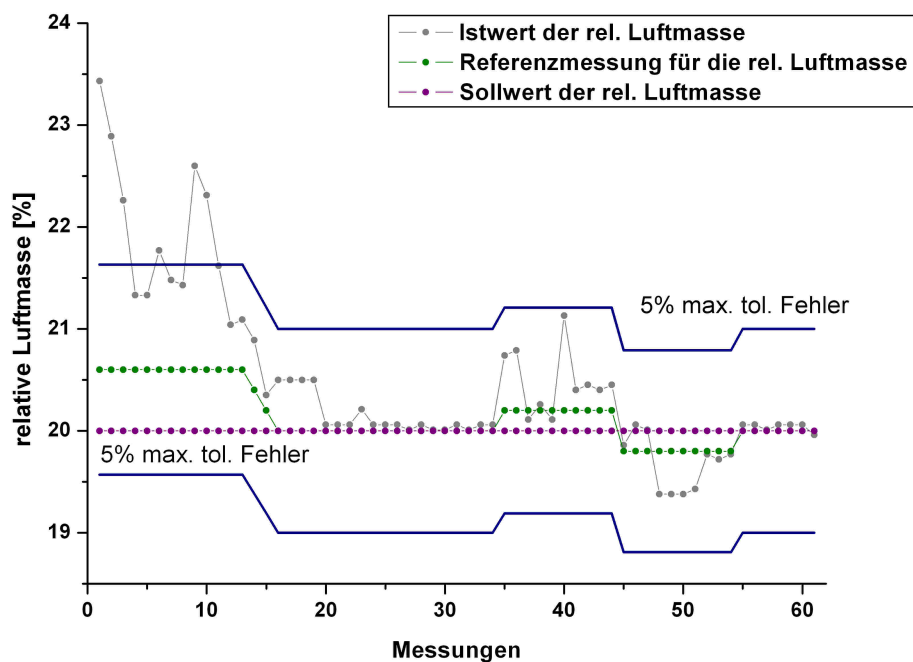


Abb. 4.8: Beispiel für einen Istwert-Referenzmessung Vergleich. Sollwerte, Referenzmessung und Istwerte der relativen Luftmasse im Ansaugkanal des Verbrennungsmotors in einem Versuch werden dargestellt. Die blaue Linien stellen den maximal tolerierten Fehler dar.

In der Abbildung 4.8 wird ein Vergleich zwischen Soll-, Ist- und Referenzwerten dargestellt. Die Soll- und Istwerte in diesem Beispiel entsprechen den selben wie im Beispiel der Abbildung 4.4. Sie sind die Daten oder Messungen für die relative Luftmasse im Ansaugkanal eines 6-Zylinder-Ottomotors in einem Versuch bei konstanter Dehrzahl (1500 U/min) und variablem Drehmoment. Zündwinkel, Ein- und Auslassspreizung wurden dabei ebenfalls variiert. 10% der Messungen überschreiten den maximal tolerierten Fehler (auf 5% festgelegt).

Das Ziel dieses Überprüfungsmodul ist, dass der aktuelle Wert einer Messgröße ausreichend angenähert zur Referenzmessung bleibt. Sollte ein Unterschied zwischen Referenzmessung und Istwerten größer als der maximal tolerierte relative Fehler erkannt werden, werden diese Istwerte als unplausibel bezeichnet.

Für die Implementierung dieses Moduls in der Software zur Messdatenplausibilisierung werden die folgenden Bedingungen betrachtet:

- Die Referenzmessungen werden nur bei stabilen Betriebszuständen zum Beginn der Messung aufgenommen. Bei Versuchen mit Morphee-Recorder werden keine Referenzmessungen erfasst.
- Die möglichen Kanäle zur Überprüfung, die im Versuch vorhanden sind, werden bei der Erstellung der Konfigurationsdatei identifiziert.
- Sollten bei bestimmten Kombinationen von Drehzahl, Last und Variationen validierte Referenzmessungen zur Verfügung stehen, werden sie auch zur Überprüfung benutzt. Dieser Fall ist aber selten, da fast kein Versuch ähnlich zu einem anderen ist. Es könnte beim gleichen Motor neue Ziele bzw. neue Variablen oder eine neue Art des Versuchs geben.
- Um die richtige Referenzmessung zu einem bestimmten Zeitpunkt zu verwenden, werden die Drehzahl, die Last und die Variationen als Identifizierungsparameter betrachtet. Die Temperaturen, Drücke, Abgaswerte und der Kraftstoffverbrauch werden mit den gespeicherten Werten für die identifizierte Kombination (Drehzahl, Last, Variation) verglichen.
- Nur die Betrachtung der Kombination (Drehzahl, Last) als Identifizierungsparameter für den Vergleich reicht nicht, da bei Änderung der Variationen sich die Temperaturen, die Abgaswerte und der Kraftstoffverbrauch auch verändern. Das hat die Erkennung

von „falschen“ Fehler zur Folge. Gleiche Wertepaare (Drehzahl, Last) mit verschiedenen Variationswerten dürfen nicht verglichen werden.

- Wird bei der Überprüfung der Messdaten in diesem Modul ein relativer Fehler größer als die Toleranz von 5% ermittelt und bleibt er in den weiteren Vergleichen beim gleichen Messpunkt, wird er zum Entscheidungssystem weitergeleitet (s. Abschnitt 4.5), um seine Wichtigkeit im Versuch zu überprüfen. Dafür werden die entsprechenden Kriterien für die Entscheidung, d.h. die Größenordnung des Fehlers und die Häufigkeit im Betriebspunkt bzw. im Versuch, herangezogen.

4.4.4 Überprüfungsmodul: Physikalische Relationen

Häufig ist das Messergebnis eine Funktion mehrerer verschiedener Messgrößen: $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Kreisprozess, Arbeitsprozess, Energiebilanz, Verbrennungsprozess, Gemischbildung, etc. müssen bei Verbrennungsmotoren überprüft werden.

Die allgemeinen physikalischen Gleichungen, die bei der Messdatenplausibilisierung überprüft werden, sind z.B.

- Leistung = $2 \cdot \pi \cdot \text{Drehmoment} \cdot \text{Drehzahl}$;
- spezifischer Kraftstoffverbrauch¹ = Kraftstoffverbrauch / Leistung;
- spezifischer Kraftstoffverbrauch² = Kraftstoffdichte · Kraftstoffvolumen / Messzeit;
- Abgasmassenstrom = Luftstrom + Kraftstoffmassenstrom;
- Gesamtluftmassenstrom = linker Luftmassenstrom + rechter Luftmassenstrom;
- Kraftstoffmasse = Kraftstoffmassenstrom · Durchflusszeit;
- Kraftstoffmassenstrom = Kraftstoffvolumenstrom · Kraftstoffdichte;
- spezifische Arbeit = mittlerer Kolbendruck · Hubvolumen.

¹leistungsbezogen

²zeitbezogen

In der Abbildung 4.9 wird ein Beispiel dargestellt. Im Versuch werden die Istwerte der Luftmasse im Ansaugkanal eines 6-Zylinder-Ottomotors mit einem Hubvolumen von 2979 ccm gemessen. Der Versuch wird bei konstanter Drehzahl (1500 U/min) durchgeführt. Drehmoment, Zündwinkel, Ein- und Auslassspreizung wurden dabei variiert.

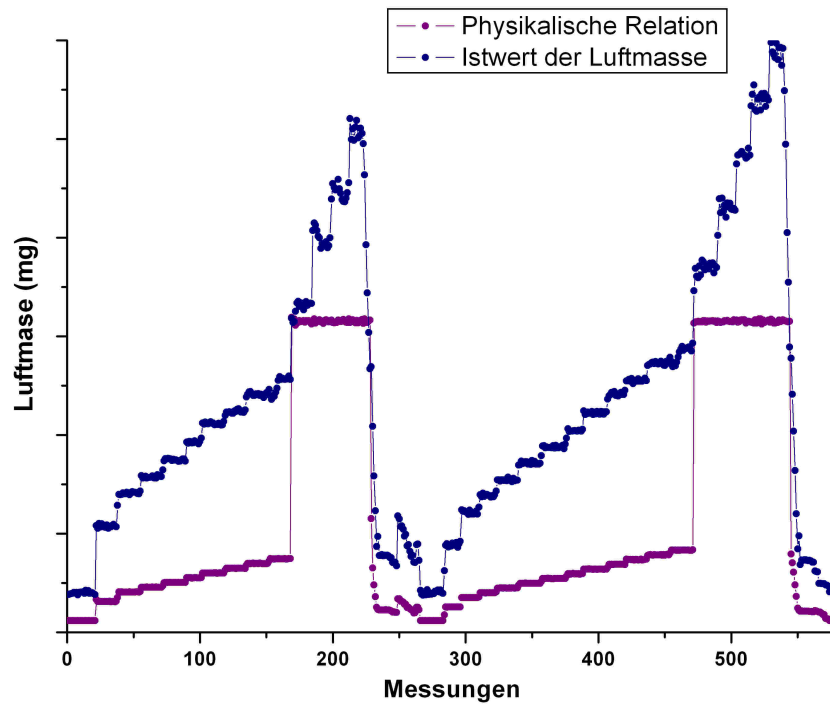


Abb. 4.9: Beispiel für ein Istwert-Ergebnis eines Vergleichs einer physikalischen Relation. Die Istwerte der Luftmasse im Ansaugkanal des Verbrennungsmotors werden dargestellt. Die Ergebnisse einer physikalischen Relation für die gleiche Größe weichen deutlich ab.

Die Luftmasse im Ansaugkanal lässt sich durch die Gleichung 4.11 berechnen.

$$m_L = \rho_L \cdot m_{LR} \cdot V_H \cdot N \cdot T_{Kst} \cdot \lambda_s \cdot k \quad (4.11)$$

mit m_L der Luftmasse (mg), $\rho_L = 1,293 \text{ mg/cm}^3$ der Luftdichte, m_{L_R} der relativen Luftmasse (%), V_H dem Hubvolumen des Motors (im Beispiel $V_H = 2979 \text{ ccm}$), N der Drehzahl (U/min), T_{Kst} der Kraftstoff-Durchlaufzeit, λ_s dem stöchiometrischen Luftbedarf des Kraftstoffes (im Beispiel für Superbenzin $14,7 \text{ kg Luft/kg Kraftstoff}$, d.h. $\lambda_s = 1$) und $k = 12 \cdot 10^{-3}$ als Umrechnungsfaktor.

Die Ergebnisse der Gleichung 4.11 bei jeder Messung werden gegen die Istwerte in der Abbildung 4.9 aufgetragen. Eindeutig weichen die Istwerte erheblich von den erwarteten Ergebnissen aus der Gleichung 4.11 ab.

Bei der Messdatenplausibilisierung werden nicht nur rein theoretische Gleichungen überprüft. Zahlreiche Zusammenhänge in einem Motor aus physikalischen Grundlagen und aus der Erfahrung am Prüfstand sollen untersucht werden, z.B.

- Luftzahlen und Temperaturen in den Abgasleitungen müssen ähnlich sein;
- Absolutdrücke und Temperaturen in den Ansaugleitungen müssen ähnlich sein;
- aus Emissionen berechnete Lambdawerte müssen den aus Luft- und Kraftstoffmassen pro Arbeitsspiel bzw. pro Messzeit berechneten Lambdawerten entsprechen;
- Lambdawerte können aus Luft- und Kraftstoffmassen ermittelt werden;
- aus Emissionen berechnete Lambdawerte müssen den aus Luft- und Kraftstoffmassenströmen berechneten entsprechen;
- aus Emissionen berechnete Lambdawerte müssen den aus relativer Luft- und Kraftstoffmasse berechneten entsprechen;
- Summen aus Relativ- und Umgebungsdrücken in den Ansaugleitungen müssen ähnlich sein;
- Summen aus Relativ- und Umgebungsdrücken in den Abgasleitungen müssen ähnlich sein und
- die indizierte spezifische Arbeit einzelner Zylinder darf nicht zu stark von der indizierten spezifischen Arbeit des Gesamtmotors abweichen.

Außerdem können viele physikalische Relationen eines Motors als Ungleichungen überprüft werden, z.B.:

- thermodynamische Relationen können als Ungleichungen von Temperatur- und Druckgradienten beschrieben werden;
- die indizierte Motorarbeit ist i.d.R größer als die effektive Motorarbeit;
- die Eintrittstemperatur im Kühler ist höher als die Austrittstemperatur und
- die Kühlmitteltemperatur im Motoreintritt ist niedriger als die Kühlmitteltemperatur im Motorausritt.

Das Ziel dieses Überprüfungsmoduls ist die Identifikation der nicht plausiblen Istwerte im Vergleich zu den ermittelten Werten aus physikalischen Gleichungen sowie die Überprüfung von Zusammenhängen zwischen Messgrößen und Ungleichungen.

Für die Implementierung dieses Moduls in der Software zur Messdatenplausibilisierung werden die folgenden Bedingungen betrachtet:

- Alle möglichen Gleichungen, Zusammenhänge und Ungleichungen, die in einem Versuch überprüft werden können, werden bei der Initialisierung des Verfahrens am Prüfstand gemäß aller vorhandenen Kanäle in einer Konfigurationsdatei neu erstellt.
- Die Toleranz wurde aufgrund von Erfahrungswerten auf 10% festgelegt. Eine höhere Grenze als bei anderen Modulen ist notwendig, da die Messgrößen, die für die Berechnungen von Gleichungen betrachtet werden, selber Auffälligkeiten oder Störungen beinhalten können.
- Wird bei der Überprüfung der Istwerte im Vergleich zu den ermittelten Werten aus physikalischen Gleichungen ein relativer Fehler größer als die Toleranz ermittelt und bleibt er in den weiteren Vergleichen beim gleichen Messpunkt, wird er zum Entscheidungssystem weitergeleitet (s. Abschnitt 4.5), um seine Wichtigkeit im Versuch zu überprüfen. Dafür werden die entsprechenden Kriterien für die Entscheidung, d.h. die Größenordnung des Fehlers und die Häufigkeit im Betriebspunkt bzw. im Versuch, herangezogen.

- Bei Zusammenhängen und Ungleichungen kann kein direkter Vergleich gemacht werden. Das Ergebniss einer Überprüfung der Art $a > b$ wird falsch oder wahr (logische Werte 0/1). Wird das Ergebniss als falsch erkannt, werden alle einbezogenen Messgrößen als unplausibel bezeichnet und zum Entscheidungssystem weitergeleitet, um die fehlerhaften von den unauffälligen Werten herauszufiltern und die entsprechenden Kriterien für die Entscheidung bei fehlerhaften Messgrößen zu setzen. Nur dann kann das Entscheidungssystem eine Aussage über die Wichtigkeit der erkannten Fehler übermitteln.
- Neue physikalische Abhängigkeiten können immer wieder eingefügt werden.

4.4.5 Überprüfungsmodul: Erkennung von fehlerhaften Sensoren

Die Erkennung und Identifizierung von groben Fehlern aufgrund defekter Sensoren kann mit Hilfe der multivariaten statistischen Verfahren gemacht werden. Da beim Motorbetrieb unter normalen Bedingungen die Variablen, hauptsächlich auf physikalischen Prinzipien basierend, stark korreliert sind, ist die Hauptkomponentenanalyse, besonders wegen der Orthogonalität des Modells, ein gutes Werkzeug.

Durch einen fehlerhaften Sensor brechen die normalen Korrelationen mit den anderen Variablen zusammen [69]. Die euklidische Norm des Residuums steigt merklich an und/oder die normale Varianz ist außerhalb des Bereichs der historischen Daten. Diese Merkmale können für die Detektion und Identifizierung defekter Sensoren benutzt werden.

Bei der Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand wird die durch Dunia und Qin [69, 72, 73, 143, 144] entwickelte Vorgehensweise als Basis für die Detektion und Identifizierung fehlerbehafteter Sensoren verwendet.

Die Bildung eines PCA-Modells zur Fehlererkennung und Diagnose ist erforderlich. Dafür wird eine Matrix X mit n Proben (oder Zwischenzeitmessungen) und m Sensor-Messungen betrachtet. Eine PCA Umwandlung der Daten wird dabei durch die Gleichung 2.8 gegeben. In der Folge wird die folgende Auflösung erhalten:

$$X = \hat{X} + E \quad (4.12)$$

$$\hat{X} = T \cdot P^T = \sum_{i=1}^l t_i \cdot p_i^T$$

$$E = \tilde{T} \cdot \tilde{P}^T = \sum_{i=l+1}^m t_i \cdot p_i^T$$

wobei \hat{X} die modellierte Variationsmatrix von X , l die Anzahl der Hauptkomponenten und E die Residuummatrix ist. \hat{X} und E sind orthogonal, d.h. $\hat{X} \cdot E^T = 0$.

Während der Plausibilisierung kann ein neuer Beobachtungsvektor $x_k = [x_{k1} \dots x_{km}]$ im Zeitpunkt k als $x_k = \tilde{x}_k + e_k$ dargestellt werden, wobei

$$\tilde{x}_k = C \cdot x_k$$

$$C = P \cdot P^T$$

C wird die Modellmatrix genannt und sie ist idempotent, d.h. $C = C^2$, $\text{rank}(C) = \text{tr}(C)$, $C \cdot (I - C) = (I - C) \cdot C = 0$ und ihre Eigenwerte sind 0 oder 1.

Wie im Abschnitt 4.2 beschrieben, wird ein EWMA-Filter für die erfassten Beobachtungsvektoren eingesetzt. Der Filterparameter $\alpha = 0.1$ wird ausgewählt.

Für die Entdeckung eines Fehlers wird der Test der Q-Statistik für Residuen verwendet [70, 145]. Das Residuum ($e = x - \tilde{x}$) ist der Teil eines Beobachtungsvektors, der mit dem PCA-Modell nicht geklärt oder mit den Hauptkomponenten nicht charakterisiert werden kann. Das kann vorkommen, wenn beispielweise die Anzahl der Hauptkomponenten zu klein ist und das Modell verfälscht ist, oder auch wenn der Beobachtungsvektor ein Ausreißer des Modells ist. Das Residuum sollte dann geprüft und kontrolliert werden. Dafür kann man die Summe der Quadrate der Residuen betrachten:

$$Q = (x - \tilde{x})'(x - \tilde{x}) = \|e\|^2 \quad (4.13)$$

Die Gleichung 4.13 ist auch als quadratischer Vorhersagefehler (engl. **S**quare **P**rediction **E**rror oder **SPE**) bekannt.

Ein kritischer Wert für Q wird durch Jackson [70] gegeben:

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[\frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (4.14)$$

wobei

$$\theta_i = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^i \quad i = 1, 2, 3 \quad \lambda_j^i: \text{Eigenwerte}$$

und

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2}$$

c_α ist die Vertrauensgrenze für den $(1 - \alpha)$ Prozentanteil in der Normalverteilung.

Werte von Q größer als der kritische Wert Q_α sind ein Vorzeichen, dass eine Messdatenreihe nicht sehr angemessen mit dem berechneten Modell angepasst werden kann.

Bei der Detektion von fehlerbehafteten Sensoren wird die Summe der Quadrate der Residuen Q auf das Vorkommen einer anomalen Situation hinweisen, wenn

$$Q \geq Q_\alpha \quad (4.15)$$

Immer wenn die Korrelation der Variablen zusammenbricht, steigt der Anteil der Residuen und damit auch der Summe der Quadrate der Residuen. Der kritische Wert Q_α ist eine Grenzwelle für die Detektion von fehlerbehafteten Sensoren.

Wie bei der Erfassung der Messdaten wird für die berechneten Werte vom Residuum e_k , von der Summe der Quadrate der Residuen Q_k und vom kritischen Wert Q_α ein EWMA-Filter eingesetzt.

Der Filterparameter $\alpha = 0.9$ wird für e_k und Q_α ausgewählt. Für Q_k gilt $\alpha = 0.1$ als Filterparameter. Ein höherer Wert des Filterparameters für die Residuen und den kritischen Wert Q_α erhöht den Wert der Grenzwelle für die Detektion fehlerbehafteter Sensoren. Das gilt als Kontrolle der Werte von Q_k , die nicht zu schnell die Grenze überschreiten können. Auch starke Schwankungen und Rauschen von e_k können mit dem ausgewählten Faktor geglättet werden. Die Filterungen können so Fehlalarme reduzieren. Die gefilterten Werte für e_k , Q_k und Q_α werden berechnet durch

$$\bar{e}_k = \alpha e_k + (1 - \alpha) \bar{e}_{k-1} \quad (4.16)$$

$$\bar{Q}_k = \alpha Q_k + (1 - \alpha) \bar{Q}_{k-1}$$

$$\bar{Q}_{\alpha k} = \alpha Q_{\alpha k} + (1 - \alpha) \bar{Q}_{\alpha k-1}$$

In der Abbildung 4.10 wird ein Beispiel für die Erkennung eines Sensorausfalls dargestellt. Im Beispiel werden die Messdaten für den Saugrohrdruck eines 6-Zylinder-Ottomotors gezeigt.

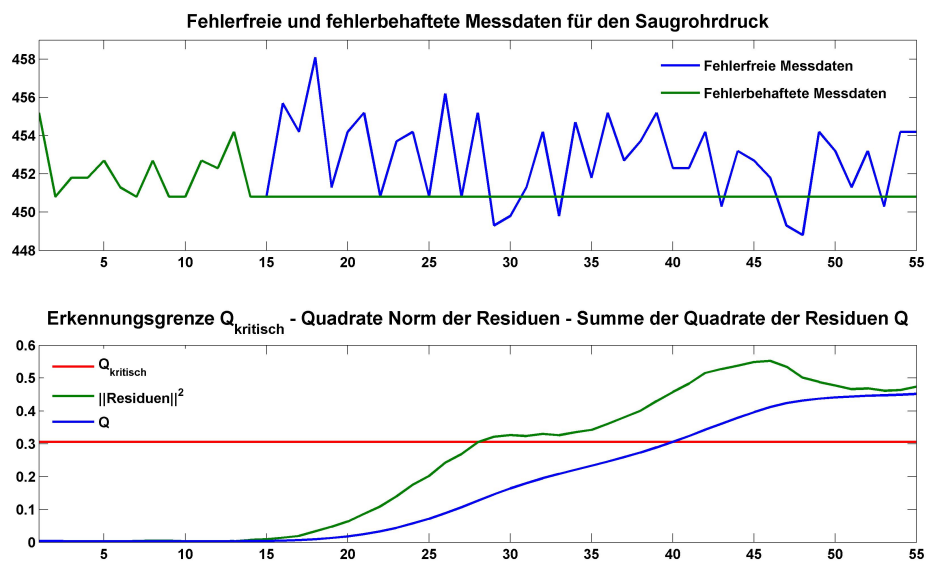


Abb. 4.10: Erkennung eines Totalausfalls. Nach dem Einfrieren des Signals werden die Residuen und die Summe der Quadrate der Residuen deutlich ansteigen. Diese Merkmale ermöglichen die Erkennung eines fehlerbehafteten Sensors.

Ab der vierzehnten Messung friert das Signal ein (Totalausfall des Sensors). Die Residuen und die Summe der Quadrate der Residuen werden mit den entsprechenden Filterungen berechnet. In der Abbildung 4.10 kann man sehen, dass die Residuen und die Werte von Q ansteigen. Ab der vierzigsten Messung überschreitet die Summe der Quadrate der Residuen die Grenzwelle (Q_α). Das ist ein klarer Hinweis für die Erkennung des fehlerbehafteten Sensors.

Die Relation 4.15 weist auf das Vorkommen eines fehlerbehafteten Sensors hin. Für die Identifizierung des ausgefallenen Sensors wird ein Sensorgültigkeitsindex berechnet [69].

$$\eta_{ki}^2 = \frac{Q_k^i}{Q_k} \quad (4.17)$$

wobei Q_k vor Rekonstruktion der i -ten Variablen ermittelt wird und Q_k^i danach. Die Rekonstruktion der i -ten Variablen wird wie folgt durchgeführt:

$$z_{ki} = \frac{\begin{vmatrix} c_{-i}^T & 0 & c_{+i}^T \end{vmatrix}}{1 - c_{ii}} x_k \quad (4.18)$$

wobei z_{ki} der rekonstruierte Wert von x_{ki} und c_i der i -ten Säule von C . Die Indizes $-i$ und $+i$ zeigen die Vektoren der originalen Matrix an, die durch die erste $i - 1$ und die letzte $n - i$ gebildet wird.

Der Sensorgültigkeitsindex wird im Bereich $0 \leq \eta_{ki}^2 \leq 1$ liegen. Werte in der Nähe von 1 zeigen an, dass der Sensor fehlerfrei ist. Andernfalls ist der Index in der Nähe von 0. Wie zuvor wird für den Sensorgültigkeitsindex ein EWMA-Filter eingesetzt, um falsche Alarmer zu vermeiden. Der Filterparameter $\alpha = 0.1$ wird ausgewählt. Die Filterung wird durchgeführt durch:

$$\bar{\eta}_k^2 = \alpha \eta_{ki}^2 + (1 - \alpha) \bar{\eta}_{ki-1}^2 \quad (4.19)$$

Abbildung 4.11 ist ein Beispiel für die Identifizierung des fehlerbehafteten Sensors. Hier werden die gleichen Messdaten wie im Beispiel der Abbildung 4.10 betrachtet. Die Totalausfall wurde detektiert. Jetzt sollte erkannt werden, welcher der Sensoren ausfällt. Damit wurde die Gleichung 4.17 verwendet. Bei einer Grenzwelle von 0.6 für den Sensorgültigkeitsindex kann man schon ab der 44-ten Messung den fehlerbehafteten Sensor identifizieren.

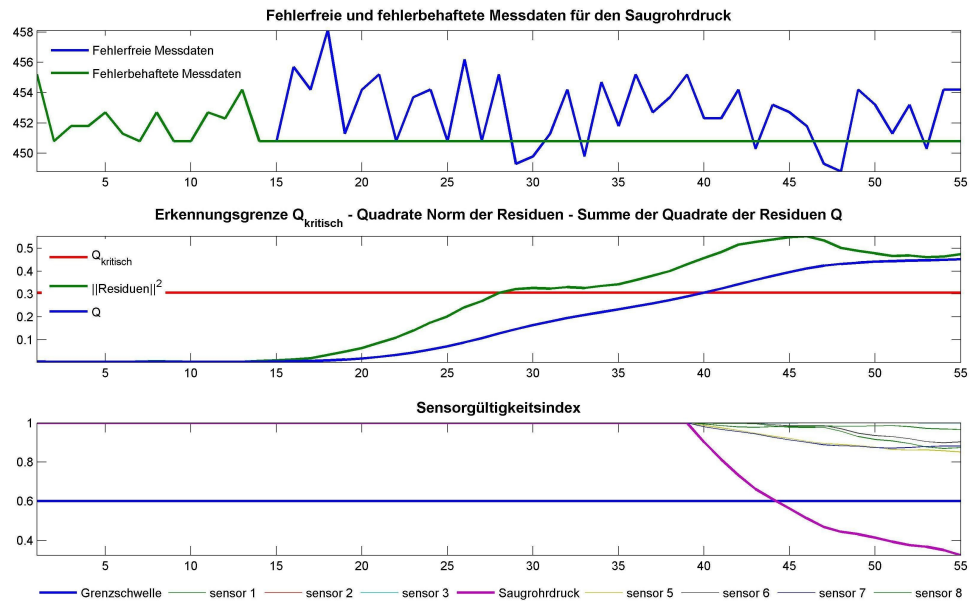


Abb. 4.11: Identifizierung des totalausgefallenen Sensors. Nach der Detektion eines Totalausfalls wird identifiziert, welcher der Sensoren der fehlerbehaftete ist.

Für die Implementierung dieses Überprüfungsmoduls in der Software zur Messdatenplausibilisierung werden die folgenden Bedingungen betrachtet:

- Die möglichen im Betrieb befindlichen und zu beobachtenden Kanäle werden bei der Erstellung der Konfigurationsdatei automatisch definiert. Abgassensoren, Drucksensoren, Temperatursensoren, Lambasonde, Drehzahl-, Drehmoment-, Winkel- und Volumensmesser werden bei der Plausibilisierung betrachtet.
- Für die Identifizierung eines fehlerhafteten Sensors wird ein PCA-Modell benötigt. Sollte im Lauf der Plausibilisierung kein PCA-Modell zur Verfügung stehen, werden zuerst

genügend Messdaten erfasst, um ein neues Modell zu bilden. Damit wird die Mindestanzahl der Messdatensätze für das Modell durch die Gleichungen 4.1 und 4.2 berechnet.

- Nach der Modellbildung werden die nächsten Messdatensätze zur Beobachtung eines möglichen Zusammenbruchs der Korrelationen verwendet. Die Anzahl der Beobachtungsmessdatensätze wird aus Erfahrung auf 100 festgelegt. Sollten sie fehlerfrei sein, werden sie für eine Aktualisierung des PCA-Modells gebraucht, sie werden als die ersten 100 Zeilen einer neuen Datenmatrix betrachtet.
- Eine Aktualisierung des Modells wird ebenfalls benötigt, wenn im Verlauf der Plausibilisierung ein neuer Betriebspunkt angefahren wird. Damit sollten neue Daten erfasst und das Modell neu berechnet werden.
- In der Beobachtungsphase werden die Residuen und die Summe der Quadrate der Residuen berechnet. Sollte die Relation 4.15 erfüllt werden, d.h. eine der Korrelationen zwischen den Variablen bricht zusammen, wird der Sensorgültigkeitsindex berechnet, um den fehlerbehafteten Sensor zu finden.
- In der Identifizierungsphase ist es möglich, mehrere fehlerbehaftete Sensoren gleichzeitig zu erkennen.
- Der identifizierte fehlerbehaftete Sensor wird als Fehler zum Entscheidungssystem weitergeleitet (s. Abschnitt 4.5), um seine Wichtigkeit im Versuch zu überprüfen. Dafür werden die entsprechenden Kriterien für die Entscheidung, d.h. die Größenordnung des Fehlers und die Häufigkeit im Betriebspunkt bzw. im Versuch, herangezogen.

4.5 Entscheidungssystem

Nach der Überprüfung der Kanäle in den verschiedenen Modulen werden alle erkannten Fehler zum Entscheidungssystem weitergeleitet, um zu bewerten, ob diese Fehler bedeutend sind. Es ist zu erwarten, dass die erkannten Fehler die Messdatenqualität beeinträchtigen. Sollte das der Fall sein, wäre es vorteilhaft, die Messung für einen Betriebspunkt zu wiederholen, den Versuch neu zu beginnen oder den Motor abzustellen.

Die bei der Messdatenplausibilisierung erkannten Fehler können charakterisiert werden, so dass beurteilt werden kann, ob der Fehler „wichtig“ ist.

Um einen Fehler zu charakterisieren, werden mindestens die folgenden Kriterien betrachtet:

- die Häufigkeit eines Fehlers an einem bestimmten Betriebspunkt;
- die Häufigkeit eines Fehlers im Versuchsverlauf;
- die Größenordnung des relativen Fehlers;
- die Priorität des Fehlers gemäß seiner Modulherkunft;
- die Anzahl der Module, aus denen der Fehler stammt und
- die Art der Größe, die den Fehler zeigt (Rechen- oder Messgröße).

Die Kombination dieser Kriterien erzeugt die Regeln für eine Entscheidung. Wenn beispielsweise ein Fehler sehr häufig detektiert wird, sein Wert groß ist und er von einem Modul mit der höchsten Priorität kommt, ist der Fehler als „wichtig“ einzustufen. Wenn ein Fehler nicht zu häufig auftritt, er aus einer Rechengröße ermittelt wird und sein Wert nicht zu groß ist, ist der Fehler als nicht zu „wichtig“ zu bewerten. Nach diesem Schema kann man die Fehler als groß, häufig oder vorrangig beschreiben und als wichtig oder unwichtig klassifizieren.

Da die Fehler durch linguistische Regeln beschrieben und klassifiziert werden können, wird ein Fuzzy-Logik-Inferenzsystem gebildet (s. Abschnitt 2.6 für die Grundlagen der Fuzzy-Logik).

Entsprechend der oben beschriebenen Kriterien für die Charakterisierung eines Fehlers werden die in der Abbildung 4.12 dargestellten Zugehörigkeitsfunktionen für die Fuzzyfizierung einer Variablen betrachtet.

Ein Kriterium wird immer im Prozentsatz im Bereich [0%...100%] bewertet. Einige Kriterien können direkt berechnet werden, wie z.B. die Häufigkeit des Fehlers im Betriebspunkt bzw. im Versuch und die Größenordnung des Fehlers. Die anderen haben vorgeschriebene Werte, die je nach Situation aufgenommen werden³.

³Werte sind experimentell vorgegeben. Sie können bei neuen Erfahrungen geändert werden.

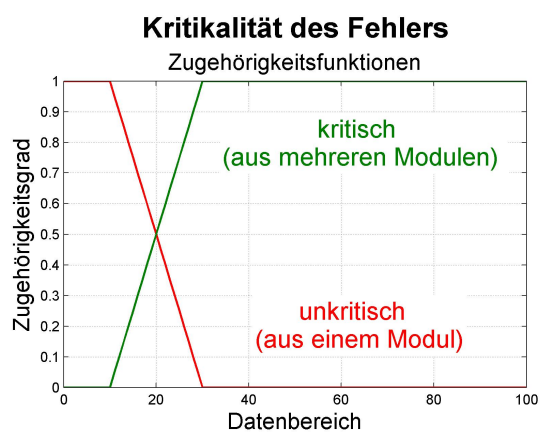
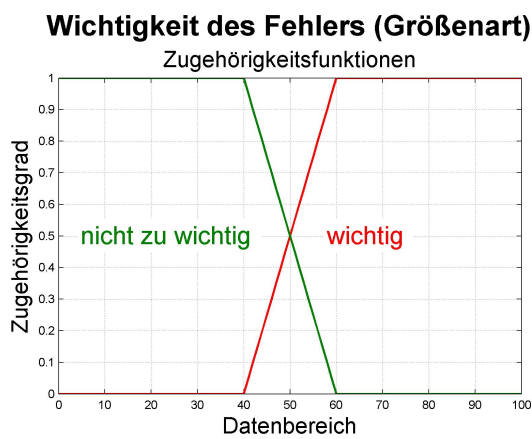
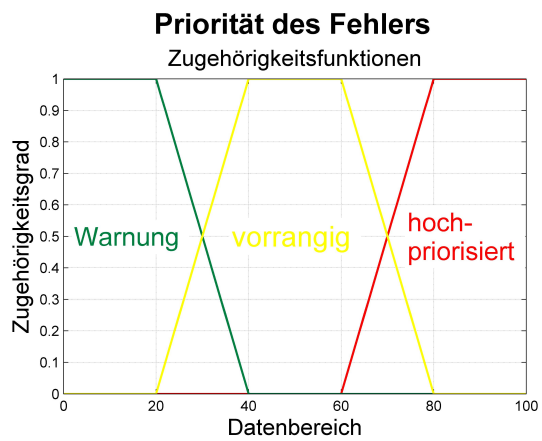
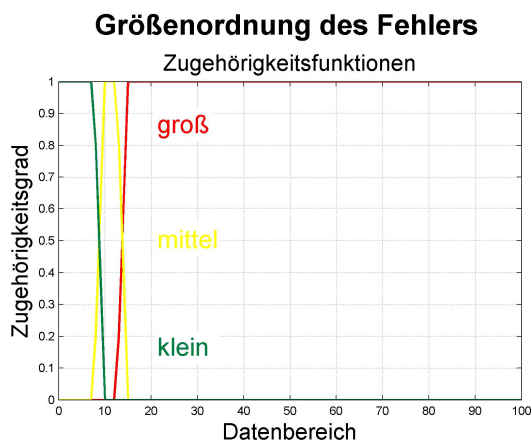
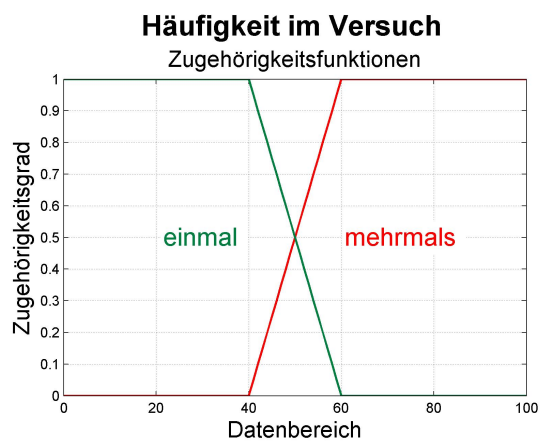
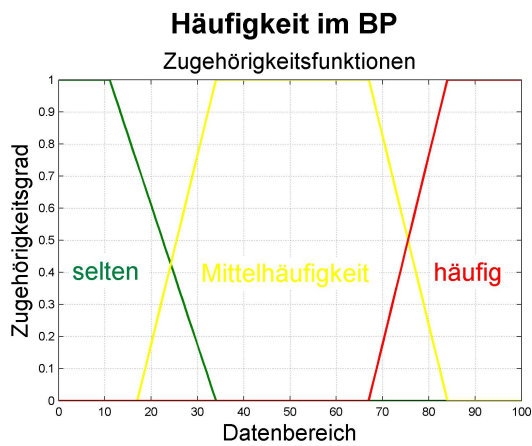


Abb. 4.12: Zugehörigkeitsfunktionen gemäß den Entscheidungskriterien.

Kommt beispielsweise ein Fehler aus den Überprüfungsmodulen: Soll-Istwert-Vergleich, Referenzmessung, physikalische Abhängigkeiten mit Messwerten berechnet oder Totalausfall, werden sie als hochpriorisiert betrachtet (d.h. sie werden mit 90% bewertet). Fehler aus dem Modell-Istwert-Vergleich, Grenzwertverletzungen und physikalische Abhängigkeiten mit Rechengrößen sind vorrangig (d.h. sie werden mit 50% bewertet). Drift, Abnahme der Präzision und Versatz sind Warnungen (d.h. sie werden mit 15% bewertet).

Zum Beispiel wurde in einem Versuch eines 6-Zylinder-Ottomotors erkannt, dass die gelieferten Messwerte des Kanals für das Kraftstoffvolumen kontinuierlich den oberen Grenzwert im ersten Messpunkt überschritten. Dieser Fehler blieb während des ersten Betriebspunkts. Der Kanal ist eine reine Messgröße im Versuch. Die Kriterien wurden wie unten geschrieben eingesetzt:

- Die Häufigkeit dieses Fehlers wird am ersten Betriebspunkt mit 100% gewertet, da der Istwert des Kanals immer über den oberen Grenzwert im Messpunkt bzw. Betriebspunkt bleibt. Dieses Kriterium ist eine Funktion der Zeit.
- Die Häufigkeit des Fehlers im Versuchsverlauf wird mit 25% gewertet, da dieser im ersten Betriebspunkt stattgefunden hat. Dieser Wert wird vorgeschrieben, da a priori keine Information über den Ablauf des Versuchs vorliegt. Sollte der Fehler bei weiteren Betriebspunkten bleiben, wird die Häufigkeit im Verlauf des Versuchs berechnet. Dieses Kriterium ist auch eine Funktion der Zeit.
- Die Größenordnung des relativen Fehlers wird berechnet. In diesem Fall ist sie 153%, aber der Bereich des Kriteriums im Fuzzy-Logik-System ist auf 100% beschränkt. Alle Werte größer als 100% werden als 100% bewertet.
- Die Priorität des Fehlers hängt von seiner Modulherkunft ab. Der Kanal wird in zwei Modulen überprüft: Grenzwerte und physikalische Abhängigkeiten. Die Fehler werden hinsichtlich ihrer Priorität die folgende Werte annehmen: bei einer Grenzverletzung 50% und bei physikalischen Abhängigkeiten 90% (für Messgrößen).
- Die Anzahl der Module, aus denen der Fehler stammt, wird berechnet. Jedes Modul, das einen Fehler erkennt, wird mit 15% gewertet. Im Beispiel wird die Grenzverletzung mit 15% (Anzahl der Module = 1) bewertet und bei physikalischen Relationen mit 30% (Anzahl der Module = 2)
- Da der Kanal eine Messgröße ist, wird das Kriterium „Art der Größe“ mit 90% bewertet.

Die Bewertung von den oben beschriebenen Kriterien werden in der Tabelle 4.3 als eine Matrix dargestellt. Die Zeilen dieser Matrix entsprechen den Überprüfungsmodulen und die Spalten den Kriterien. Sie wird erst am Ende eines Betriebspunkts erstellt. Sie wird Eingangsmatrix genannt.

Tab. 4.3: Kriterien für den Kanal des Kraftstoffvolumens im Entscheidungsmodul.

| Modul | Kriterium | | | | | |
|------------------|------------------|--------------------|---------------|-----------|---------------|-----------|
| | Häufigkeit im BP | Häufigkeit Versuch | Größenordnung | Priorität | Anzahl Module | Größenart |
| Grenzüberprüfung | 100 | 25 | 100 | 50 | 15 | 90 |
| Referenzmessung | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 90 |
| Sensorenausfall | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 90 |
| Modell-Istwert | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 90 |
| Soll-Istwert | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 90 |
| Phys. Relationen | 100 | 25 | 20 | 90 | 30 | 90 |

Für die Fuzzifizierung der Größen der Eingangsmatrix werden die in der Abbildung 4.12 dargestellten Zugehörigkeitsfunktionen verwendet. Die fuzzifizierten Werte der Eingangsmatrix werden im Inferenzsystem bewertet. Das Inferenzsystem wird auf Basis von Grundregeln gebildet. Die Grundregeln werden in Tabelle 4.4 aufgelistet.

Tab. 4.4: Grundregeln für die Inferenz.

| Grundregeln | | | | Kriterien |
|---------------------------|-------------------------|----------------|----------------|---|
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | selten detektiert | <i>dann...</i> | Ampel ist grün | Häufigkeit pro Betriebspunkt |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | mittelhäufig detektiert | <i>dann...</i> | Ampel ist gelb | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | häufig detektiert | <i>dann...</i> | Ampel ist rot | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | einmal detektiert | <i>dann...</i> | Ampel ist gelb | Häufigkeit pro Versuch |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | mehrmals detektiert | <i>dann...</i> | Ampel ist rot | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | klein | <i>dann...</i> | Ampel ist grün | Größenordnung des relativen Fehlers |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | mittelgroß | <i>dann...</i> | Ampel ist gelb | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | groß | <i>dann...</i> | Ampel ist rot | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | eine Warnung | <i>dann...</i> | Ampel ist grün | Priorität des Fehlers |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | vorrangig | <i>dann...</i> | Ampel ist gelb | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | hochpriorisiert | <i>dann...</i> | Ampel ist rot | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | unkritisch | <i>dann...</i> | Ampel ist gelb | Strenge des Fehlers |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | kritisch | <i>dann...</i> | Ampel ist rot | |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | nicht zu wichtig | <i>dann...</i> | Ampel ist gelb | Art der Größe |
| <i>Wenn Fehler ist...</i> | wichtig | <i>dann...</i> | Ampel ist rot | |

Das Ergebnis der Inferenz ist der Status der Messdaten hinsichtlich ihrer Qualität. Das wird als ein Ampelsystem dargestellt. Rot bedeutet einen kritischen Fehler im Versuch und grün keinen oder keinen wichtigen Fehler.

Durch die Kombination der Grundregeln werden die definitiven Regeln für die Inferenz erzeugt. In Tabelle 4.5 sind sie dargestellt.

Tab. 4.5: Kombination der Grundregeln für die Inferenz.

| Kombinierung der Grundregeln | | | | | | | | |
|------------------------------|--------------|----------|------------|-----------------|------------|------------------|------|----------------|
| Wenn Fehler ist | häufig | - | groß | hochpriorisiert | - | - | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | selten | - | - | hochpriorisiert | kritisch | wichtig | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | selten | mehrmals | groß | hochpriorisiert | unkritisch | wichtig | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | einmal | - | hochpriorisiert | kritisch | wichtig | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | mittelgroß | hochpriorisiert | kritisch | wichtig | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | groß | hochpriorisiert | - | - | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | häufig | - | mittelgroß | hochpriorisiert | kritisch | wichtig | dann | Ampel ist rot |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | - | mittelgroß | hochpriorisiert | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | selten | - | klein | hochpriorisiert | unkritisch | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | selten | - | mittelgroß | hochpriorisiert | unkritisch | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | selten | - | - | hochpriorisiert | kritisch | nicht zu wichtig | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | selten | - | groß | Warnung | - | wichtig | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | selten | einmal | groß | hochpriorisiert | unkritisch | nicht zu wichtig | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | groß | Warnung | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | - | groß | vorrangig | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | einmal | - | hochpriorisiert | unkritisch | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | einmal | - | hochpriorisiert | kritisch | nicht zu wichtig | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | klein | hochpriorisiert | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | mittelgroß | hochpriorisiert | unkritisch | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | mittelgroß | hochpriorisiert | kritisch | nicht zu wichtig | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | häufig | mehrmals | mittelgroß | Warnung | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | häufig | mehrmals | groß | Warnung | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | häufig | - | klein | hochpriorisiert | - | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | häufig | - | mittelgroß | hochpriorisiert | unkritisch | - | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | häufig | - | mittelgroß | hochpriorisiert | kritisch | nicht zu wichtig | dann | Ampel ist gelb |
| Wenn Fehler ist | selten | - | klein | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | selten | - | klein | vorrangig | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | selten | - | mittelgroß | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | selten | - | - | vorrangig | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | selten | - | groß | Warnung | - | nicht zu wichtig | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | einmal | - | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | klein | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | mehrmals | mittelgroß | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | mittelhäufig | - | klein | vorrangig | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | häufig | - | klein | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | häufig | einmal | - | Warnung | - | - | dann | Ampel ist grün |
| Wenn Fehler ist | häufig | - | - | vorrangig | - | - | dann | Ampel ist grün |

Die linguistischen Werte in einer Regel sind mit dem Operator 'UND' logisch miteinander verknüpft. So wird beispielsweise Zeile 1 der Tabelle 4.5 gelesen als⁴:

*„Wenn ein Fehler häufig und groß und hochpriorisiert ist,
dann ist die Ampel rot“.*

⁴In der Tabelle (-) bedeutet, dass dieses Kriterium in der aktuellen Regel keine große Beeinflussung hat.

Wenn die drei expliziten Bedingungen in dieser Regel gleichzeitig erfüllt sind, wird der Fehler als sehr wichtig (rot) bewertet. In dieser Regel ist der Wert für die Häufigkeit im Versuch irrelevant, genauso ob der Fehler aus einem oder aus mehreren Modulen kommt und ob es sich um eine Mess- oder Rechengröße handelt.

Die Defuzzifizierung erfolgt nach der Bewertung aller Regeln. Die konkrete Ausgangsgröße wird durch die Schwerpunkt-Methode nach der Aggregation aller bewerteten Regeln ermittelt. Das ergibt die Vorhersage des Status des gesamten Systems. Das heißt, die Ampel sagt ob die Qualität der Messdaten ausreichend ist, um den Versuch fortzusetzen.

Das Ergebnis des Entscheidungsmoduls kann auch im Automatisierungssystem Morphée visualisiert werden. In der Abbildung 4.13 wird die bildliche Darstellung des oben beschriebenen Beispiels gezeigt.

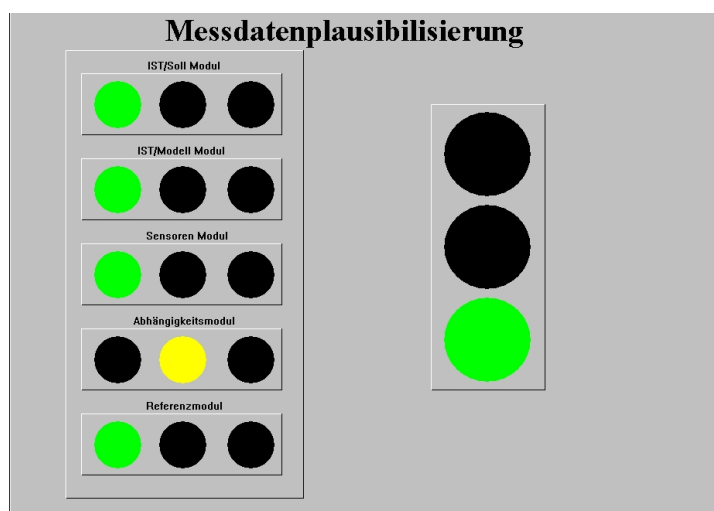


Abb. 4.13: Visualisierung der Messdatenplausibilisierung in Morphée.

Ein komplettes Protokoll mit den fehlerbehafteten Kanälen und ihren Stati wird am Ende jedes Messpunkt erstellt. In der Tabelle 4.6 gibt es ein Beispiel. In diesem Fall wird die Ampel nur bei physikalischen Abhängigkeiten auf 'gelb' geschaltet. Alle anderen Module bleiben auf 'grün'. Der allgemeine Status bleibt auch 'grün'. Das bedeutet, dass die erkannten Fehler nicht zu wichtig sind, um den Versuch abubrechen oder den Motor abzustellen. Das liegt unter anderem daran, dass die verletzten physikalischen Relationen aus Rechengrößen berechnet werden können. Damit ist die Priorität des Fehlers kein bedeutsamer Parameter. Außerdem wird die Art der Größe als nicht zu wichtig betrachtet.

Tab. 4.6: Meldung des Status aller Kanäle mit detektierten Fehlern.

| 07:47:49 | | MP = 112 | | | | |
|--|--------|--------------|----------|----------------|--------------|------------------|
| 1: Grün | | 2: Gelb | 3: Rot | | | |
| Kanal | Grenze | Ref. Messung | Sensoren | Modell-Istwert | Soll-Istwert | Phys. Relationen |
| CO.EG | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| CO2.EG | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| HCF.EG | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| IM.L.A | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| IM.L.IW | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| LAA.EG | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| LAB.EG | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| LAMB_AV1.U | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| LAS.EG | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| M"AG.AEG | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| M"KST | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| M"L.AEG | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| M.KST | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| M.L.AEG | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| MU.VKST | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| MU.VKST.U | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 |
| N.MOT | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| NOX.EG | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| O2.EG | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| T.KST | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| TH.NLLK.G1.U | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| TH.SA.G1.U | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| TH.SA.U | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| TH.UM.U | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| Global pro Modul | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| STATUS DES AMPELSYSTEMS NACH DER ENTSCHEIDUNG: | | | | | | |
| Status im Modul Soll-Istwert-Vergleich: | | | | | | GRÜN |
| Status im Modul Modell-Istwert-Vergleich: | | | | | | GRÜN |
| Status im Modul Sensoren Ausfall: | | | | | | GRÜN |
| Status im Modul Physikalische Abhängigkeiten: | | | | | | GELB |
| Status im Modul Referenzmessung: | | | | | | GRÜN |
| Allgemeiner Status: | | | | | | GRÜN |

Für die Implementierung dieses Überprüfungsmoduls in der Software zur Messdatenplausibilisierung werden die folgenden Bedingungen betrachtet:

- Ein Kanal kann durch verschiedene Module überprüft werden. Z.B. wird die Drehzahl als Referenzmessung und Prädiktor für die Modellierung des spezifischen Kraftstoffverbrauchs betrachtet. Außerdem wird sie für den Drehzahl-Regler beim Soll-Istwert-Vergleich beobachtet. Sie wird auch bei Grenzwertverletzungen und im Sensorenausfall-Modul geprüft. Die Drehzahl wird ebenso zur Überprüfung verschiedener Relationen gebraucht. Daher ist das Kriterium „Anzahl der Module, aus denen der Fehler stammt“ sehr wichtig.
- Die Bewertung der Kriterien für einen Fehler (Größenordnung und Priorität des Fehlers, Häufigkeit im Betriebspunkt bzw. im Versuch, und Anzahl der Module mit Fehlern) werden erst eingesetzt, wenn der Fehler mehr als einmal erkannt wird. Zufällige Fehler, die nur einmal auftreten, werden im Rahmen dieser Arbeit nicht berücksichtigt.
- Die Kriterien für einen Fehler werden im Inferenzsystem am Ende jeder Messung bewertet. Das vermeidet falsche frühe Aussagen sowie eine Überlastung der Schnittstelle.
- Die oben beschriebenen Zugehörigkeitsfunktionen werden in einer Datei vordefiniert. Aufgrund ihrer einfachen Berechenbarkeit wurden Trapeze als Fuzzyfunktionen ausgewählt. Das Verfahren bietet aber auch die Möglichkeit, Dreiecke, Gauß- und Sigmoidal-Funktionen für die Zugehörigkeitsfunktionen auszuwählen. Die Regeln und ihre Nachfolgereihen werden für die Bewertung aus einer Datei abgerufen.
- Die vordefinierten Zugehörigkeitsgrade von Kriterien wie Priorität des Fehlers oder Art der Größe sind erfahrungsbasiert und können verändert werden.
- Die Genauigkeit des Entscheidungssystems kann durch die Anpassung von vorgegebenen erfahrungsgemäßen Parametern und die Modifizierung, Verbesserung und Erweiterung der definierten 'Wenn - dann' Regeln gesteigert werden.

5 Ergebnisse der Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand

Die Online-Kontrolle der Messdaten am Prüfstand ermöglicht die Qualitätssicherung einer Messung. Die Auswertung von falschen Daten sowie unnötige Wiederholungen von Messungen werden vermieden. Und Zeit- und Personalaufwand wird eingespart.

Die Leistungsfähigkeit des entwickelten Verfahrens zur Messdatenplausibilisierung am Prüfstand wird durch die Bewertung folgender Beispiele gezeigt.

5.1 Versuchsbeispiel Nr. 1

Im Abschnitt 4.5 wurde die Visualisierung des Ergebnisses der Messdatenplausibilisierung in einem Versuch dargestellt (s. Abbildung 4.13). Der Versuch wurde an einem 6-Zylinder-Bi-Turbo-Ottomotor durchgeführt. Das Ziel des Versuchs war die Optimierung des Kraftstoffverbrauchs. Der Motor wurde über die Regler für die Luftmasse geregelt und die Bremse über die Drehzahl. Ein Betriebspunkt wurde durch das Wertepaar (Drehzahl = 3000 U/min, Luftmasse = 130%) festgelegt. Dabei wurde die Ein- und Auslassspreizung variiert.

In Abbildung 5.1 wird der Ablauf des Versuchs hinsichtlich der Variationen dargestellt. Die Wertepaare aus den Kennfeldern für die Ein- und Auslassspreizung werden daneben vorgelegt. Die Variationen wurden im Versuch zusammen mit der Drehzahl und der Luftmasse als Sollwerte behandelt.

Die folgenden wichtigen Messgrößen wurden zusätzlich gemessen: Kraftstoffverbrauch, -masse und -volumen, Schwerpunktlage, Leistung, Lambdawerte, Absolutdruck und Temperatur vor und nach dem Ladeluftkühler, vor und nach der Turbine, vor und nach dem Verdichter und im Saugrohr. Der spezifische Kraftstoffverbrauch wurde mit der Hauptkomponentenmethode modelliert.

Tab. 9.1: Variationen.

| MP | Einlass- spreizung | Auslass- spreizung |
|----|-----------------------|-----------------------|
| 1 | 89,4 | 91,5 |
| 2 | 109,4 | 91,2 |
| 3 | 89,4 | 91,2 |
| 4 | 109,4 | 111,2 |
| 5 | 89,4 | 111,2 |
| 6 | 109,4 | 111,2 |
| 7 | 99,4 | 96,2 |
| 8 | 94,4 | 91,2 |
| 9 | 89,4 | 91,2 |
| 10 | 109,4 | 91,2 |
| 11 | 94,4 | 101,2 |
| 12 | 89,4 | 111,2 |
| 13 | 109,4 | 111,2 |
| 14 | 89,4 | 111,2 |
| 15 | 109,4 | 111,2 |
| 16 | 89,4 | 91,2 |

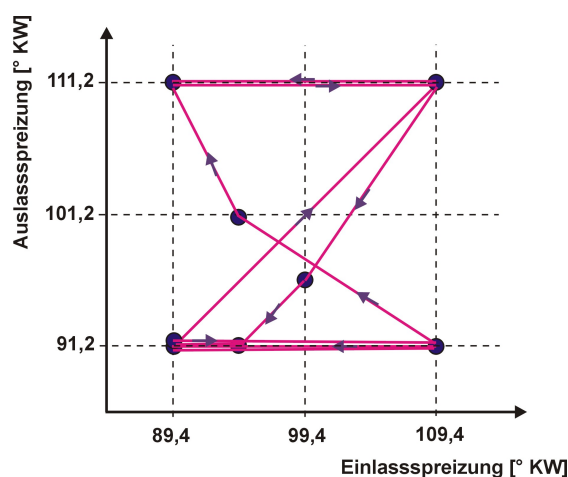


Abb. 5.1: Ablauf der Variationen im Versuchsbeispiel Nr. 1.

Bei der Plausibilisierung der Messdaten wurden die folgenden Fehler erkannt:

- Ab dem ersten Messpunkt war der Absolutdruck nach der Turbine am Turbolader der ersten Gruppe von Zylindern (Kanal $PA.NTUB.T1$ ¹) viel zu hoch. Das bedeutet, dass die folgenden Ungleichungen verletzt wurden:

$PA.NTUB.T1$ sollte ähnlich zu $PA.NTUB.T2$ sein
 $PA.VTUB.T1$ sollte ähnlich zu $PA.NTUB.T1$ sein
 $PA.VTUB.T1$ sollte ähnlich zu $PA.NTUB.T1$ sein

¹Die Abkürzung PA gilt für Absolutdruck, $NTUB$ für nach Turbine, $VTUB$ für vor Turbine, $T1$ für Turbolader der Gruppe von Zylindern Nr. 1 und $T2$ für Turbolader der Gruppe von Zylindern Nr. 2.

Dieser hohe Absolutdruck hat aber keine anderen physikalischen Probleme verursacht.

- Die gelieferten Lambdawerte wichen von den berechneten Werten etwas ab und damit wurden einige Ungleichungen nicht erfüllt. Die Luftmassenmessungen wurden nicht im richtigen Zeitpunkt durchgeführt, wodurch die Abweichungen entstanden sind.
- Der Istwert für den Kraftstoffverbrauch wich häufig von den Referenzmessungen ab (s. Abbildung 5.2 (l.)). Da der Kraftstoffverbrauch aber eine Rechengröße ist, könnte die Abweichung wegen anderer Messgrößen verursacht worden. Bei der Bewertung im Entscheidungssystem wurden Rechengrößen mit einem niedrigen Zugehörigkeitsgrad geschätzt.
- Am zweiten Messpunkt wurde eine große Abweichung zwischen den Modell- und den Istwerten für den Kraftstoffverbrauch detektiert (s. Abbildung 5.2 (l.)). Das liegt an der Anzahl (zu wenig) der betrachteten Daten zur Modellbildung. Diese Situation verschwand ab dem dritten Messpunkt.
- Am zweiten Messpunkt wurde ein eingefrorener Kanal identifiziert. Es war aber die Raumlufttemperatur, somit hat es keine Bedeutung in der Messung. Eine Warnung als gelbe Ampel wurde aber trotzdem gemeldet.

Die Abbildung 5.2 links zeigt den Ablauf des Status der Messdatenqualität für den Istwert des Kraftstoffverbrauchs bei Referenzmessungen und beim Modell-Istwert-Vergleich. Die Abbildung 5.2 rechts stellt die allgemeine Situation für den Kraftstoffverbrauch dar.

Obwohl das Referenzmessungsmodul eine Messabweichung vom Referenzwert des Kraftstoffverbrauchs erkannt hat (gelbe Ampel), wird der allgemeine Status der Messdatenqualität nicht beeinträchtigt (s. Abbildung 5.3). Das wird erklärt, wie oben beschrieben, weil der Kraftstoffverbrauch eine Rechengröße ist und im Inferenzsystem nicht als entscheidend betrachtet wird. Anders wäre es mit reinen Messgrößen, die ein größeres Gewicht in der Entscheidung bringen.

Die Abbildung 5.3 stellt den allgemeinen Status des Versuchs hinsichtlich seiner Messdatenqualität dar. Trotz der oben beschriebenen Auffälligkeiten kann die Messdatenqualität als ausreichend gut bezeichnet werden (grüne Ampel trotz gelber Ampel bei physikalischen Relationen).

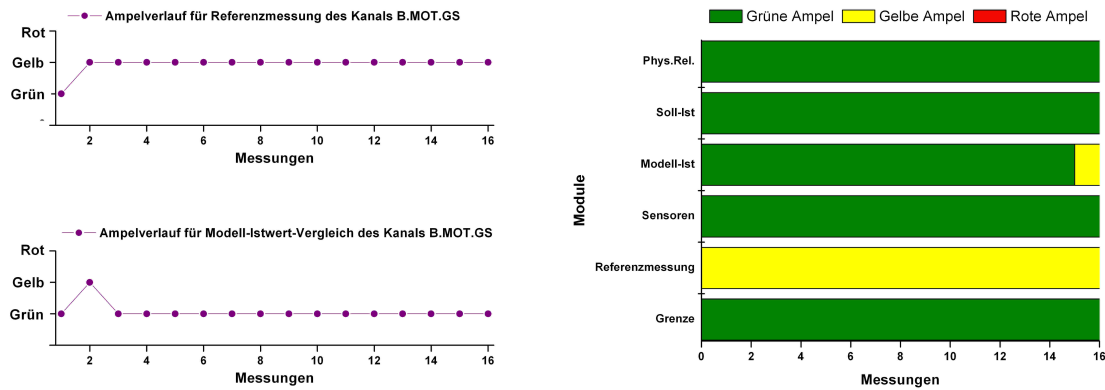


Abb. 5.2: Verlauf der Messdatenqualität für den Kraftstoffverbrauch. Links oben bei Referenzmessungen und links unten beim Modell-Istwert-Vergleich. Rechts bei allen Modulen.

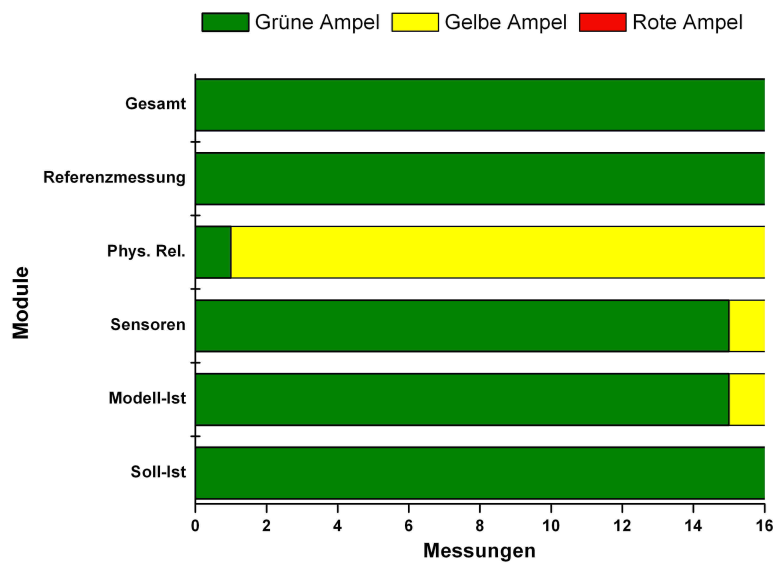


Abb. 5.3: Allgemeiner Status der Messdatenqualität im Versuchsbeispiel Nr. 1. Trotz einiger Auffälligkeiten einzelner Kanäle ist die Messdatenqualität gut.

5.2 Versuchsbeispiel Nr. 2

Ein weiteres Beispiel zeigt die Wirksamkeit des Verfahrens zur Messdatenplausibilisierung bei der Detektion von weiteren Fehlerarten während eines Versuchs.

Der Versuch wurde an einem 6-Zylinder-Bi-Turbo-Ottomotor durchgeführt. Das Ziel des Versuchs war die Optimierung des Kraftstoffverbrauchs. Der Motor wurde über die Regler für die spezifische Arbeit geregelt und die Bremse über die Drehzahl.

Ein Betriebspunkt wurde durch das Wertepaar (Drehzahl = 1500 U/min, Spezifische Arbeit = 0.1 kJ/l) festgelegt. Dabei wurden die Zündwinkel, die Ein- und die Auslassspreizung variiert.

Die Versuchsdauer betrug 24 Stunden. Während des Versuchs wurden 105 Messungen durchgeführt. In diesem Beispiel wurden aber nur 7 Messungen (Messpunkte Nr. 40 bis Nr. 46) analysiert, da in diesen Messpunkten einige Fehler erkannt wurden. Als zusätzliche Information werden die Variationen für diese Messpunkte in der Tabelle 5.2 gezeigt.

Tab. 9.2: Variationen beim Versuchsbeispiel Nr. 2

| Messpunkt Nr. | Einlassspreizung [°KW] | Auslassspreizung [°KW] | Zündwinkel [°KW] |
|---------------|------------------------|------------------------|------------------|
| 40 | 80 | 130 | 16 |
| 41 | 120 | 100 | 16 |
| 42 | 100 | 100 | 16 |
| 43 | 80 | 100 | 21 |
| 44 | 120 | 85 | 17 |
| 45 | 100 | 85 | 19 |
| 46 | 90 | 90 | 21 |

Die Abbildung 5.4 (l.) zeigt den allgemeinen Status der Messdatenqualität während der 7 betrachteten Messpunkte.

Der allgemeiner Status der Messdatenqualität wurde durch die Entstehung der erkannten Fehler im Lauf des Versuchs beeinträchtigt. Auf diese Situation wird durch die Anzeige einer gelben Ampel während 2 Messpunkten hingewiesen. Das wird als eine Warnung interpretiert.

Die gelbe Ampel im Gesamtsystem ist eine Folge der Bewertungen im Entscheidungssystem von den in den Modulen erkannten Fehlern. Die Abbildung 5.4 (r.) stellt den Ampelverlauf pro Modul mit erkannten Fehlern und im Gesamtsystem dar. Bei den anderen Modulen bleibt die Ampel auf „grün“. Sie werden hier nicht dargestellt.

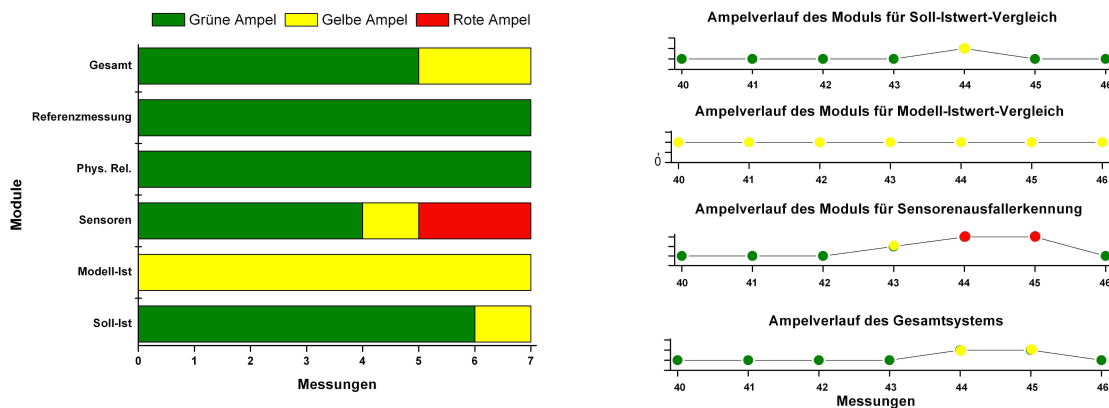


Abb. 5.4: Allgemeiner Status der Messdatenqualität und Ampelverlauf im Versuchsbeispiel Nr. 2. Links allgemeiner Status der Messdatenqualität, teilweise gelbe Ampel: Warnung. Rechts Ampelverlauf, rote Ampel beim Sensorenausfall-Modul, gelbe Ampel beim Soll- und beim Modell-Istwert-Vergleich.

Die entstandenen Fehler im Versuch wurden bei den folgenden Modulen erkannt:

- **Modell-Istwert-Vergleich:** Das Inferenzsystem hat eine relativ große Abweichung zwischen dem Istwert des Kraftstoffverbrauchs und dem mit Neuronalen Netzen modellierten Wert erkannt. Daher bleibt die Ampel für das Modell-Istwert-Vergleich-Modul gelb. Es gibt aber, außer einem schlechten Modell, das mit zu wenigen Parameter gebildet wurde (Drehzahl, Last, Ein- und Auslassspreizung), keine anderen Hinweise über die Verschlechterung der Qualität der Messdaten für den Kraftstoffverbrauch. Deswegen wird beim Inferenzsystem keine Beeinträchtigung der Messdatenqualität beurteilt.
- **Sensorenausfall:** Im Messpunkt Nr. 43 wurde eine Veränderung im Verlauf des Zündwinkels als ein Versatz im Entscheidungssystem aufgefasst (s. Abbildng 5.5) und eine gelbe Ampel wurde im Sensorenausfall-Modul angezeigt. Beim nächsten Messpunkt wurde aber der Fehler nicht mehr erkannt. Das ist richtig, da es eigentlich keinen Fehler gab.

Die Messdaten vorheriger Messpunkte, die bei der Modellbildung gebraucht wurden, könnten diese Veränderung der Zündwinkel nicht als den Anfang eines neuen Messpunkts interpretieren, da keine zusätzliche Information vorlag. Genau aus diesem Grund wurde ein Versatz mit niedrigem Gewicht im Entscheidungssystem bewertet. Die Situation wurde als eine Warnung am Prüfstand gedeutet. Wäre aber der Fehler über weitere Messpunkte geblieben, hätte er den allgemeinen Status der Messdatenqualität benachteiligt.

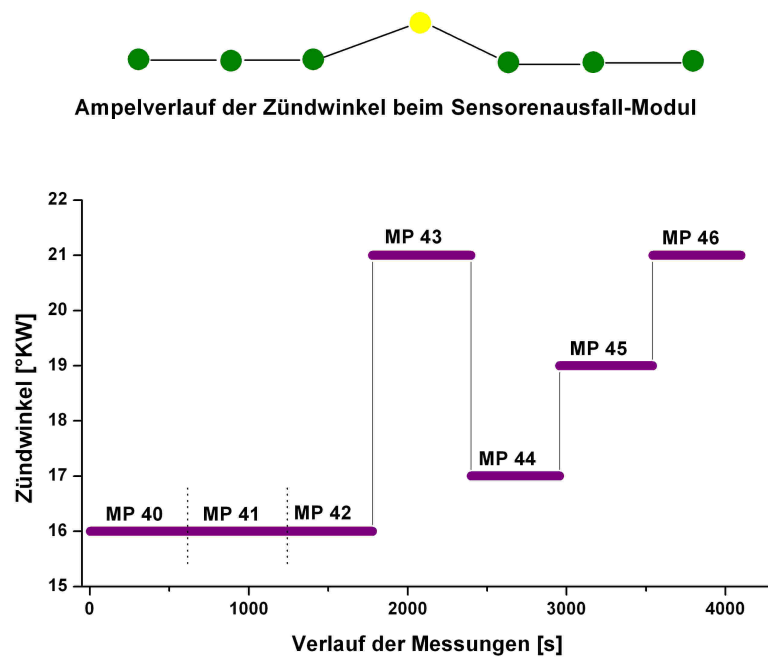


Abb. 5.5: Verlauf der Zündwinkelmessungen im Versuchsbeispiel Nr. 2. Große Veränderung im Messpunkt Nr. 43 als Versatz erkannt.

Die rote Ampel, die bei den Messpunkten Nr. 44 und Nr. 45 angezeigt wurde, wird durch den Kanal für die Konzentration der Kohlenwasserstoffe am Eintritt des Katalysators verursacht (s. Abbildung 5.6).

Die Messungen am Ende des Messpunkt Nr. 44 bzw. am Anfang des Messpunkt Nr. 45 folgen nicht dem Muster der vorherigen Messungen: die gelieferten Messwerte bleiben konstant (s. Abbildung 5.6).

Dieses Merkmal wird im Inferenzsystem als ein eingefrorenes Signal interpretiert. Das ist ein Totalausfall und trägt ein sehr großes Gewicht in der Entscheidung, da die Messdatenqualität sehr beeinträchtigt werden kann. Das Signal wurde aber ab Messpunkt Nr. 46 wieder fehlerfrei weitergeliefert, daher wurde die Plausibilisierung weiter durchgeführt und die Ampel des Gesamtsystems ist nur bei zwei Punkten gelb geblieben.

Wären aber die Messwerte über die weiteren Messpunkte konstant geblieben, wäre der Versuch beendet und der Motor abgeschaltet werden.

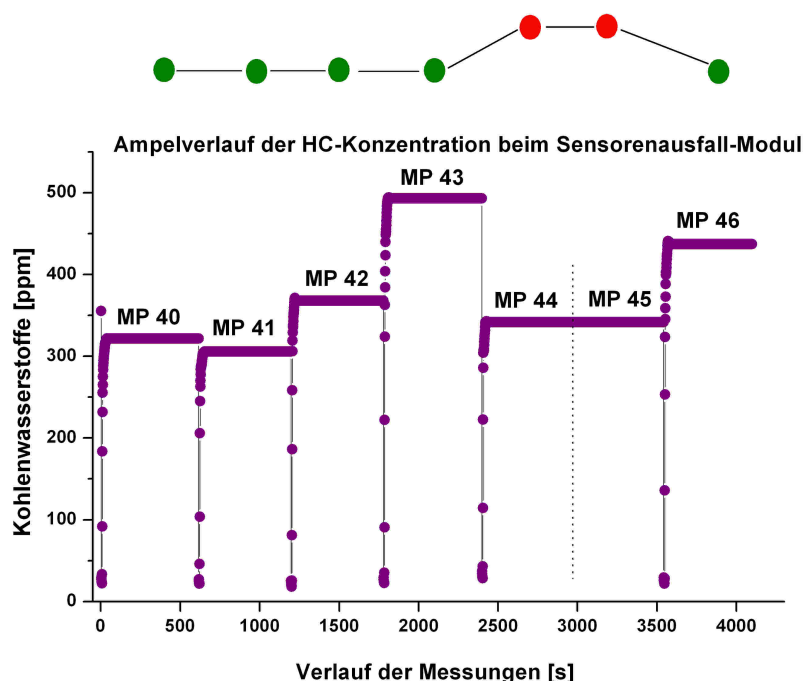


Abb. 5.6: Verlauf der Kohlenwasserstoff-Konzentration am Eintritt des Katalysators im Versuchsbeispiel Nr. 2. Konstante Messwerte über zwei Messpunkte wurden geliefert. Ein Signal für einen möglichen Totalausfall.

- **Soll-Istwert-Vergleich:** Im Messpunkt Nr. 44 wird eine leichte Abweichung vom maximal tolerierten Unterschied zwischen Ist- und Sollwerten für die spezifische Arbeit (s. Abbildung 5.7). Da die Größenordnung des Fehlers nicht zu groß ist, wird die Abweichung mit einer gelben Ampel angezeigt.

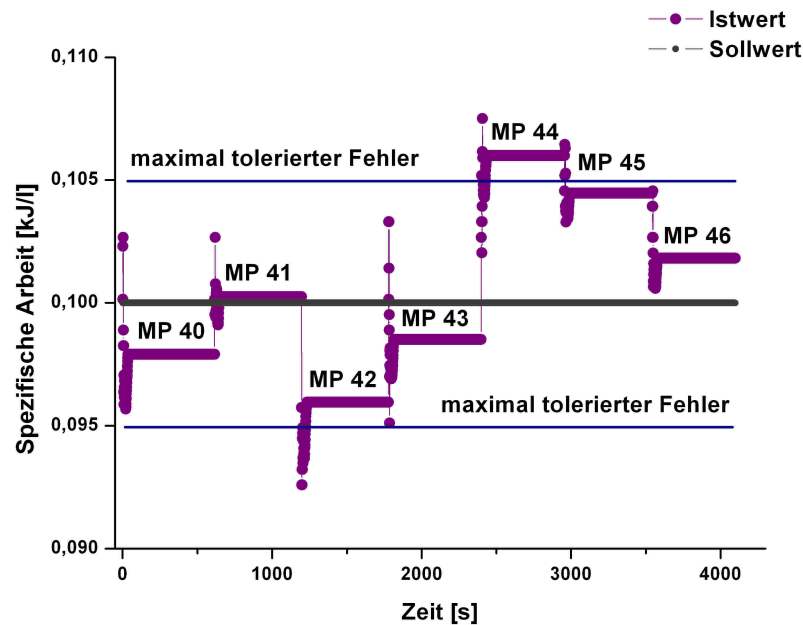


Abb. 5.7: Soll-Istwert-Vergleich für die spezifische Arbeit im Versuchsbeispiel Nr. 2. Maximal tolerierter Fehler wurde im Messpunkt Nr. 44 leicht überschritten.

5.3 Bewertung des entwickelten Verfahrens

Die zwei oben beschriebenen Versuchsbeispiele und ihre Ergebnisse bei der Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand bringen einige Schlussfolgerungen über das entwickelte Verfahren :

- Die Detektion eines fehlerhaften Verhaltens der Messdaten, was eine Verschlechterung der Messdatenqualität zur Folge haben kann, ist durch das Verfahren sichergestellt.
- Die fehlerbehafteten Größen werden in den implementierten Modulen online erkannt und zum Inferenzsystem weitergeleitet, um die Wichtigkeit ihres Fehlers festzustellen. Größen, die aus mehreren Modulen als fehlerhaft erkannt werden, können mit großer Wahrscheinlichkeit eine Beeinträchtigung der Messdatenqualität verursachen. Genauso wird eine hohe Häufigkeit eines Fehlers im Versuch eine Verschlechterung in der Qualität der Messdaten auslösen.

- Für eine richtige Entscheidung über die Messdatenqualität werden wichtige kritische Größen hochpriorisiert und mit einem großen Gewicht zum Inferenzsystem gebracht. Unterdessen werden z.B. Größen mit einer hohen Größenordnung des Fehlers oder mit einem Totalausfall betrachtet. Andererseits werden fehlerbehaftete Größen, die aus anderen Größen berechnet bzw. beeinflusst werden können, ein niedriges Gewicht in der Entscheidung haben.
- Das Entscheidungssystem ist „intelligent“ genug, um Einzelfälle als mögliche potenzielle Fehler zu detektieren und zu isolieren, ohne dass in den Ablauf des Versuch eingegriffen werden muss. Eine Beendigung des Versuchs bzw. ein Ausschalten des Motors würde nur durchgeführt werden, wenn die Messdatenqualität sich sehr verschlechtert hat und die Messdaten nicht mehr gültig für weitere Auswertungen sind, oder wenn der normale Betriebszustand des Motors bedroht wird.
- Die ständige Visualisierung einer Ampel, die die aktuelle Messdatenqualität im Versuch beurteilt, ist sehr hilfreich für den Prüfstandsfahrer bzw. den Betriebsingenieur, um zu entscheiden, ob er einen Versuch stoppen muss oder eine Messung wiederholt werden soll. Da zusätzliche präzise Informationen über einen Messpunkt bzw. einen individuellen Kanal hinsichtlich ihrer Qualität immer am Bildschirm gemeldet werden, können falsche Messungen nach Kriterien des Technikers bzw. des Ingenieurs auch manuell vermieden werden, ohne dass man bis zur offline-Auswertung der Messdaten warten muss. So kann ebenfalls Zeit- und Personalaufwand eingespart werden.

Zusammengefasst ermöglicht das entwickelte Verfahren eine klare Aussage über die Messdatenqualität während eines Versuchs. Die Detektionsrate von ca. 90% ist ausreichend gut, d.h. wichtige sowie mögliche potenzielle Fehler wurden nach zahlreichen Versuchen praktisch immer erkannt und richtig bewertet. Das bedeutet eine klare Steigerung der Rentabilität am Motorenprüfstand. Die Flexibilität des Verfahrens in der Bewertung verschiedener möglicher Kombinationen bei erkannten Fehlern ist vorteilhaft. So können detektierte Auffälligkeiten in den Messdaten isoliert werden und nach verschiedenen Kriterien geprüft werden, ob sie einen wichtigen Fehler auslösen können. Die Fähigkeit des Verfahrens zur Erweiterung, Verbesserung und Modifizierung der Kriterien nach neu gewonnenem Expertenwissen zur Entscheidung über die Qualität der Messdaten ist ebenso ein Vorteil. So ist eine Aktualisierung auf den aktuellen Stand der Technik immer möglich.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Mit der vorliegenden Arbeit wurde die Aufgabenstellung erfolgreich bearbeitet und das gesetzte Ziel vollständig erreicht, da das entwickelte Verfahren die Überwachung der Qualität der am Prüfstand erfassten Messdaten und die Online-Detektion der wichtigsten potentiellen Fehler ermöglicht.

Die rechtzeitige Identifikation von nicht-plausiblen Istwerten im Vergleich mit den Sollwerten, Modellwerten und Referenzmessungen, die kontinuierliche Überwachung von Sensoren im Messprozess, die systematische Überprüfung von physikalischen Relationen und die Beurteilung der Messdatenqualität nach verschiedenen Kriterien vermeiden die Erfassung von fehlerhaften Messdaten und können Zeit- und Personalaufwand einsparen, ohne dass in den Ablauf des Versuch eingegriffen werden muss.

Eine Beendigung des Versuchs bzw. ein Ausschalten des Motors würde nur durchgeführt werden, wenn die Messdatenqualität sich sehr verschlechtert hat und die Messdaten nicht mehr gültig für weitere Auswertungen sind, oder wenn der normale Betriebszustand des Motors bedroht ist.

Die vorgeschlagene Architektur des Verfahrens ist flexibel und erlaubt, unterschiedliche Methoden für jede Komponente zu verwenden und/oder auszutauschen. Dazu ist die Zuverlässigkeit des Tools gesichert, da der Absturz einer einzelnen Komponente kein Grund für einen Zusammenbruch des gesamten Systems ist.

Die automatische Erstellung der notwendigen Parameter, Relationen und Bedingungen für alle im Verfahren eingeschlossenen Methoden, die Detektion der im Betrieb befindlichen und zu überwachenden Kanäle, die graphische Darstellung des Status des Versuchs (Ampel) sowie die zusätzlich gemeldete Information über einen Messpunkt bzw. einen individuellen Kanal hinsichtlich ihrer Messdatenqualität, machen die Plausibilisierung für Betriebsingenieure und Prüfstandfahrer hilfreich und bedienungsfreundlich.

Die Detektionsrate des Verfahrens von ca. 90% ist ausreichend gut, d.h. wichtige sowie potentielle Fehler wurden praktisch immer erkannt und richtig bewertet. Das reduziert die Anzahl von Fehlversuchen auf 10% oder weniger und steigert die Rentabilität von Motorenprüfständen deutlich.

Die Programmierung in Matlab und die einfache Datenstruktur ermöglichen künftige Verbesserungen und Erweiterungen der Anwendung, beispielweise:

- Neue physikalische Abhängigkeiten und Ungleichungen können immer wieder eingefügt werden.
- Eine einfache Implementierung weiterer Module, z.B. Mustererkennung, ist möglich.
- Die Integration des Codes in neue Versionen des Automatisierungssystems Morphée ist durch die Umsetzung des Codes zu Simulink teilweise möglich.
- Die Genauigkeit des Inferenzsystems kann gesteigert werden, wenn die erfahrungsbasierten Parameter und Gewichte angepasst werden und eine Modifizierung der definierten 'Wenn-Dann' Regeln durchgeführt wird.
- Eine Verbesserung in der automatischen Identifikation von Variationen vor der Plausibilisierung kann zur Bildung von besseren Modellen und zur Aufnahme von genaueren Referenzmessungen führen.
- Neue Kriterien wie z.B. größere Zeitintervalle für die Erfassung oder reduzierte Datenspeicherung können eingesetzt werden, um die Schnelligkeit und Wirksamkeit des Codes zu erhöhen.

Abkürzungsverzeichnis

Ottomotor und Prüfstand

| | |
|--------|---|
| ACI | (Engl.) Automatic Calibration Interface |
| ACS | (Engl.) Automatic Calibration System |
| AÖ | Auslassventil öffnet |
| AS | Auslassventil schließt |
| ASP | Auslassspreizung |
| BP | Betriebspunkt |
| BMU | Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit |
| CAMEO | (Engl.) Computer Aided Method of Engine Optimization |
| CAN | (Engl.) Controller Area Network |
| CFI | (Engl.) Calibration Framework Interface |
| DCOM | (Engl.) Distributed Component Object Model |
| DOE | (Engl.) Design of Experiments |
| DRV | (Engl.) Driver |
| EA | Entwicklung Antrieb (Bereich der Firma BMW AG) |
| ECU | (Engl.) Engine Control Unit |
| EEA | (Engl.) European Environment Agency |
| EÖ | Einlassventil öffnet |
| ES | Einlassventil schließt |
| ESP | Einlassspreizung |
| INCA | (Engl.) Integrated Calibration and Acquisition System |
| IAV | Ingenieurgesellschaft Auto und Verkehr |
| KfrDV | Kennfeldrechner und Daten-Visualisierung |
| MINT | Matlab Interface |
| MP | Messpunkt |
| N | Drehzahl |
| OPTSYS | Optimierungssystem |
| OT | oberer Totpunkt |

| | |
|--------------|---|
| PC | (Engl.) Personal Computer |
| Pkw | Personenkraftwagen |
| p-V-Diagramm | Gasdruck-Gasvolumen-Diagramm |
| RSL | Regler für die Schwerpunktlage |
| SPL | Schwerpunktlage |
| UNFCCC | (Engl.) United Nations Framework Convention on Climate Change |
| UT | unterer Totpunkt |
| ÜOT | Überschneidungs-OT |
| WE | spezifische Arbeit |
| ZZ | Zündzeitpunkt |

Verfahren

| | |
|-------|--|
| CPV | (Engl.) Cumulative Percent Variance |
| EWMA | (Engl.) Exponentially Weighted Moving Average |
| FFN | (Engl.) Feed-Forward-Net |
| MAE | (Engl.) Mean Absolute Error (Deutsch: mittlerer absoluter Fehler) |
| MLR | Multilineare Regression |
| MSE | (Engl.) Mean Squared Error (Deutsch: mittlerer quadratischer Fehler) |
| NN | Neuronale Netze |
| OLS | (Engl.) Ordinary Least Squares |
| PC | (Engl.) Principal Components |
| PCA | (Engl.) Principal Component Analysis (Deutsch: Hauptkomponentenanalyse) |
| PCR | (Engl.) Principal Components Regression (Deutsch: Hauptkomponentenregression) |
| PLS | (Engl.) Partial Least Squares (Deutsch: partielle kleinste Quadrate) |
| PLS1 | PLS für ein Ziel |
| PLS2 | PLS für mindestens zwei Ziele |
| PRESS | (Engl.) Prediction Error Sum of Squares |
| RMSE | (Engl.) Root Mean Squared Error (Deutsch: Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers) |
| RPV | (Engl.) Residual Percent Variance |
| SPE | (Engl.) Square Prediction Error (Deutsch: quadratischer Vorhersagefehler) |

SVI (Engl.) Sensor Validity Index
 (Deutsch: Sensorvaliditätsindex)

Symbolverzeichnis

Ottomotor

| | |
|------------------|--|
| ϵ | Verdichtungsverhältnis |
| η_e | effektiver Wirkungsgrad |
| λ | Luftzahl bzw. Luftverhältnis zugeführte Luftmasse |
| λ_s | stöchiometrischer Luftbedarf des Kraftstoffes |
| ρ_L | Luftdichte |
| $C_m H_n$ | unverbrannte Kohlenwasserstoffe |
| CO | Kohlenmonoxid |
| CO ₂ | Kohlendioxid |
| b_e | effektiver spezifischer Kraftstoffverbrauch |
| H ₂ | Wasserstoff |
| H ₂ O | Wasser |
| HC | Kohlenwasserstoffe |
| H_u | unterer Heizwert des Kraftstoffes |
| k | Umrechnungsfaktor |
| n | Drehzahl |
| N | Drehzahl |
| M | Drehmoment |
| m_L | Luftmasse |
| m_{LR} | relative Luftmasse |
| \dot{m}_k | zugeführter Kraftstoffmassenstrom |
| N ₂ | Stickstoff |
| NO _x | Stickoxide |
| p | Gasdruck |
| P | Leistung des Motors |
| P_e | effektive Leistung des Motors |
| p_{me} | Mitteldruck |
| T_i | Zeitpunkt i |
| T_{Kst} | Kraftstoff-Durchlaufzeit |

| | |
|--------------|-------------------------------------|
| T_V | vorgegebener Zeitpunkt |
| \mathbf{V} | Gasvolumen |
| V_c | Kompressionsvolumen eines Zylinders |
| V_h | Hubvolumen eines Zylinders |
| V_H | Hubvolumen |
| Z | Kennzahl für Arbeitsverfahren |

Verfahren

| | |
|---------------|---|
| α | Filterparameter eines EWMA-Filters |
| β | freie Parameter oder Regressionsparameter |
| $\hat{\beta}$ | Schätzung von β , Kleinste-Quadrate-Schätzer |
| β_k | Regressionsparameter k |
| γ | Grad der Regression |
| ϵ | Fehler an der Messung, Residuum |
| η_{ki}^2 | Sensorvaliditätsindex |
| ϵ_i | Fehler an der Messung i |
| λ_j | j -Hauptkomponente |
| λ_j^i | Eigenwerte eines PCA-Modells |
| ϕ_k | Aktivierungsfunktion (FFN) |
| ρ | Freiheitsgrad des Prozesses |
| \mathbf{b} | Koeffizienten der Hauptkomponentenregression |
| \mathbf{B} | Matrix der Regressionskoeffizienten bei der PCA-Methode |
| \mathbf{C} | Modellmatrix |
| c_α | Vertrauensgrenze für den $(1 - \alpha)$ Prozentanteil in der Normalverteilung |
| c_i | i -te Säule von \mathbf{C} |
| \mathbf{E} | Residuenmatrix von \mathbf{X} |
| \mathbf{E} | Residuumsmatrix |
| f | Unbekannte Funktion zu modellieren |
| F | Absoluter Fehler |
| \mathbf{F} | Residuenmatrix von \mathbf{Y} |
| g | Modell für f |
| \mathbf{G} | Designmatrix |
| g_k | festgelegte Funktionen |
| k | Ridge-Parameter |
| \mathbf{I} | Einheitsmatrix |
| l, l | Anzahl der Hauptkomponenten |
| l | Anzahl der Hauptkomponenten |

| | |
|-----------------|--|
| m | Variablen, Anzahl der Sensoren (Spalten der Datenmatrix) |
| m | Anzahl der Prädiktoren |
| n | Anzahl der Stichproben (Reihen der Datenmatrix) |
| \mathbf{P} | Matrix der Hauptvektoren für \mathbf{X} |
| \mathbf{p}_i | Hauptvektoren |
| Q | Summe der Quadrate der Residuen |
| \mathbf{Q} | Hauptvektoren für \mathbf{Y} |
| Q_α | kritische Grenze für Q |
| \mathbf{r} | Regressionvektor |
| s_{xy} | Standardabweichung der xy -Elemente der Datenmatrix |
| \mathbf{T} | Matrix der Hauptkomponenten für \mathbf{X} |
| \mathbf{t}_i | Hauptkomponenten |
| \mathbf{U} | die Hauptkomponenten für \mathbf{Y} |
| w | Parametervektor einer nichtlineare Regression |
| w^k | Gewichtsvektor (FFN) |
| x | unabhängige Variable, Prädiktor oder Regressor |
| X | Datenmatrix |
| X | Kriterienmatrix |
| \mathbf{X} | Datenmatrix in der PCA-Methode |
| \mathbf{X} | unabhängige Variable |
| \bar{X} | Mittelwert von X |
| \hat{X} | modellierte Variationsmatrix von X |
| x_i | Messpunkte i |
| x_k | k -ter Datensatz |
| x_k | Beobachtungsvektor im Zeitpunkt k |
| \tilde{x}_k | mit PCA modellierter Beobachtungsvektor |
| \bar{x}_k | gefilterter k -ter Datensatz |
| \bar{x}_{k-1} | gefilterter $k - 1$ -ter Datensatz |
| X_{kk} | Korrelationskoeffizienten-Matrix |
| X_{pW} | Matrix mit den p-Werten |
| y | abhängige Variable, Ziel, Response oder Regressand |
| \mathbf{Y} | Zielmatrix mit k Ziele |
| \mathbf{Y} | abhängige Variable |
| \hat{y} | Vorhersage für y |
| \tilde{y} | Messungen |
| y_i | Messergebnis i |
| y_i | Istwert i |
| \hat{y}_i | Modellwert i |
| z^{in} | Vektor der Eingaben eines Neurons (FFN) |

z_{ki} rekonstruierter Wert von x_{ki}
 z^{out} Vektor der Ausgaben eines Neurons (FFN)

A Anhänge

A.1 Fortpflanzung systematischer Fehler

In der Messtechnik ist eine interessierende Messgröße y oft aus mehreren Messgrößen x_i berechnet, so dass:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Da jeder Messwert der einzelnen Größen von seinem richtigen Wert abweicht, wird auch das Ergebnis der Rechnung von seinem richtigen Wert abweichen [60, 61, 65].

Mit Hilfe des totalen Differentials der Bestimmungsgleichung des Funktionswertes y und der Taylorreihe kann die resultierende Abweichung ermittelt werden. So können die absolute bzw. die relative Messabweichung bei indirekten Messungen durch die Gleichungen A.1 bzw. A.2 formuliert werden [60]:

$$\Delta y = \sum_{i=1}^m \frac{\partial y}{\partial x_i} \cdot \Delta x_i \quad (\text{A.1})$$

$$\frac{\Delta y}{y} = \frac{1}{y} \sum_{i=1}^m \frac{\partial y}{\partial x_i} \cdot \Delta x_i \quad (\text{A.2})$$

A.2 Theoretische Grundlagen des Ottomotors

Der Ottomotor wurde nach seinem Erfinder Nikolaus August Otto benannt. Er ist ein fremd-gezündeter Verbrennungsmotor, der ein Kraftstoff-Luft-Gemisch verbrennt und damit die im Kraftstoff enthaltene chemische Energie in Bewegungsenergie umwandelt [128, 142, 146].

Ein Ottomotor benötigt zum Betrieb ein bestimmtes Luft-Kraftstoff-Verhältnis. Die ideale theoretisch vollständige Verbrennung beim superbenzinbetriebenen Ottomotor liegt bei einem Verhältnis von 14,7:1 vor [128, 142]. Dies wird auch als stöchiometrisches Verhältnis bezeichnet.

Der spezifische Kraftstoffverbrauch eines Ottomotors ist im wesentlichen vom Mischungsverhältnis des Luft-Kraftstoff-Gemisches abhängig. Für die reale vollständige Verbrennung und damit für möglichst geringen Kraftstoffverbrauch ist ein Luftüberschuss notwendig, dem jedoch wegen der Entflammbarkeit des Gemisches und der verfügbaren Brenndauer Grenzen gesetzt sind. Bei den derzeitig verfügbaren Motoren ist der Kraftstoffverbrauch bei einem Luft-Kraftstoff-Verhältnis von etwa 15...18 kg Luft zu 1 kg Kraftstoff am geringsten.

Zur Kennzeichnung dafür, wie weit das tatsächlich vorhandene Luft-Kraftstoff-Gemisch vom theoretisch notwendigen (14,7:1) abweicht, hat man die Luftzahl bzw. das Luftverhältnis λ gewählt:

λ : zugeführte Luftmasse/Luftbedarf für stöchiometrische Verbrennung.

$\lambda=1$: Die zugeführte Luftmasse entspricht der theoretisch notwendigen.

$\lambda < 1$: Es herrscht Luftmangel oder fettes Gemisch. Erhöhte Leistung ergibt sich bei $\lambda=0,85...0,95$.

$\lambda > 1$: Luftüberschuss oder mageres Gemisch herrscht im Bereich $\lambda=1,05...1,3$. Bei dieser Luftzahl sind verringerter Kraftstoffverbrauch und verringerte Leistung zu verzeichnen.

$\lambda > 1,3$: Das Gemisch ist nicht mehr zündwillig. Es treten Verbrennungsaussetzer auf.

Ottomotoren erreichen ihre Höchstleistung bei 5...15% Luftmangel und einwandfreien Leerlauf bei $\lambda=1,0$ [128, 142].

Die meisten Ottomotoren, die in benzingetriebenen Kraftfahrzeugen eingesetzt werden, arbeiten nach den unten beschriebenen Vier-Takt-Verfahren (s. Abbildung A.1) [47, 128, 142].

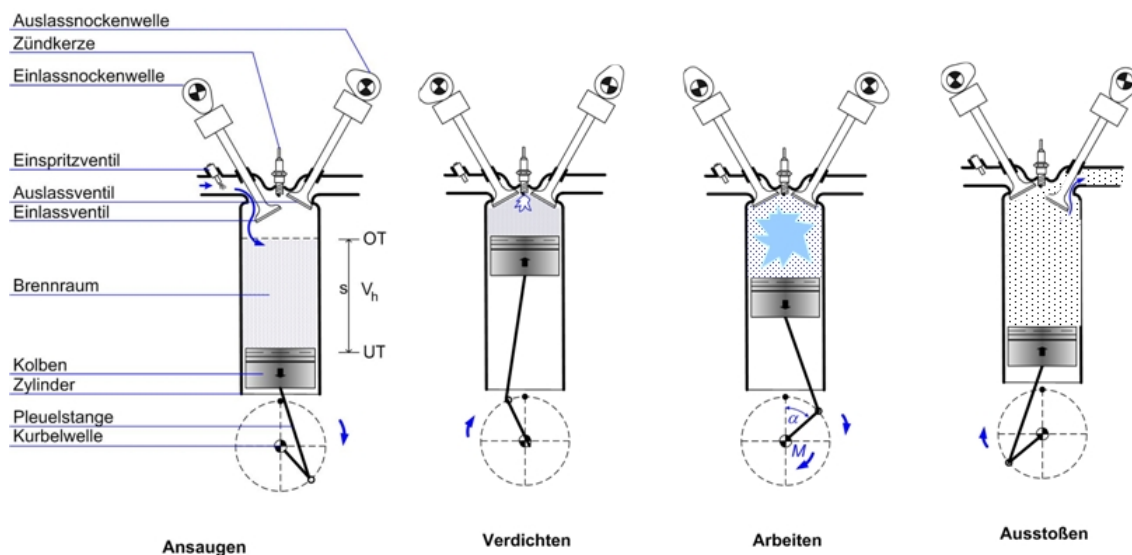


Abb. A.1: Viertakt Verfahren beim Ottomotor. Für den Verbrennungsvorgang sind vier Takte erforderlich: Ansaugen, Verdichten, Arbeiten, Ausstoßen. Die vier Takte sind ein volles Arbeitsspiel und laufen bei einer Nockenwellenumdrehung und zwei Kurbelwellenumdrehungen ab.

1. Takt: Ansaugen. Das Einlassventil ist geöffnet und der Kolben bewegt sich abwärts vom oberen Totpunkt (OT) und vergrößert das Brennraumvolumen im Zylinder bis zu seiner maximalen Kapazität $V_h + V_c$ (V_h : Hubvolumen eines Zylinders V_c : Kompressionsvolumen) im unteren Totpunkt (UT). Dadurch strömt frische Luft bzw. das Luft-Kraftstoff-Gemisch über das geöffnete Einlassventil in den Brennraum.

2. Takt: Verdichten Die beiden Gaswechselventile sind geschlossen. Der Kolben bewegt sich aufwärts, verkleinert das Brennraumvolumen, bis zu seinem minimalen Volumen im oberen Totpunkt und verdichtet dabei das Gemisch.

Das Verdichtungsverhältnis wird definiert als der Quotient aus maximalem und minimalem Zylindervolumen [128, 142].

$$\epsilon = \frac{(V_h + V_c)}{V_c} \quad (\text{A.3})$$

und beträgt je nach Motorbauweise 7...13. Je höher das Verdichtungsverhältnis eines Verbrennungsmotors wird, desto größer wird dessen thermischer Wirkungsgrad und effektiver wird der Kraftstoffverbrauch.

Die Verdichtungshöhe wird durch die Klopfgrenze begrenzt. Das Klopfen ist bei Verbrennungsmotoren eine unkontrollierte Verbrennung des Luft-Kraftstoff-Gemisches mit steilem Druck- und Temperaturanstieg. Klopfende Verbrennung führt zu Motorschäden, da der Motor mechanisch und thermisch sehr hoch belastet wird. Trotzdem kann die Klopfgrenze durch geeignete Kraftstoffe und Brennraumgestaltung zu höherer Verdichtung verschoben werden.

3. Takt: Arbeiten. Die Gaswechselventile bleiben geschlossen. Bereits bevor der Kolben den oberen Totpunkt erreicht hat, leitet die Zündkerze die Verbrennung des Gemischs ein. Die frei werdende Verbrennungswärme erhöht den Druck im Zylinder und treibt den Kolben abwärts. Durch die Übertragung der Arbeit über die Pleuelstange an die Kurbelwelle wird die Motorleistung erzeugt. Die Leistung steigt mit zunehmender Drehzahl und zunehmendem Drehmoment [128, 142].

$$P = 2 \cdot \pi \cdot n \cdot M \quad (\text{A.4})$$

wobei P die Leistung, n die Drehzahl und M das Drehmoment ist. Das Leistungsmaximum liegt aber nicht unbedingt bei der Höchstdrehzahl und/oder dem Höchstdrehmoment (s. Abbildung A.2), sondern an einem bestimmten Punkt im Verlauf der beiden Kurven [128].

Die effektive Leistung des Motors (P_e) ist proportional dem effektiven Mitteldruck, der Drehzahl und dem gesamten Hubvolumen [128, 142]

$$P_e = p_{me} \cdot n \cdot V_H \cdot 1/Z \quad (\text{A.5})$$

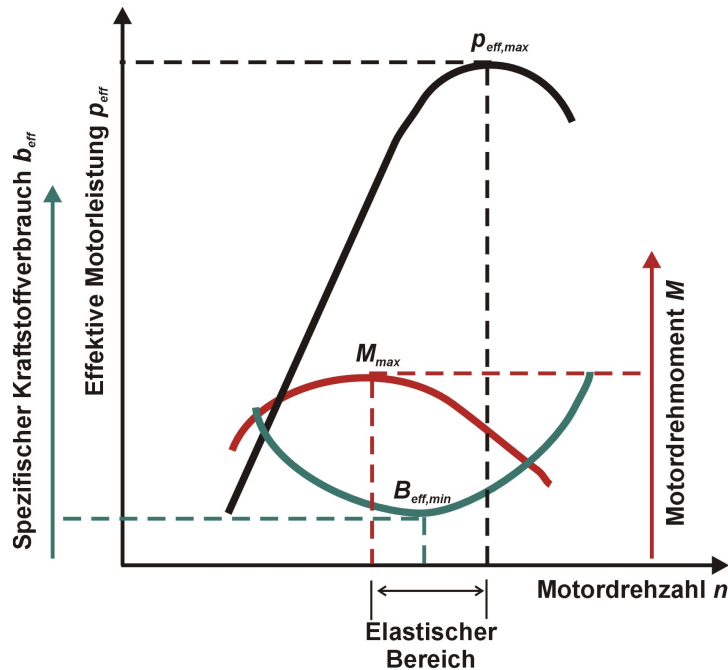


Abb. A.2: Leistungs- und Drehmomentverlauf eines Ottomotors unter Vollast. Die maximale Motorleistung wird bei einer hohen Motordrehzahl erreicht, aber nicht das maximale Drehmoment oder der minimale Kraftstoffverbrauch.

mit p_{me} dem Mitteldruck, n der Drehzahl, V_H dem Hubvolumen und $Z=2$ für einen 4-Takt-Motor.

Die effektive Motorleistung wird effektiv gesteigert bei einer Erhöhung der Luftdichte, die mit dem Mitteldruck zusammenhängt. Eine Erhöhung des Hubvolumens bringt, neben der Leistungssteigerung, eine ungewünschte Verschlechterung des Wirkungsgrads aufgrund erhöhter Reibleistung. Bei einer Drehzahlerhöhung steigen die Reibungsverluste proportional.

4.Takt: Ausstoßen. Das Auslassventil ist bereits kurz vor dem unteren Totpunkt geöffnet. Die unter hohem Druck stehenden heißen Gase strömen aus dem Zylinder. Dann wird das Auslassventil geschlossen und das Einlassventil geöffnet. Es beginnt wieder der 1.Takt.

Das Vier-Takt-Verfahren lässt sich zweckmäßig in einem p - V Zustandsdiagramm (Gasdruck-Gasvolumen) darstellen. Bei einem idealisierten Kreisprozess des Ottomotors sieht das Arbeitsdiagramm wie in Abbildung A.3 aus [128, 142, 147].

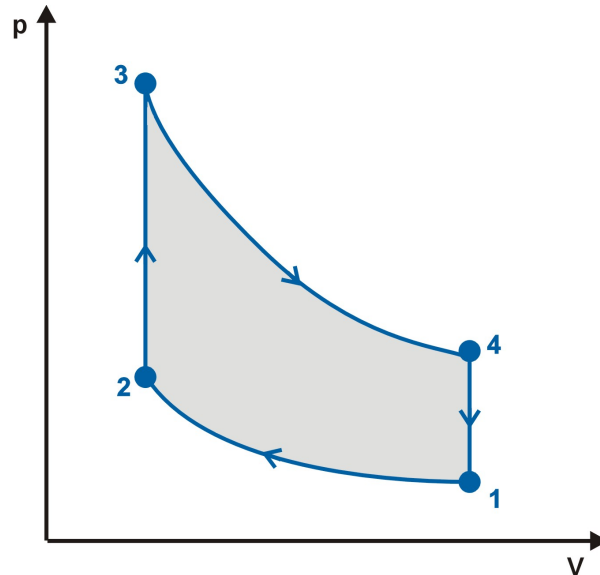


Abb. A.3: Arbeitsdiagramm eines idealisierten Ottomotorprozess. Die Umwandlung der enthaltenen chemischen Energie bei der Verbrennung in Bewegung erzeugt thermische Energie.

Die Umwandlung der enthaltenen chemischen Energie bei der Verbrennung in Bewegung erzeugt thermische Energie. Da sich das nun heiße Gas sehr schnell ausdehnt, kann die Expansion ebenso wie die schnelle Kompression des frischen Gases als adiabatischer Prozess angesehen werden.

Der idealisierte Kreisprozess des Ottomotors besteht daher aus folgenden Zustandsänderungen [148]:

Der 1. Takt (Ansaugen) ist thermodynamisch bedeutungslos und wird auf der Abbildung nicht dargestellt.

Arbeitslinie 1-2: Das Gemisch wird adiabatisch komprimiert (starke Temperaturerhöhung), wobei sichergestellt werden muss, dass sich das Gemisch nicht von selbst entzündet (2. Takt: Verdichtung).

Arbeitslinie 2-3: Es findet praktisch ein isochorer Prozess statt. Das Kraftstoff-Luft-Gemisch wird explosionsartig verbrannt. Dadurch wird Wärme aufgenommen. Es steigen Temperatur und Druck des Gases stark an. Es wird keine Arbeit verrichtet.

Arbeitslinie 3-4: Adiabatische Expansion des heißen Gases. Es wird nun mehr Arbeit nach außen abgegeben, als für die Kompression nötig war (3.Takt: Arbeiten).

Arbeitslinie 4-1: Beim Gaswechseltakt wird das heiße verbrannte Gas ausgestoßen, es wird daher Wärme abgegeben. Frisches kühles Gemisch wird eingeleitet (4.Takt: Ausstoßen).

Der reale Kreisprozess des Ottomotors wird in Abbildung A.4 dargestellt. Grau hinterlegt ist zum Vergleich der idealisierte Prozess veranschaulicht.

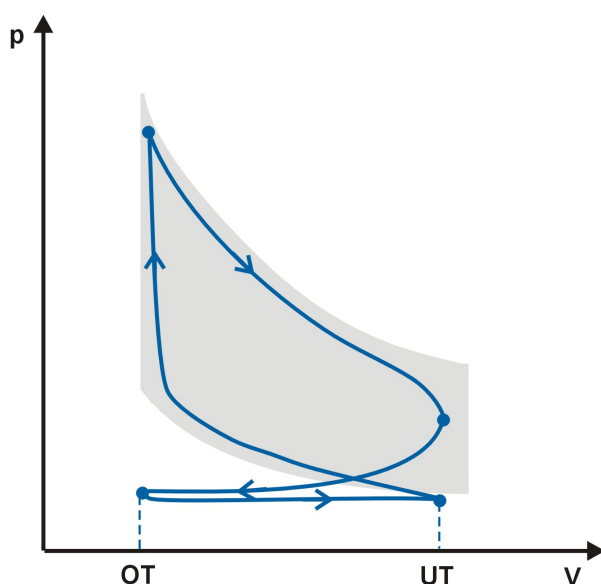


Abb. A.4: *Arbeitsdiagramm eines realen Ottomotorprozesses. Im realen Prozess treten Verluste auf.*

Der Arbeitsprozess eines realen Motors unterscheidet sich von einem idealisierten in den folgenden Punkten [149]:

- Im Zylinder befindet sich nicht nur reine Ladung, sondern auch Restgas vom vorangegangenen Arbeitsprozess.

- Der Kraftstoff verbrennt unvollständig.
- Die Verbrennung erfolgt weder bei konstantem Druck noch bei konstantem Volumen,
- Das Gas tauscht mit dem Brennraumwänden Wärme aus.
- Es treten Reibungs- und Strömungsverluste auf.

Bei der Entwicklung von Motoren ist der **spezifische Kraftstoffverbrauch** eine der wichtigsten Kenngrößen. Er gibt an, wieviel Kraftstoff in Gramm für die Erzeugung von einer Kilowattstunde Arbeit verbraucht wird [128, 142]:

$$b_e = \frac{\dot{m}_k}{P_e} = \frac{1}{\eta_e H_u} \quad (\text{A.6})$$

wobei b_e der effektive spezifische Kraftstoffverbrauch ist, \dot{m}_k der zugeführte Kraftstoffmassenstrom, η_e der effektive Wirkungsgrad und H_u der untere Heizwert des Kraftstoffes.

Der Heizwert ist die auf die Menge des eingesetzten Brennstoffs bezogene, bei einer Verbrennung maximal nutzbare Wärmemenge, bei der es nicht zu einer Kondensation des im Abgas enthaltenen Wasserdampfes kommt. Der Heizwert ist also das Maß für die spezifisch je Bemessungseinheit nutzbare Energie. Für Superbenzin (95 Oktan) bei 25°C beträgt der Heizwert 12,1 kWh/kg [150].

Erfahrungsgemäß erreichen PKW mit Ottomotoren bei einem spezifischen Kraftstoffverbrauch von 250 g/kWh einen Wirkungsgrad bis 32% .

Aufgrund der chemischen Verbrennung wird Abgas aus dem Motor ausgestoßen. Das Abgas besteht im wesentlichen aus: Stickstoff (N_2), Wasser (H_2O), Kohlendioxid (CO_2), Wasserstoff (H_2), Kohlenmonoxid (CO), Stickoxide (NO_x), unverbrannten Kohlenwasserstoffen (C_mH_n) und Partikeln. Die Abgasanteile für einen Ottomotor werden in der Abbildung A.5 dargestellt.

Bei der Diskussion um den **Treibhauseffekt** wird der Kohlenstoffdioxid-Anteil (CO_2) an den Abgasen bewertet [10, 11]. Der Kohlenstoffanteil von Kraftstoffen ist konstant und ein Kohlenstoffatom mit zwei Sauerstoffatomen bildet ein CO_2 -Molekül. Neben Wasser und geringen Mengen anderer Verbrennungsprodukte entsteht bei der Verbrennung aus 1l Benzin etwa 2,32 kg CO_2 .

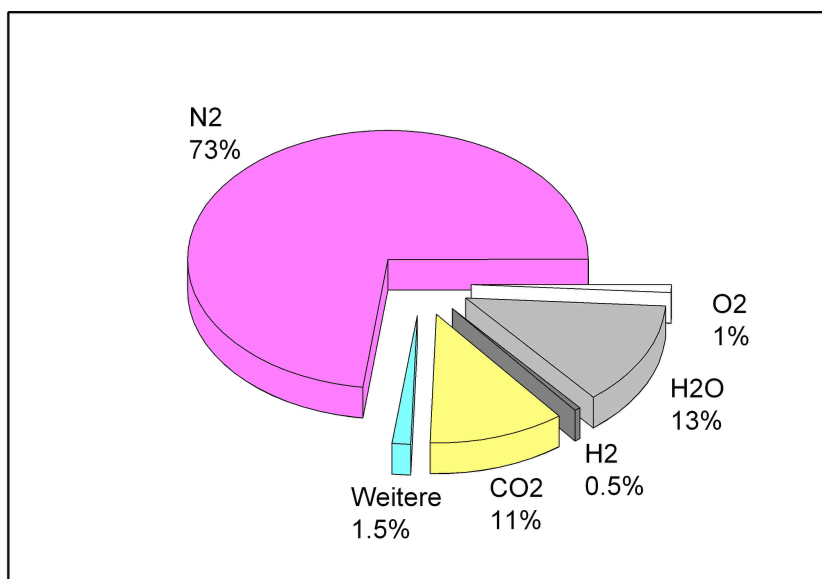


Abb. A.5: Abgasanteile für den Ottomotor. Ca. 11% der ausgestoßenen Abgase bei der Verbrennung in einem Ottomotor entfällt auf CO₂.

Rechenbeispiel [151] für ein Fahrzeug mit Benzinmotor mit 5,6 l/100 km Verbrauch: CO₂-Emission = 5,6 l/100 km × 23,2 kg/10 l = 129,92 g/km CO₂. Fahrstrecken bergauf erhöhen die Emissionen drastisch, während Bergabfahrten bei Motor-Schubabschaltung keine kilometerbezogenen Emissionen verursachen.

Kennfelder sind eine hochwertige Informationsquelle bei der Motorenentwicklung und -optimierung. Ein Motorkennfeld wird ausgebildet, um bestimmte Eigenschaften des Motors (Betriebsparameter, Emissionen, Kraftstoffverbrauch, Temperaturen, Drücke, etc.) in Beziehung zu Betriebspunkten auszudrücken. Die wichtigsten Motorkennfelder sind die Verbrauchs-, Emissions-, Zündungs-, Einspritz- und die Abgastemperaturkennfelder [128, 142, 152].

Der Betriebspunkt eines Motors ist durch seine Drehzahl und sein Drehmoment oder seine spezifische Arbeit definiert. Die Gesamtheit aller möglichen Betriebspunkte auf einer zweidimensionalen Darstellung weiten ein Motorkennfeld aus (Abbildung A.6).

Die Volllastkurve sowie die minimale und maximale Drehzahl begrenzen den Betriebsbereich.

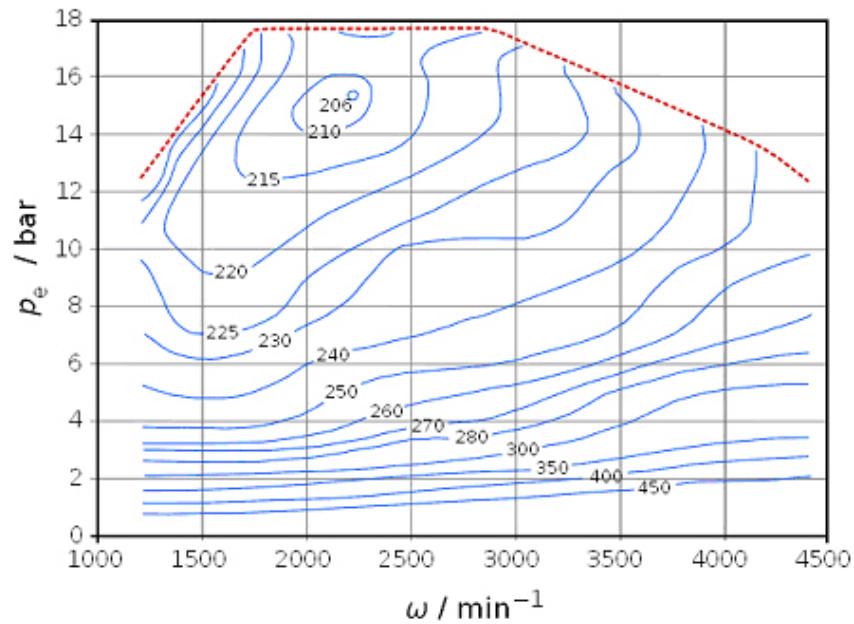


Abb. A.6: Verbrauchskennfeld eines Ottomotors. Der geringste Kraftstoffverbrauch wird bei einem hohen effektiven Mitteldruck im Drehzahlbereich um 2250/min erreicht [153].

In der Praxis wird das Motorkennfeld aus der Angabe diskreter Werte in einzelnen Punkten bestehen. Aus diesen werden durch Interpolationslinien gleicher Ausprägung die jeweiligen Motoreigenschaften erzeugt (sogenannte Isolinien).

Aus dem Verbrauchskennfeld kann zum Beispiel für jede mögliche Kombination aus Drehzahl und effektivem Mitteldruck der daraus resultierende spezifische Kraftstoffverbrauch abgelesen werden. Hieraus wird ersichtlich, dass für eine bestimmte geforderte Motorleistung P mehrere Betriebspunkte mit unterschiedlichem Kraftstoffverbrauch möglich sind. Im Beispiel in Abbildung A.6 wird der geringste Kraftstoffverbrauch bei einem hohen effektiven Mitteldruck im Drehzahlbereich um 2250/min erreicht.

A.3 Verfahren zur Ermittlung der Anzahl der Hauptkomponenten

Die richtige Anzahl der Hauptkomponenten ermöglicht ein „gutes“ Hauptkomponentenmodell. Es gibt in der Literatur zahlreiche Verfahren, um die Anzahl der Hauptkomponenten zu berechnen. Hier werden nur drei vorgestellt.

PRESS: (engl.) **P**rediction **E**rror **S**um of **S**quares. Die Summe aller Vorhersagefehler während einer Kreuzvalidierung ist ein Maß für die Güte eines Modells [70, 121, 154].

$$PRESS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

wobei y_i der Istwert und \hat{y}_i der Modellwert ist.

Ein niedriger PRESS-Wert deutet auf ein gutes Vorhersagemodell hin. Bei der Modellbildung mit Hauptkomponenten wird das beste Modell aus möglichst wenigen unabhängigen Variablen bestehen (s. Abbildung A.7).

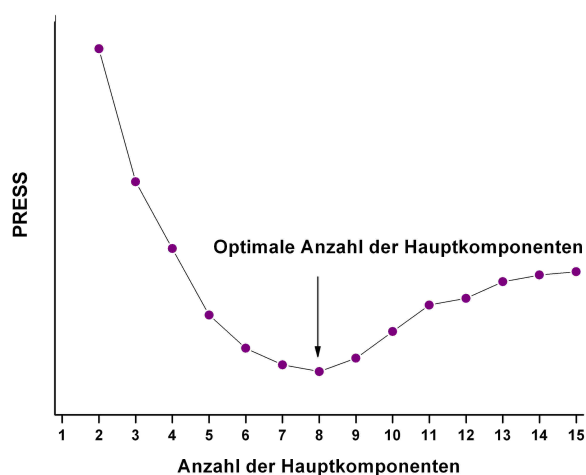


Abb. A.7: *Optimale Anzahl der Hauptkomponenten beim PRESS-Verfahren. Im Beispiel kann das „beste“ Modell mit 8 Hauptkomponenten gebildet werden.*

Ein Nachteil dieses Verfahren ist die große Anzahl an nötigen Berechnungen. Auch eignet sich dieses Verfahren nicht für rechenintensive Modelle und große Datensätze [155].

CPV: (engl.) **Cumulative Percent Variance**. Die CPV ist das Verhältnis der ersten Eigenwerte mit der Gesamtanzahl der Eigenwerte. Die Grenze kann auf 90%, 95% oder 99% gesetzt werden [156]. Je höher das Kriterium gesetzt wird, desto höher werden die Merkmale/Eigenschaften der Gesamtprobe die berücksichtigt werden müssen und damit steigt die Anzahl der Hauptkomponenten. Die Gleichung der CPV für die l Hauptkomponente lautet

$$CPV(l) = 100 \left[\frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \right] \%$$

mit m der Anzahl der Hauptkomponenten (ohne Reduktion) und λ_j der j -Hauptkomponente.

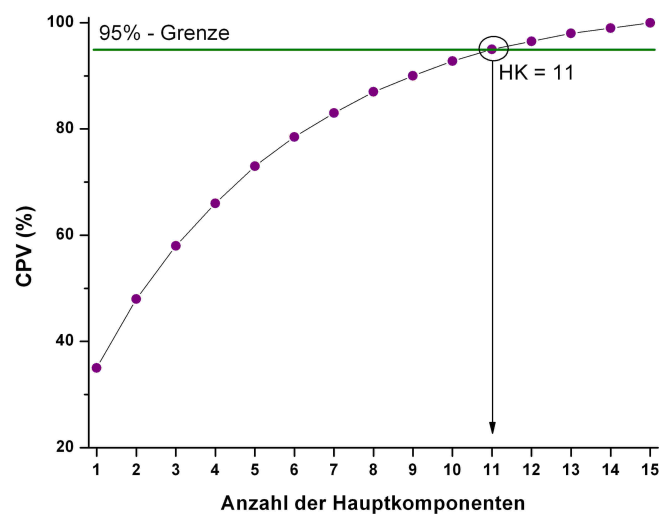


Abb. A.8: Optimale Anzahl der Hauptkomponenten beim CPV-Verfahren. Im Beispiel kann das „beste“ Modell mit 11 Hauptkomponenten gebildet werden.

SCREE Test: Die Eigenwerte werden über ihre Ordnungszahl auf der Abszisse aufgetragen. Die RPV (engl. Residual Percent Variance) werden auf der Ordinate aufgetragen. Die Gleichung der RPV für die l Hauptkomponente lautet

$$RPV(l) = 100 \left[\frac{\sum_{j=l+1}^m \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \right] \%$$

Weist der Graph einen deutlichen Knick auf, so kann man alle Eigenwerte rechts von dieser Knickstelle als nur zufällig verschieden von Null auffassen und unberücksichtigt lassen [70].

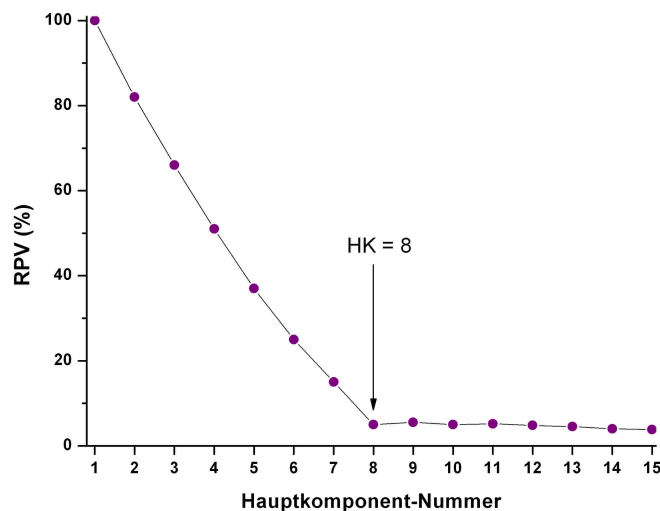


Abb. A.9: Optimale Anzahl der Hauptkomponenten beim Scree-Test. Im Beispiel kann das „beste“ Modell, so die Knickstelle, mit 8 Hauptkomponenten gebildet werden.

Nachteil dieses Verfahrens ist der hohe Schwierigkeitsgrad bei der Erkennung einer Knickstelle bei Funktionen, die stetig verlaufen. Das Verfahren eignet sich nicht zur Anwendung am Prüfstand, da die Messdatenplausibilisierung vollautomatisch läuft und das Verfahren rein graphisch ist. Das Verfahren benötigt die Expertise einer erfahrener Person, um die Knickstelle richtig zu erkennen.

A.4 Pseudocode zur Messdatenplausibilisierung am Prüfstand

Die Online Plausibilisierung der Messdaten wird auf Basis der fünf Module, die in der Abbildung 4.3 dargestellt werden, und des Entscheidungssystems durchgeführt. Der folgende Pseudocode beschreibt den Ablauf der Messdatenplausibilisierung am Prüfstand.

```

1  Während(keine Veränderung des BP)und(MDP wird nicht abgebrochen)/neuer BP Anfang
2  Während(a)und(MDP wird nicht abgebrochen)
3      Messpunktnummer bestimmen
4      Morphee-Rekorder detektieren
5      Laufen des Motors prüfen
6      Grenze für jeden Kanal überprüfen
7      Veränderung des BPs überprüfen/wenn(BP sich verändert hat)dann(2 abbrechen und
8          zu 1 gehen)sonst(weitergehen)
9      Stabilität der Signale überprüfen/wenn(Signal nicht stabil ist)dann(Daten für PCA
10         nicht übernehmen, 2 abbrechen und zu 1 gehen)sonst(weitergehen)
11     Datenmatrix für PCA erstellen
12     Variationen detektieren
13     Referenzmessungen übernehmen/überprüfen
14     Wenn(Variationen detektiert)dann(Daten für die PCR oder NN-Modellbildung erfassen)
15     Wenn(Modell existiert)dann(Modell-Istwert-Vergleich durchführen)
16     Soll-Istwert-Vergleich durchführen
17     Physikalische Abhängigkeiten überprüfen
18     Ende der Messung überprüfen/wenn(Messung beendet)dann(Kriterien auf den Kanäle,
19         die Fehler detektiert haben, setzen, das Fuzzy-Logik-System
20         abrufen und die Entscheidung (Ampel) zeigen)sonst(weitergehen)
21     Neue Erfassung durchführen / Daten im Variabel kopieren
22     Wenn(Daten für PCA genug sind)dann(2 abbrechen)
23 End(2)
24 Wenn(MDP nicht abgebrochen wird)dann(PCA- und PCR/NN-Modell berechnen)
25 Während(keine Veränderung BP)und(MDP wird nicht abgebrochen)/neuer BP Anfang
26 Während(a)und(MDP wird nicht abgebrochen)
27     Laufen des Motors prüfen
28     Grenze für jeden Kanal überprüfen
29     Veränderung des BPs überprüfen/wenn(BP sich verändert hat)dann(27 abbrechen und
30         zu 26 gehen)sonst(weitergehen)
31     Stabilität der Signale überprüfen/wenn(Signal nicht stabil ist)dann(Daten für PCA nicht
32         übernehmen, 27 abbrechen und zu 26 gehen)sonst(weitergehen)
33     Daten für Sensoren speichern (PCA-Verfahren)

```



```
34     Variationen detektieren
35     Referenzmessungen überprüfen
36     Wenn(PCA-Modell existiert) dann(SPE berechnen, fehlerhafter Sensor detektieren
37         und identifizieren)
38     Wenn(Variationen detektiert) dann(Daten für Ziel und Prädiktoren des PCR/NN-Modells erfassen)
39     Wenn(Modell existiert) dann(Modell-Istwert-Vergleich durchführen)
40     Soll-Istwert-Vergleich durchführen
41     Physikalische Abhängigkeiten überprüfen
42     Ende der Messung überprüfen/wenn(Messung beendet) dann(Kriterien auf den Kanäle,
43         die Fehler detektiert haben, setzen, das Fuzzy-Logik-System
44         abrufen und die Entscheidung (Ampel) zeigen)sonst(weitergehen)
45     Neue Erfassung durchführen/Daten im Variabel kopieren
46     Die 100 Beobachtungsvektoren speichern (für neues PCA-Modell)
47     End(27)
48     End(26)
49     Wenn(BP sich verändert hat) dann(zu 1 gehen)
50     Wenn(Motor nicht mehr läuft)oder(MDP wird abgebrochen) dann(1 enden)
```


Literaturverzeichnis

- [1] IAV. – http://www.iav.com/de/5_publikationen/handouts.php (aufgerufen im Februar/2010)
- [2] SCHWARZ, C.: Der neue Zwölfzylinder-Ottomotor von BMW. In: *Motortechnische Zeitschrift* 11 (2009)
- [3] SCHWARZ, C. ; UNGER, H. ; SCHNEIDER, J. ; KOCH, K.: Die Valvetronic - Erfahrungen aus sieben Jahren Großserie und Ausblick in die Zukunft. In: *Motortechnische Zeitschrift* 8 (2008)
- [4] SCHWARZ, C. ; BOCK, C. ; HIRSCHFELDER, K. ; OFNER, B.: Der neue V8-Ottomotor von BMW mit zwei Turboladern - Teil 2: Funktionale Eigenschaften. In: *Motortechnische Zeitschrift* 12 (2008)
- [5] HIRSCHFELDER, K.: Der neue V8-Ottomotor von BMW mit zwei Turboladern - Teil 1: Konstruktive Merkmale. In: *Motortechnische Zeitschrift* 11 (2008)
- [6] WIESKE, P. ; ELSÄSSER, A.: Optimierung von Dynamik und Verbrauch beim Ottomotor durch Technikkombinationen. In: *Motortechnische Zeitschrift* 11 (2009)
- [7] EUROPÄISCHE KOMMISSION. – http://www.ec.europa.eu/climateaction/eu_action/less_greenhouse_gases/index_de.htm (aufgerufen im Januar/2010)
- [8] BUNDESREGIERUNG. – <http://www.bundesregierung.de/Webs/Breg/DE/ThemenAZ/Klimaschutz/klimaschutz> (aufgerufen im Januar/2010)
- [9] BMU. – <http://www.bmu.bund.de/emissionshandel/downloads/doc/36957.php> (aufgerufen im Januar/2010)
- [10] UNFCCC. – <http://unfccc.int/resource/docs/convkp/kpger.pdf> (aufgerufen im Januar/2010)

- [11] UNFCCC. – http://unfccc.int/kyoto_protocol/mechanisms/emissions_trading/items/2731.php (aufgerufen im Januar/2010)
- [12] EUROPÄISCHE UMWELTAGENTUR. – http://www.eea.europa.eu/publications/technical_report_2004_7/Analysis_of_GHG_trends_and_projections_in_Europe.pdf (aufgerufen im Januar/2010)
- [13] BMW. – http://www.bmwgroup.com/d/nav/index.html?../_0/_www_bmwgroup_com/home/home.html&source=overview (aufgerufen im Februar/2010)
- [14] BMW. – http://www.bmwgroup.com/bmwgroup_prod/publikationen/d/2006/pdf/Integrated_Approach_Konzept_2006.pdf (aufgerufen im Februar/2010)
- [15] DIEZ, R. ; RIPPERT, N.: Das Abgassystem für den BMW-Reihensechszylinder-Ottomotor mit Twin-Turbo-Technik. In: *Motortechnische Zeitschrift* 5 (2007)
- [16] SPICHER, U. ; MAAS, U.: Reduzierung der Motoremissionen durch kontrollierte Selbstzündung im Ottomotor. In: *Motortechnische Zeitschrift* 1 (2008)
- [17] KULZER, A.: Kontrollierte Selbstzündung beim Ottomotor CO₂-Einsparpotenziale. In: *Motortechnische Zeitschrift* 1 (2009)
- [18] WACHTMEISTER, G.: Modellbasierte Online-Optimierung in der Simulation und am Motorenprüfstand. In: *Motortechnische Zeitschrift* 1 (2007)
- [19] NAUNDORF, D. ; BOLZ, H.: Turboladerprüfstand mit Heißgasgenerator für Hochleistungs-Aufladesysteme. In: *Motortechnische Zeitschrift* 10 (2008)
- [20] LAMPE, B.: Abstandsbasierte Klopfregelung in zylinderdruckgeführten Steuerungen für Ottomotoren. In: *Motortechnische Zeitschrift* 10 (2008)
- [21] GERINGER, B. ; T.LAUER: Bewertung der Restgastoleranz bei homogenen Brennvorgängen für hohe Abgasrückführraten. In: *Motortechnische Zeitschrift* 2 (2008)
- [22] MITTERER, A.: *Optimierung vielparametrischer Systeme in der Kfz-Antriebsentwicklung*, Technischen Universität München, Diss., 2000
- [23] KLÖPPER, Florian ; VOGEL, Alexander ; GUTIERREZ-MUNOZ, Roxana: An integrated method for measurement data acquisition and validation regarding automated

- calibration processes at test bed. In: *Design of Experiments (DoE) in Engine Development III* 4. Tagung Design of Experiments (DoE) in der Motorenentwicklung, 2007
- [24] IAV. – http://www.iav.com/_downloads/de/handouts/fahrzeugentwicklung/081111_Pruefstande_Versuchstechnik_de_WEB.pdf (aufgerufen im Februar/2010)
- [25] BERGER, C.: Heißkühlung - Kühlmittelzusätze auf dem Prüfstand. In: *Motortechnische Zeitschrift* 2 (2008)
- [26] DEL RE, L.: Zielorientierte Versuchsplanung für den optimalen Einsatz dynamischer Motorenprüfstände. In: *Motortechnische Zeitschrift* 12 (2006)
- [27] SCHINDLER, W.: Neues System zur Messung von Stickstoffkomponenten im Einsatz an SCR-Katalysatoren. In: *Motortechnische Zeitschrift* 5 (2004)
- [28] SCHINDLER, W.: Stationäre und transiente messtechnische Erfassung niedriger Rauchwerte. In: *Motortechnische Zeitschrift* 10 (2001)
- [29] MEYER, H.: *Technische Mechanik Kinematik und Kinetik*. B.G. Teubner Verlag, 2006
- [30] BÖGE, A. ; EICHLER, J.: *Physik*. Vieweg-Verlag, 2005
- [31] TIPLER, P. ; LLEWELLYN, R.: *Moderne Physik*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2003
- [32] JANN, B.: *Einführung in die Statistik*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2005
- [33] ECKSTEIN, P.: *Repetitorium Statistik*. Gabler Verlag, 2003
- [34] URBAN, D. ; MAYERL, J.: *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung*. VS Verlag, 2008
- [35] ENGEL, J.: *Anwendungsorientierte Mathematik: von Daten zur Funktion*. Springer, 2009
- [36] NAGEL, M.: *Grafische Datenanalyse*. Gustav Fischer, 1996
- [37] NEU STATISTIK. – http://web.neuostatistik.de/inhalte_web/content/files/modul_37508.pdf (aufgerufen im September/2009)
- [38] MARKUS, E. ; RANDOLL, H. ; KNAUER, M.: Aktuelle Entwicklungen bei Motorsteuerungen. In: *Automobiltechnische Zeitschrift* 1 (2006)

- [39] PARTES, H. ; MÜLLER-HIRSCH, W.: Motorsteuerung wird integraler Bestandteil des Motors. In: *Motortechnische Zeitschrift* 10 (2009)
- [40] HEPP, H.: Test-Engineering bei der Entwicklung von Motorsteuergeräten. In: *Automobiltechnische Zeitschrift* 6 (2009)
- [41] FLOHR, A.: *Konzept und Umsetzung einer Online-Diagnose an Motorenprüfständen*, Universität Darmstadt, Diss., 2005
- [42] ERLBACH, K.: *IPv6 in der Automobil-industrie: Programmierung von Kfz-steuergeräten*. Diplomica Verlag, 2009
- [43] REIF, K.: *Automobilelektronik: eine Einführung für Ingenieure*. Friedr. Vieweg, 2007
- [44] ZIMMERMANN, W. ; SCHMIDGALL, R.: *Bussysteme in der Fahrzeugtechnik*. Friedr. Vieweg, 2007
- [45] BAUER, H.: *Kraftfahrtechnisches Taschenbuch*. Friedr. Vieweg & Sohn Verlag, 2003
- [46] BORGEEST, K.: *Elektronik in der Fahrzeugtechnik*. Friedr. Vieweg, 2008
- [47] BRAESS, H. ; SEIFFERT, U.: *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. 5. Vieweg, 2007
- [48] WENZEL, R.: *Untersuchungen zur Einsetzbarkeit von Neuronalen Netzen bei der Entwicklung von Fahrzeugelektronik*. 1992
- [49] LEONHARDT, S.: Modellgestützte Fehlererkennung mit neuronalen Netzen - Überwachung von Radaufhängung und Diesel Einpritzanlagen. In: *VDI Fortschritt-Berichte-Reihe 12: Verkehrstechnik/Fahrzeugtechnik* 12 (1996)
- [50] SCHÖNEBURG, E.: *Industrielle Anwendung Neuronaler Netze. Fallbeispiele und Anwendungskonzepte*. 1. Addison Wesley, 1993
- [51] HRYCEJ, T.: Regelung von Prüfständen mit neuronalen Netzen. In: *Automatisierungstechnik* 43 (1995)
- [52] MARTENS, H. ; NAES, T.: *Multivariate Calibration*. John Wiley and Sons, 1991
- [53] RINNE, H.: *Statistische Analyse multivariater Daten*. Oldenbourg, 2000
- [54] FAHRMEIR, L. ; HAMERLE, A. ; TUTZ, G.: *Multivariate statistische Verfahren*. Walter de Gruyter, 1996

- [55] HARTUNG, J. ; ELPELT, B.: *Multivariate Statistik*. Oldenbourg, 2007
- [56] BACKHAUS, K. ; ERICHSON, B. ; PLINKE, W. ; WEIBE, R.: *Multivariate Analysemethoden : eine anwendungsorientierte Einführung*. Springer, 2005
- [57] ANDERSON, T.: *Multivariate analysis and its applications*. IMS, 1994
- [58] POLAND, J.: *Modellgestützte und Evolutionäre Optimierungsverfahren für die Motorentwicklung*, Universität Tübingen, Diss., 2002
- [59] KLÖPPER, F.: *Entwicklung und Einsatz modellgestützter Online-Methoden zur Parameteroptimierung von Verbrennungsmotoren am Prüfstand*, Universität Tübingen, Diss., 2009
- [60] PARTHIER, R.: *Messtechnik*. Fried. Vieweg & Sohn, 2008
- [61] PROFOS, P. ; PFEIFER, T.: *Handbuch der industriellen Messtechnik*. R. Oldenbourg, 1994
- [62] 1319-1:1995-01, DIN: *Grundlagen der Meßtechnik - Teil 1: Grundbegriffe*. 1995
- [63] 1313:1998-12, DIN: *Größen*. 1998
- [64] GROHE, H.: *Messen an Verbrennungsmotoren*. Vogel, 1987
- [65] LERCH, R.: *Elektrische Messtechnik: Analoge, Digitale und computergestützte Verfahren*. Springer, 2007
- [66] PAPULA, L.: *Mathematik für Ingenieure und Naturwissenschaftler Band 3*. Vieweg + Teubner, 12008
- [67] WEICHERT, N. ; WÜLKER, M.: *Messtechnik und Messdatenerfassung*. R. Oldenbourg, 2000
- [68] KIENCKE, U. ; EGER, R.: *Messtechnik: Systemtheorie für Elektrotechniker*. Springer, 2008
- [69] DUNIA, R. ; QIN, J. ; EDGAR, T.: Identification of faulty sensors using principal component analysis. In: *AIChE Journal* 42 (1996), October, S. 2797–2812. – See C98-1
- [70] JACKSON, J.: *A User's Guide to Principal Components*. John Wiley and Sons, 2003

- [71] STATISTICS. – http://www.statistics4u.info/fundstat_germ/cc_covarmat.html (aufgerufen im März/2010)
- [72] DUNIA, R. ; QIN, J.: Joint diagnosis of process and sensor faults using principal component analysis. In: *Control Engineering Practice* 6 (1998), April, S. 457–469
- [73] QIN, J. ; DUNIA, R. ; YUE, H.: Self-validating inferential sensors with application to air emission monitoring. In: *Industrial & engineering chemistry research* 36 (1997), S. 1675–1685
- [74] FEKEDULEGN, B. ; COLBERT, J. ; HICKS, R. ; SCHUCKERS, M.: Coping with multicollinearity: An example on application of principal components regression in dendroecology. In: *USDA Forest Service* (2002)
- [75] TRAN, Ngoc-Nhi: *Online-Detektion und Identifikation von fehlerhaften Sensoren am Motorprüfstand mittels PCA-Verfahren (Principal Component Analysis)*. 2007
- [76] RICHTER, W.: *Grundlage der elektrischen Messtechnik*. Technik, 1988
- [77] STATISTICS. – http://www.statistics4u.info/fundstat_germ/cc_robustness.html (aufgerufen im März/2010)
- [78] HUBER, P.: *Robust Statistical Procedures*. 1977 (Regional Conference Series in applied mathematics)
- [79] ALTENBURG, H.: Umsetzung robuster Regressionsverfahren in SAS. In: *Statistische Anwendungen* 12 (2008)
- [80] HAMPEL, F. R.: A general qualitative definition of robustness. In: *The Annals of Mathematical Statistics* 42 (1971), S. 1887–1896
- [81] ANDREWS, D. F.: A robust method for multiple linear regression. In: *Technometrics* 16 (1974), S. 523–531
- [82] WILCOX, R.: *Introduction to robust estimation and hypothesis testing*. 2005
- [83] Handbook of Chemometrics and Qualimetrics: Part A , Chapter 10 Multiple and polynomial regression. In: *Data Handling in Science and Technology* 20 (1998), S. 263–303
- [84] TOMASIA, G. ; BROA, R.: Multilinear Models: Iterative Methods. In: *Comprehensive Chemometrics, Chemical and Biochemical Data Analysis* 2, S. 411–451

- [85] SERGENTA, M.: Correct and incorrect use of multilinear regression. In: *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 27 (1995), S. 153–162
- [86] BEYER, O.: *Wahrscheinlichkeitsrechnung und mathematische Statistik*. Teubner, 1999
- [87] UNIVERSITÄT FRANKFURT. – <http://user.uni-frankfurt.de/~grieser/germanoldcentury/schaetzen/node6.html> (aufgerufen im März/2010)
- [88] UNIVERSITÄT HEIDELBERG. – <http://math.uni-heidelberg.de/studinfo/reiss/GliederungWS07.pdf> (aufgerufen im März/2010)
- [89] NUMERICAL METHODS. – http://numericalmethods.eng.usf.edu/mws/gen/06reg/mws_gen_reg_txt_straightline.pdf (aufgerufen im März/2010)
- [90] BELLO, A.: Imputation techniques in regression analysis: Looking closely at their implementation. In: *Computational Statistics & Data Analysis* 20 (1995), S. 45–47
- [91] S.WOLD ; WOLD, H.: The Collinearity Problem in Linear Regression. The Partial Least Squares (PLS) Approach to Generalized Inverses. In: *Sci. Stat. Comput.* 5 (1984), S. 735–743
- [92] NAES, T. ; MARTENS, H.: Comparison of prediction methods for collinear data. In: *Communications in Statistics* 14 (1985), S. 545–576
- [93] MASON, R. ; BROWN, W.: Multicollinearity problems and ridge regression in sociological models. In: *Social Science Research* 4 (1975), S. 135–149
- [94] JAINA, R.: Ridge regression and its application to medical data. In: *Computers and Biomedical Research* 18 (1985), S. 363–368
- [95] NGO, S. ; KEMÉNY, S. ; DEÁK, A.: Performance of the ridge regression method as applied to complex linear and nonlinear models. In: *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 67 (2003), S. 69–78
- [96] FOURGEAUDA, C. ; GOURIEROUXA, C. ; PRADELB, J.: Some theoretical results for generalized ridge regression estimators. In: *Journal of Econometrics* 25 (1984), S. 191–203
- [97] ALBERS, S. ; WALTER, A. ; KONRADT, U. ; KLAPPER, D. ; WOLF, J.: *Methodik der empirischen Forschung*. Gabler Verlag, 2007
- [98] TOUTENBURG, H.: *Methodik der empirischen Forschung*. Physica Verlag, 2003

- [99] WOLD, S.: Principal component analysis. In: *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 2 (1987), S. 37–52
- [100] MARX, B.: A continuum of principal component generalized linear regressions. In: *Computational Statistics & Data Analysis* 13 (1992), S. 385–393
- [101] LIU, R. ; KUANG, J. ; GONG, Q. ; HOU, X.: Principal component regression analysis with SPSS. In: *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 71 (2003), S. 141–147
- [102] ZHANG, M. ; XU, Q. ; MASSART, D.: Robust principal components regression based on principal sensitivity vectors. In: *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 67 (2003), S. 175–185
- [103] WISE, B. ; RICKER, N. ; VELTKAMP, D.: Upset and Sensor Failure Detection in Multivariate Processes. In: *AIChE Journal* 35 (1989), November
- [104] FOUCART, T.: A decision rule for discarding principal components in regression. In: *Statistical Planning and Inference* 89 (2000), S. 187–195
- [105] WOLD, S.: Cross validatory estimation of the number of components in factor and principal components analysis. In: *Technometrics* 20 (1978), S. 397–406
- [106] VINZI, E.: *Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods, and Applications in Marketing and Related Areas*. Heidelberg, 2007
- [107] WOLD, S. ; MARTENS, H. ; WOLD, H.: *The multivariate calibration problem in chemistry solved by the PLS method*. Springer, 1983. – 286–293 S.
- [108] WOLD, S. ; WOLD, H.: PLS modeling with latent variables in two or more dimensions. In: *Symposium Frankfurt am Main* (1987), September
- [109] MARTENS, H.: Reliable and relevant modelling of real world data: a personal account of the development of PLS regression. In: *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 58 (2001), S. 85–95
- [110] HÖSKULDSSON, A.: PLS regression methods. In: *Chemometrics* 2 (1988), S. 211–228
- [111] WOLD, H.: Partial least squares. In: *Encyclopedia of the Statistical Sciences* 6 (1985)
- [112] ZELL, A.: *Simulation Neuronaler Netze*. Addison-Wesley, 1994

- [113] LIPPE, W.: *Soft-computing: Mit neuronalen Netzen, Fuzzy-logic und evolutionären Algorithmen*. Springer, 2006
- [114] BORGELT, C. ; KLAWONN, F.: *Neuro-fuzzy-systeme*. Vieweg & Sohn, 2003
- [115] GUNST, R. ; MASON, R.: Biased Estimation in Regression: An Evaluation Using Mean Squared Error. In: *Journal of the American Statistical Association* 72 (1977), S. 616–628
- [116] TRENKLER, G.: Mean square error matrix comparisons of estimators in linear regression. In: *Communications in statistics. Theory and methods* 14 (1985), S. 2495–2509
- [117] AKDENIZ, F. ; EROL, H.: Mean squared error matrix comparisons of some biased estimators in linear regression. In: *Communications in statistics. Theory and methods* 32 (2003), S. 2389–2413
- [118] WOLD, S.: Cross-validatory estimation of the number of components in factor and principal components models. In: *Technometrics* 20 (1978), S. 397–405
- [119] WOLD, S. ; SJÖSTRÖM, M. ; CARLSON, R. ; LUNDSTEDT, T. ; HELLBERG, S. ; SKAGERBERG, B. ; WIKSTRÖM, C. ; ÖHMAN, J.: Multivariate design. In: *Analytica Chimica Acta* 191 (1986), S. 17–32
- [120] PICARD, R. ; COOK, R.: Cross-Validation of regression models. In: *Journal of the American Statistical Association* 79 (1984), S. 575–583
- [121] KRZANOWSKI, W. J.: Cross-Validation in principal component analysis. In: *Biometrics* 43 (1987), S. 575–584
- [122] STATISTICS. – http://www.statistics4u.info/fundstat/_germ/cc/_cross/_validation.html (aufgerufen im März/2010)
- [123] BOTHE, H.: *Neuro-Fuzzy-Methoden: Einführung in Theorie und Anwendungen*. Springer, 1998
- [124] ZADEH, L.: The concept of a linguistic variable and its applications to approximate reasoning, Part I, II and III. In: *Information Sciences* 8/9 (1975), S. 199–249, 301–357, 43–80
- [125] ZADEH, L.: Fuzzy logic = Computing with words. In: *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 4 (1996), S. 103–111

- [126] ZADEH, L.: Toward a generalized theory of uncertainty (gtu) an outline. In: *Information Sciences* 172 (2005), S. 1–40
- [127] BONISSONE, P.: A fuzzy sets based linguistic approach: Theory and applications. In: *Proceedings of the 12th. Winter Simulation Conference* (1980), S. 99–111
- [128] VAN BASSHUYSEN, R. ; SCHÄFER, F.: *Handbuch Verbrennungsmotor*. 4. Vieweg and Sohn Verlag/ GMW Fachverlag GmbH, 2007
- [129] KURATLE, R.: *Motorenmesstechnik*. Vogel, 1995
- [130] REISSNER, L.: *Analyse und Weiterentwicklung von Prüfstandsschnittstellen für effiziente Regler*. 2006
- [131] ALLNER, W.: *Online-Variation im Bereich der prüfstandsgebundenen Steuergeräteapplikation am Kfz-Verbrennungsmotor*. 2002
- [132] D2T. – http://www.d2t.com/deutsch/produits-services/morphee_nt.htm (aufgerufen im September/2009)
- [133] PEREZ, F. ; MOULIN, P. ; DEL MASTRO, A.: Vehicle simulation on an engine test bed. In: *SIA International Conference* (2008)
- [134] AVL. – <http://www.avl.com> (aufgerufen im September/2009)
- [135] ETAS. – <http://www.etas.com/de/products/inca.php> (aufgerufen im September/2009)
- [136] MARAVELAKIS, P. ; CASTAGLIOLA, P.: An EWMA chart for monitoring the process standard deviation when parameters are estimated. In: *Computational Statistics and Data Analysis* 53 (2009), S. 2653–2664
- [137] LUCAS, J. ; SACCUCCI, M.: Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements. In: *Technometrics* 32 (1990), S. 1–12
- [138] NARASIMHAN, S. ; JORDACHEK, C.: *Data Reconciliation and Gross Error Detection*. Gulf Publishing Company, 2000
- [139] CROWDER, S. ; HAMILTON, M.: An EWMA for monitoring standard deviation. In: *Journal o Quality Technology* 24 (1992), S. 12–21
- [140] DOMANGUE, R. ; PATCH, S.: Some omnibus exponentially weighted moving average statistical process monitoring schemes. In: *Technometrics* 33 (1991), S. 299–313

- [141] GOLDBERG, R. ; JAHN, L.: *Fehleranalyse*. 2010. – Physikalisches Grundpraktikum, Fachrichtung Physik, TU Dresden
- [142] BOSCH, R.: *Ottomotor-Management, Systeme und Komponenten*. 2. Vieweg-Verlag, 2003
- [143] QIN, J. ; DUNIA, R.: Determining the Number of Principal Components for Best Reconstruction. In: *DYCOPS-5, 5th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems, Corfu, Greece, June 8-10, 1998* (1998), S. 359–364. – See C98-1
- [144] DUNIA, R. ; QIN, J.: A unified geometric approach to process and sensor fault identification and reconstruction: the unidimensional fault case. In: *Computers & chemical engineering* 22 (1998), S. 927–943
- [145] JACKSON, J. ; MUDHOLKAR, G.: Control Procedures for Residuals Associated with Principal Component Analysis. In: *Technometrics* 21 (1979), S. 341–349
- [146] EICHLSEDER, H. ; KLÜTING, M. ; PIOCK, W. F.: *Grundlagen und Technologien des Ottomotors*. Springer Vienna, 2008
- [147] DOERING, E. ; SCHEDWILL, H. ; DEHLI, M.: *Grundlagen der technischen Thermodynamik*. 6. Vieweg + Teubner, 2008
- [148] IDN. – <http://www.idn.uni-bremen.de> (aufgerufen im September/2009)
- [149] GROBE, H. ; RUSS, G.: *Otto und Dieselmotoren*. 14. Vogelbuchverlag, 2007
- [150] WIKIPEDIA. – <http://de.wikipedia.org/wiki/Heizwert> (augerufen im Mai/2009)
- [151] WIKIPEDIA. – <http://de.wikipedia.org/wiki/Kraftstoffverbrauch> (augerufen im Mai/2009)
- [152] HAKEN, K.: *Grundlagen der Kraftfahrzeugtechnik*. Hanser, 2008
- [153] WIKIPEDIA. – http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/6/60/Brake_specific_fuel_consumption.svg (augerufen im Mai/2009)
- [154] EASTMENT, H. T. ; KRZANOWSKI, W. J.: Cross-Validatory choice of the number of components from a principal component analysis. In: *Technometrics* 24 (1982), S. 73–77

- [155] STATISTICS. – http://www.statistics4u.info/fundstat_germ/cc_press.html (aufgerufen im Dezember/2009)
- [156] VALLE, S. ; LI, W. ; QIN, J.: Selection of the Number of Principal Components: The Variance of the Reconstruction Error Criterion with a Comparison to Other Methods. In: *Industrial & engineering chemistry research* 38 (1999), S. 4389–4401