

Prozessmonitoring an Motorprüfständen

Matthias Röpke, Universität Rostock

Matthias.roepke@uni-rostock.de

Torsten Jeinsch, Universität Rostock

Nick Weinhold, IAV GmbH

Zusammenfassung

Die Entwicklung von Verbrennungsmotoren basiert auf einer Vielzahl von Messzyklen auf unterschiedlichen Testumgebungen. Damit die jeweiligen Versuchsergebnisse vergleichbar sind, müssen die Einflussfaktoren auf den Prüfling möglichst gleichbleibend sein. Dies ist aufgrund unterschiedlicher Konfigurationen der Testumgebungen, schwankender Umgebungsbedingungen und unbekannter Störungen nicht trivial. Benötigt wird daher ein Werkzeug zur plattformübergreifenden Bewertung der Ähnlichkeit von Versuchsergebnissen. Den Schwerpunkt bilden dabei die datenbasierten Verfahren. Dazu wurde für stationäre Arbeitspunkte die DPCA beispielhaft zur Erkennung von Prozessabweichungen an einem Verbrennungsmotor eingesetzt.

1 Einführung

Die Funktionsentwicklung und Applikation von Motorsteuergeräten (MSG) für Verbrennungsmotoren ist wegen der strengen Forderungen bezüglich des Kraftstoffverbrauchs, der Schadstoffemission und des Fahrkomforts ein sehr aufwendiger Prozess. Kernelemente sind dabei Identifikation des Motorprozesses, Entwurf der MSG-Funktionen, Applikation der Parameter und Test und Bewertung der Funktionalität. Im Rahmen dieses Prozessablaufs wird eine Vielzahl von Messzyklen in unterschiedlichen Testumgebungen durchfahren. Nachfolgend sind einige dieser Testumgebungen aufgeführt.

- Voll ausgebaute **Motorprüfstände** werden zur Grundbedatung der MSG-Funktionen und Langzeittests angewandt. Eine dynamische Laststeuerung gestattet die Entwicklung, Bedatung und den Test der umfangreichen dynamischen Motorsteuerfunktionen. Wegen der Verfügbarkeit und der hohen Kosten des Betriebs wird aber zunehmend versucht, diese Aufgaben in andere Testumgebungen auszulagern.
- **Rollenprüfstände** werden vorzugsweise für eine verbindliche Prüfung des Emissionsverhaltens bzw. des Kraftstoffverbrauchs verwendet. Dazu sind Testzyklen mit vorgegebenen Geschwindigkeitsprofilen abzufahren. Auch hier limitieren die hohen Kosten des Prüfstandsbetriebs die durchgehende Anwendung für die Entwicklung und Applikation von MSG-Funktionen.
- Messungen im **Straßenbetrieb** sind kosteneffektiv und gestatten eine qualitative Prüfung der Motorsteuerfunktionen. Nachteilig ist allerdings die fehlende Möglichkeit, die Messungen reproduzierbar zu gestalten.
- **Mini-Dynamik-Prüfstände** sind minimalistisch ausgestattete Prüfstände, die über eine dynamische Laststeuerung verfügen, aber aus Kostengründen zumeist nicht den vollständigen Lastbereich abdecken und nur eine eingeschränkte Messtechnikausstattung besitzen. Trotz der Einschränkungen sind sie gut geeignet zur Untersuchungen des Effekts von Änderungen am MSG. Durch die geringeren Investitions- und Betriebskosten sind auch langwierigere Messzyklen realisierbar.

Der Entwicklungszyklus verläuft typischerweise iterativ. Wird z.B. bei einer Messung am Rollenprüfstand festgestellt, dass Emissionsgrenzen oder Vorgaben zum Kraftstoffverbrauch nicht im gewünschten Maß eingehalten werden, so lassen sich zur Untersuchung des Effekts von Änderungen am MSG sehr vorteilhaft Mini-Dynamik-Prüfstände einsetzen. Die Abnahmemessung wird dann wieder am Rollenprüfstand vorgenommen. Ebenso ist es möglich, Aufgaben parallel auf Testumgebungen der gleichen Ausbaustufe durchzuführen.

Voraussetzung für diese Vorgehensweise der Optimierung auf unterschiedlichen Testumgebungen ist aber eine Vergleichbarkeit der Messungen. Vollständige Reproduzierbarkeit, ob auf derselben oder auf verschiedenen Testumgebungen, kann nicht gewährleistet werden. Sie muss aber nichtdestotrotz in bestimmten Grenzen erreicht und nachgewiesen werden. Anderenfalls ist keine allgemeingültige Aussage über die letztendlichen Ergebnisse bei der Abnahmemessung möglich. Daher wird eine Bewertung der Ähnlichkeit von Versuchsergebnissen benötigt.

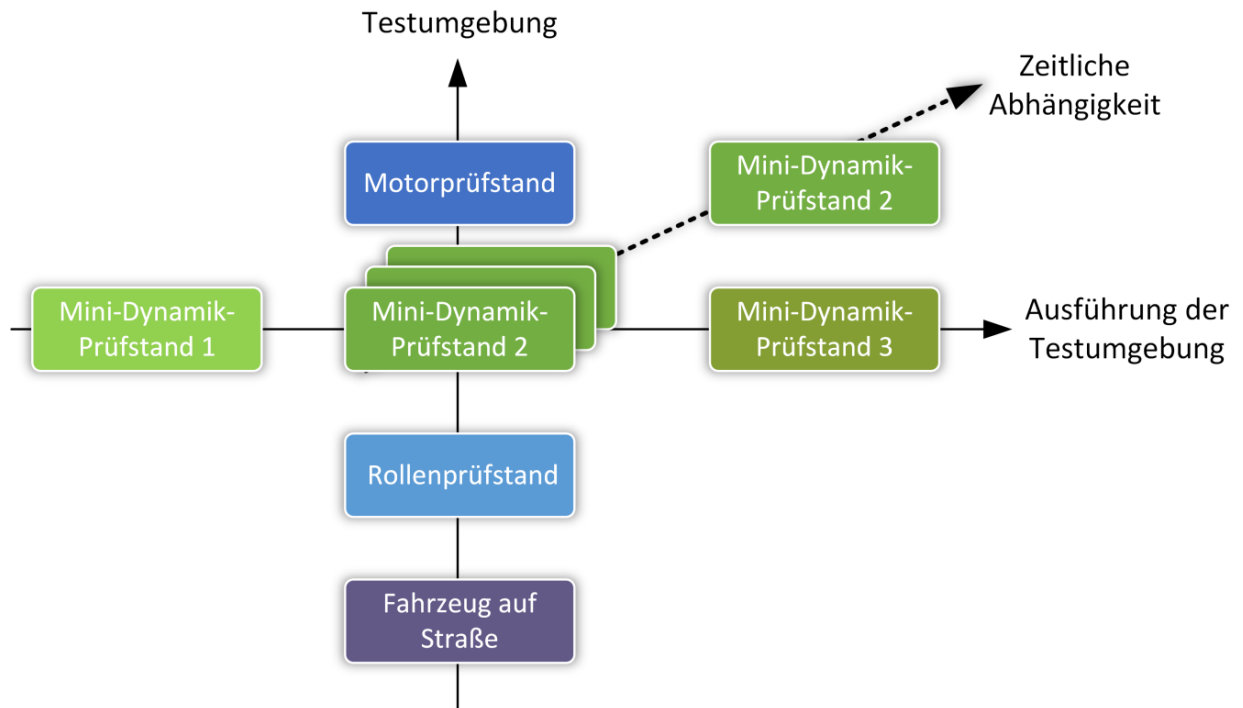


Abbildung 1: Testumgebungen bei der Entwicklung von Motorsteuerungen

Diese Bewertung der Ähnlichkeit muss eine Vergleichbarkeit über die unterschiedlichen Typen von Testumgebungen (vertikal), über unterschiedliche Ausführungen des gleichen Typs der Testumgebung (horizontal) sowie über Versuche auf derselben Testumgebung zu unterschiedlichen Zeiten (diagonal) sicherstellen (Abb. 1).

Dazu ist zu gewährleisten, dass das Prozessverhalten bzw. die Versuchsergebnisse eine bestimmte Ähnlichkeit besitzen. Der Entwicklungszyklus muss daher folgende Eigenschaften besitzen.

- Genaue Wiedergabe der Test-Umgebungsbedingungen
- Detaillierte Simulation bzw. Reproduktion der fehlenden Fahrzeugkomponenten
- Überwachung und Unterstützung der einzelnen Entwicklungsstufen und insbesondere der Übergänge des Entwicklungsprozesses

Gerade der letzte Punkt ist wichtig für die durchgehende Korrelation der Ergebnisse über alle Entwicklungsphasen.

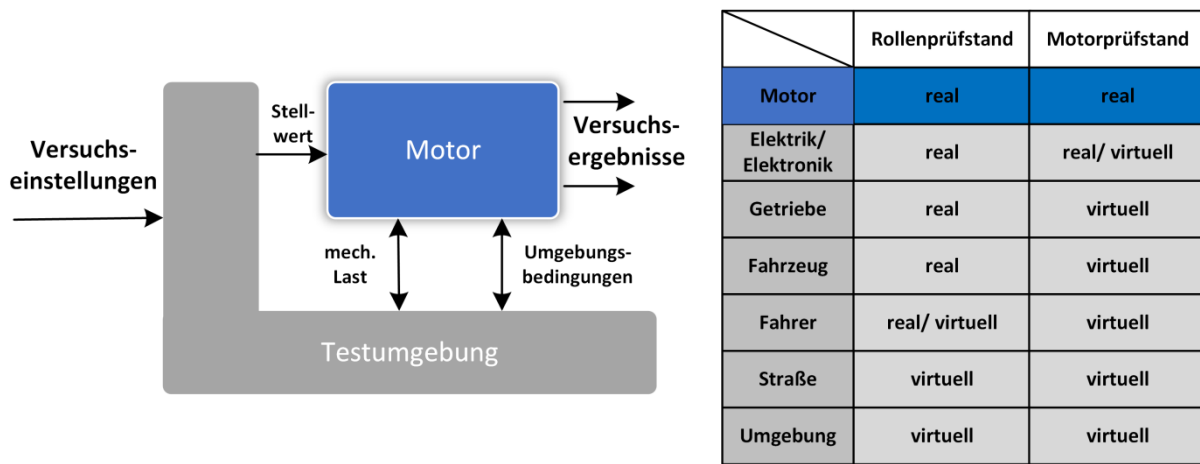


Abbildung 2: Einflussfaktoren

Besonders bei einem Wechsel der Testumgebung kommt es zu einer starken Veränderung der Versuchsbedingungen. Beispielhaft ist dies in der rechten Tabelle in Abbildung 2 dargestellt. Neben Modellgenauigkeiten der simulierten virtuellen Fahrzeugkomponenten und der Fahrwiderstandanpassung kann die Fahrersimulation Ursache für eine veränderte mechanische Belastung am Motor sein. Ebenso können abweichende Umgebungsbedingungen, wie Temperaturen, Luftdruck, Luftfeuchtigkeit und Abgasgegendruck Ursache für Messabweichungen sein. Letztendlich führen selbst bei gleichen Testumgebungen, unbekannte Störungen und das Messrauschen dazu, dass eine vollständige Reproduzierbarkeit nicht erreicht werden kann.

2 Aufgabenstellung

Aktuelle Lösungen zur Qualitätssicherung von Messungen an Motorprüfständen beschränken sich auf die Überwachung von Grenzwerten und die Plausibilisierung von Messergebnissen [1] und [2] an einem Prüfstand. Sie bieten damit keine Lösung für eine ganzheitliche Integritätsprüfung von Messungen über verschiedene Testumgebungen hinweg. Deshalb soll hier nachfolgend ein Konzept für ein Werkzeug zur plattformübergreifenden Bewertung der Ähnlichkeit von Versuchsergebnissen vorgestellt werden.

Bewertet werden sollen Versuchsergebnisse mit einer großen Anzahl an Messkanälen, über einen längeren Zeitraum in stationären Arbeitspunkten und dynamischen Übergängen. Bestandteil des Versuchsergebnisses sind dabei Sensor und Aktorgrößen direkt aus dem Prozess. Zusätzlich sind aus den Versuchsergebnissen abgeleiteten Qualitätsparameter, wie

Emissionen oder Kraftstoffverbrauch zu betrachten. Diese müssen in Abnahmemessungen mit einem bestimmten definierten Sollverlauf nachgewiesen werden. Dazu muss im Fahrzeug auf dem Rollenprüfstand das in Abbildung 3 dargestellte Geschwindigkeitsprofil abgefahren werden. Man erkennt dabei sich wiederholende Verläufe mit stationären Phasen und dynamischen Übergängen.

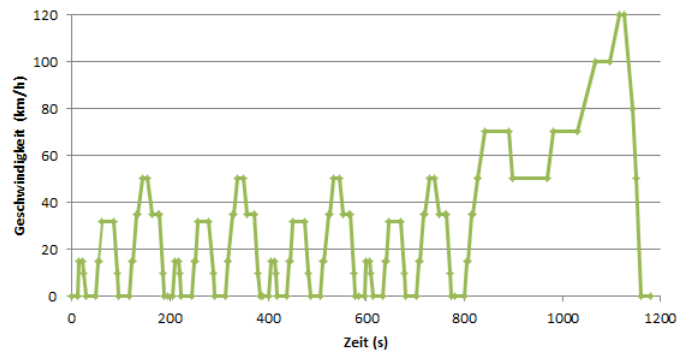


Abbildung 3: Neuer Europäischer Fahrzyklus (NEFZ)

Der Vergleich von verschiedenen Versuchsergebnissen auf ihre Gleichheit oder Ähnlichkeit hin lässt sich vielfältig realisieren. Neben modellbasierten Methoden bieten sich hier statistische bzw. datenbasierte Verfahren an. Beide Methoden erzeugen ein Residuensignal, und werten dieses statistisch oder normbasiert aus. Das Ergebnis wird mit einem Schwellwert verglichen und kann so zur Fehlererkennung oder Ähnlichkeitsbewertung genutzt werden. Der Schwellwert sollte so gestaltet sein, dass eine Unterscheidung zwischen Abweichungen aufgrund von Messrauschen und Abweichungen bedingt durch Störungen oder Prozessveränderungen möglich ist. Für die detaillierte Bewertung der Ähnlichkeit sollen zudem die unterschiedliche Gewichtung von Messkanälen und die aktuellen Prozesszustände mit einbezogen werden.

Die Umsetzung der Aufgabenstellung soll auf Basis von datenbasierten Verfahren erfolgen. Vorteile sind das unproblematische Handling mit großen Datenmengen und das geringe benötigte Vorab-Prozesswissen.

3 Datenbasierte Methoden

Die Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis-PCA) ist eines der grundlegenden Verfahren im Bereich der datenbasierten Analyse. Besondere Anwendung findet sie in den Bereichen der Datenkompression und Mustererkennung. Vorrangiges Ziel ist

die Entdeckung von Zusammenhängen zwischen Variablen bzw. Merkmalen. Bei Start der Analyse wird keine genaue Vorstellung über den Prozess bzw. die Datenzusammenhänge benötigt. Die großen Vorteile dieses Verfahrens liegen darin, dass es analytisch fassbar ist, mit einer großen Anzahl von Prozessvariablen funktioniert und einen relativ geringen Rechenaufwand verursacht. Zudem wurden in letzter Zeit verschiedene Varianten der PCA vorgestellt, um deren Einsatzmöglichkeiten zu erweitern. Nachfolgend soll zunächst auf den Ansatz der Standard-PCA eingegangen werden.

Der Einsatz der PCA erfolgt wie bei allen datenbasierten Methoden in zwei Phasen, der Trainingsphase und der Überwachungs- oder Verifikationsphase. In der Trainingsphase werden Versuchsergebnisse der sogenannten „Referenzmessung“ aufgenommen und im Wesentlichen in folgenden Schritten verarbeitet:

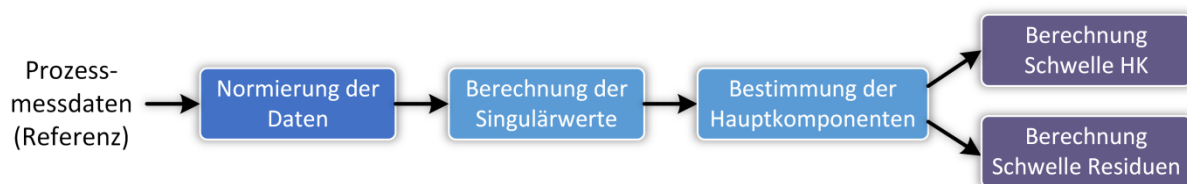


Abbildung 4: Ablauf des PCA Trainings

Die aufgenommene Datenmatrix \mathbf{X} der Referenzmessung mit \mathbf{N} Messwerten muss normiert und mittelwertzentriert werden. Die Berechnung der Singulärwerte erfolgt durch Bildung der Kovarianzmatrix \mathbf{C}_x und deren Eigenwertzerlegung. Man erhält die Eigenvektoren \mathbf{P} und die Eigenwerte Λ .

$$\mathbf{C}_x = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}\mathbf{X}^T = \mathbf{P}\Lambda\mathbf{P}^T$$

Die Eigenvektoren mit dem größten Varianzanteil bilden die Hauptkomponenten. Durch die Projektion der Originaldaten auf die Hauptkomponenten werden die entsprechenden Wichtungen erzeugt. Somit ergibt sich für die Hauptkomponentenanalyse folgende Gleichung:

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}^T + \mathbf{E}$$

Die Bestimmung der Hauptkomponentenanzahl l und damit der Unterteilung in Hauptkomponenten- und Residuenunterraum kann nach verschiedenen Kriterien (Kaiser-

/Joliffe-Kriterium [4]) vorgenommen werden. Im letzten Schritt werden die beiden Schwellwerte T^2 -Index und SPE -Index berechnet. Der T^2 -Index wird durch die Hauptkomponenten bestimmt.

$$T^2 = x^T P \Lambda^{-1} P^T x$$

Während für die Bestimmung des SPE -Index die restlichen Eigenvektoren mit dem geringem Varianzanteil benutzt werden.

$$SPE = \|\tilde{x}\|^2 = \|(I - PP^T)x\|^2$$

Im letzten Schritt der Trainingsphase werden die Schwellwerte δ^2_α für den SPE -Index und T^2_α für den T^2 -Index wie folgt bestimmt:

$$\delta^2_\alpha = \theta_1 \left(\frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right)^{\frac{1}{h_0}}$$

mit $\theta_i = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^i$, mit $i = 1, 2, 3$ und $h_0 = 1 - \frac{2\theta_1\theta_3}{3\theta_2^2}$ sowie

$$T^2_\alpha = \frac{l(N-1)}{N-1} F_{l, N-1, \alpha}$$

Wobei $F_{l, N-l, \alpha}$ eine F-Verteilung mit l und $N - l$ Freiheitsgraden darstellt [5].

Zur Verifikation der Prozessdaten werden diese normiert um dann für jeden Zeitpunkt den SPE -Index und T^2 -Index zu berechnen. Eine nachgeordnete Auswertelogik beurteilt den zeitlichen Verlauf der Indizes und die Schwellwerte, um Abweichungen sicher zu detektieren und von Messausreißern zu trennen.

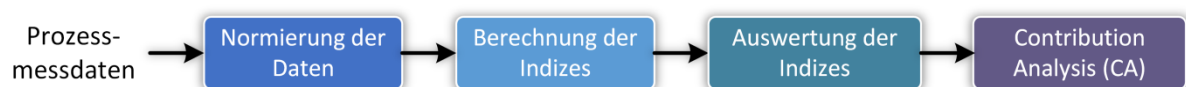


Abbildung 5: Datenverifikation mit PCA und CA

Die Contribution Analysis (CA) ist nicht Bestandteil der PCA. Sie kann aber helfen, bei der Detektion von Abweichungen die Fehlerquelle zu identifizieren. Dazu wird bei Detektion einer Schwellwertüberschreitung ein Vektor bestimmt, welcher den Anteil aller Variablen am Überschreiten repräsentiert. Nach der Summation über alle Messpunkte kann nun die Variable mit höchstem Beitrag als wahrscheinlichste Fehlerquelle diagnostiziert werden.

Die Standard PCA geht von der Annahme aus, dass Beobachtungen zu unterschiedlichen Zeitpunkten unkorreliert sind. Diese Annahme trifft aber für viele Prozesse nicht zu. Der aktuelle Zustand eines dynamischen Systems zum Zeitpunkt t hängt von Messwerten zum Zeitpunkt $[t-h, t]$ ab. Die dynamische PCA (DPCA) soll diese Abhängigkeiten berücksichtigen. Dazu wird die zu untersuchende Datenmatrix in Form einer Hankel-Matrix aufgebaut. Dies bedeutet, dass die Ausgangsmatrix erweitert wird um zeitversetzte Vektoren, so dass die Nebendiagonalen jeweils die gleichen Werte enthalten.

$$\mathbf{X}(h) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_t^T & \mathbf{X}_{t-1}^T & \dots & \mathbf{X}_{t-h}^T \\ \mathbf{X}_{t-1}^T & \mathbf{X}_{t-2}^T & \dots & \mathbf{X}_{t-h-1}^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{X}_{t+h-N}^T & \mathbf{X}_{t+h-N-1}^T & \dots & \mathbf{X}_{t-N}^T \end{bmatrix}$$

Die sinnvolle Wahl der Größe der vorhergehenden Beobachtungen h hängt von der Ordnung des Systems und dem Anwendungsfall ab [6]. Die Phasen des Trainings und der Verifikation erfolgen analog zur Standard PCA, wie oben beschrieben.

4 Anwendung

Wie in der Aufgabenstellung beschrieben sollen Versuchsergebnisse aus dynamischen Prozessen (z.B. NEFZ auf Rollenprüfstand) miteinander verglichen werden. In einem ersten Schritt sollen die stationären Bereiche aus einem solchen dynamischen Verlauf extrahiert und analysiert werden. Dazu bietet sich die in Kapitel 3 beschriebene DPCA an.

Die Trainingsdaten für das Verfahren sind die „normalen“ Prozessdaten des Versuchsergebnisses. Zur Verifikation wurden Messungen mit simulierten Abweichungen genutzt. Dazu wurde im Motorsteuergerät durch das Aufprägen eines Offsets auf den Rohwert der Raildruckmessung ein Sensorfehler simuliert. Die aktive Raildruckregelung regelt auf den falschen Sensorwert und erreicht scheinbar den gewünschten Solldruck. Das

Prozessverhalten verändert sich aber durch das vertrimmte Raildrucksignal erheblich und muss durch das Verfahren detektiert werden.

Eingangsgrößen der Methode sind alle Messwerte aus dem Prozess. Neben dem Raildruck auch Drehzahl, Drücke, Temperaturen, Zündwinkel und Einspritzzeiten usw. Im Rahmen der Normierung wurden weitere Anpassungen in Abhängigkeit von der jeweiligen Signalauflösung vorgenommen.

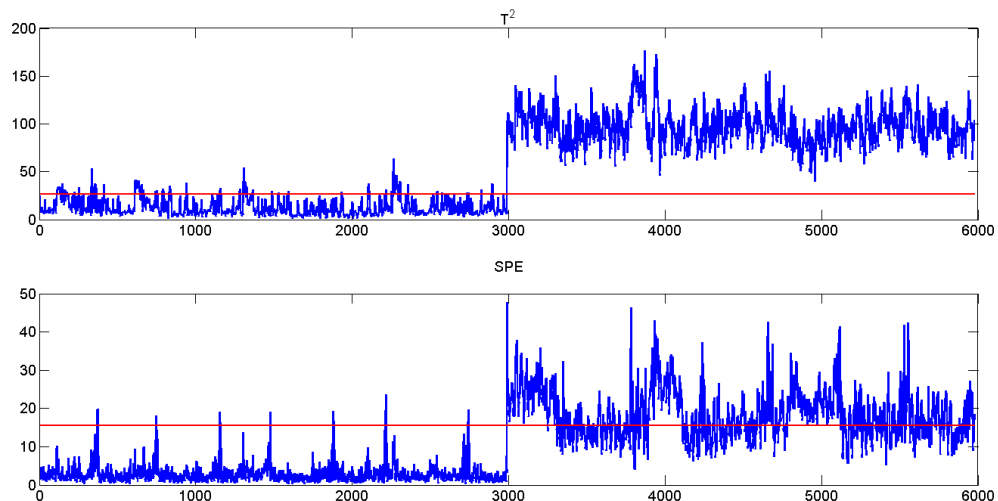


Abbildung 5: Ergebnisse DPCA

In Abbildung 5 sind der T^2 – Index für den Hauptkomponentenunterraum und der SPE – Index für den Residuenunterraum dargestellt. Die Daten der ersten Hälfte sind Trainingsdaten, auf deren Basis die beiden Schwellwerte bestimmt wurden. Die Verifikationsdaten sind in der zweiten Hälfte dargestellt. Deutlich zu erkennen ist eine Veränderung der Indizes, welche auf Abweichungen im Prozess schließen lassen. Die stärkere Abweichung ist dabei im T^2 – Index zu sehen. Die zugehörige Contribution Analyse ergibt folgendes Ergebnis.

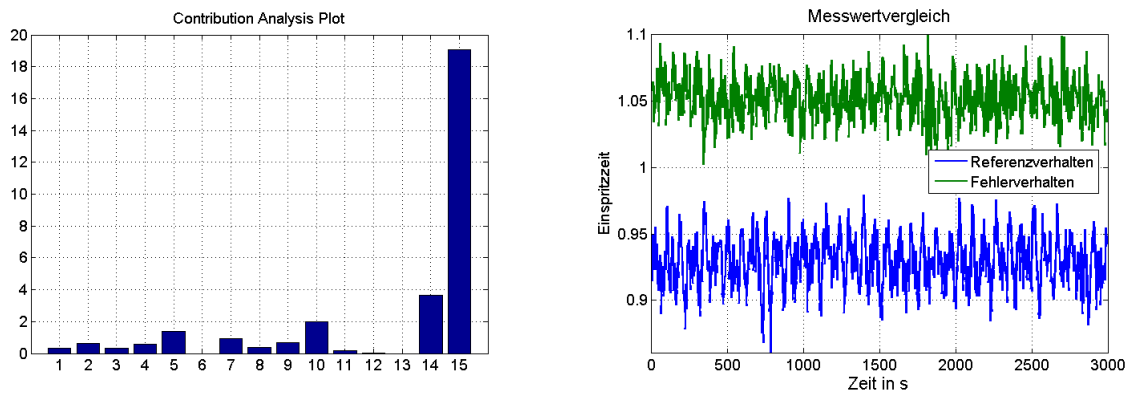


Abbildung 6: Ergebnisse CA und Darstellung des Fehlerkanals

Messkanal 15 ist die Einspritzzeit des Kraftstoffs für den Verbrennungsmotor. Der Vergleich der Messwerte in der rechten Hälfte zeigt den detektierten Unterschied. Der verfälschte Prozesszustand Raildruck kann nicht direkt detektiert werden, wird aber über interne Regelkreise im Motorsteuergerät, insbesondere die Lambdaregelung, in eine größere Einspritzdauer umgesetzt.

5 Erweiterungen / Ausblick

Während die PCA eine Methode für lineare zeitinvariante Systeme in stationären Arbeitspunkten ist, können durch die Erweiterung zur DPCA geringe dynamische Vorgänge, wie serielle Korrelation in den Messwerten, abgebildet werden. Bei der Bewertung komplexer zeitlicher Verläufe, wie z.B. dem NEFZ ist die Bewertung der dynamischen Übergänge zwischen stationären Arbeitspunkten nicht vernachlässigbar. Die DPCA stellt aber für längere dynamische Übergänge keine zufriedenstellende Lösung dar.

Subspace-based Methoden bieten eine Möglichkeit zur Behandlung von dynamischen Übergängen, sind aber auch auf lineare Prozesse beschränkt. Dahingegen bilden Methoden, wie der Gaussian-Mixture-Model-Ansatz (GMM) [3] eine Lösung für nichtlineare Prozesse. Aus einer Überlagerung linearer Modelle entsteht das nichtlineare Prozessabbild. Allerdings ist die Anwendung wiederum nur für stationäre Arbeitspunkte geeignet.

Für eine zustandsabhängige Bewertung von Abweichungen bietet sich der Einsatz von Hidden Markov Modellen (HMM) an. Hintergrund sind die stark unterschiedlichen Zustände des Prozesses, welche eine unterschiedliche Bewertung erfordern. Beispielsweise bildet das

Lambdasignal in Verbrennungsmotoren das Verhältnis aus Kraftstoff und Luft im Verbrennungsraum ab. Bei normalem Motorbetrieb muss dieses Signal sehr genau seinem Sollwert folgen. In Schubphasen, wenn die Kraftstoffzufuhr ausgesetzt wird, ist der gemessene Lambdawert nicht relevant. Mit Hilfe von HMM lassen sich eine festgelegte Anzahl an Zuständen und deren Übergänge abbilden. Auf dieser Basis können dann unterschiedliche Bewertungen oder adaptive Schwellwerte implementiert werden. Als eine Erweiterung dieser Methode in Richtung dynamischer Übergangsvorgänge könnte das Dynamic Mixture Model (DMM) angewendet werden.

Literatur

- [1] Franze, Roxana Maria: *Online Messdatenplausibilisierung am Motorenprüfstand*, Dissertation, TU München, 2011
- [2] Flohr, Andreas: *Konzept und Umsetzung einer Online-Messdatendiagnose an Motorenprüfständen*, Dissertation, TU Darmstadt, 2005
- [3] Haghani Abandan Sari, Adel: *Data-Driven Design of Fault Diagnosis Systems*, Springer-Vieweg, 2014
- [4] Engel, Peter: *Entwicklung neuer Diagnoseverfahren auf der Basis multivariater Methoden und deren Anwendung in einem Softwareinformationssystem zur Anlagenüberwachung*, Dissertation, Universität Duisburg-Essen, 2011
- [5] Qin, S.Joe: *Statistical process monitoring: basics and beyond*, Journal of Chemometrics, Wiley Online Library 2003
- [6] Ku, W.; Stoerer, R.H.; Georgakis, C.: *Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis*, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems (1995)