

(12)

Patentschrift

(21) Anmeldenummer: A 1253/2004 (51) Int. Cl.⁸: **G01M 15/00** (2006.01)
G05B 17/02 (2006.01)
(22) Anmeldetag: 2004-07-22
(43) Veröffentlicht am: 2007-06-15

(73) Patentanmelder:
AVL LIST GMBH
A-8020 GRAZ (AT)

(72) Erfinder:
SCHANTL RAINER DIPL.ING.
WEINBURG (AT)
VOGELS MARIE-SOPHIE DIPL.ING.
GRAZ (AT)
EBNER THOMAS DR.
GRAZ (AT)

(54) VERFAHREN ZUR UNTERSUCHUNG DES VERHALTENS VON KOMPLEXEN SYSTEMEN

(57) Die Erfindung betrifft ein Verfahren zur Untersuchung des Verhaltens von komplexen technischen Systemen, wobei mindestens eine Messgröße von mehreren Eingangsvariablen abhängt, wobei ein rechnerisches Basismodell vorliegt, das die grundsätzliche Abhängigkeit der Messgröße von den Eingangsvariablen abbildet, mit folgenden Schritten:

- Auswahl einer Vielzahl von ersten Vektoren;
- Gewinnen von rechnerischen Werten der Messgröße durch Verwendung des Basismodells;
- Auswahl einer Vielzahl von zweiten Vektoren;
- Durchführen von Messungen zur Gewinnung von experimentellen Werten der Messgröße, die den zweiten Vektoren zugeordnet sind;
- Erweitern jedes Vektors um eine Dimension durch Einführen einer Blockvariablen;
- Erstellen eines multivariaten Regressionsmodells, das die Messgröße als polynomiale Funktion der erweiterten Vektoren der Eingangsvariablen darstellt;
- Bestimmen von mindestens einem dritten Vektor;
- Erweitern des dritten Vektors um eine Blockvariable, die auf den zweiten Wert festgesetzt ist;

- Berechnen der Messgröße mit dem Regressionsmodell mit dem erweiterten dritten Vektor als Eingangsgröße.

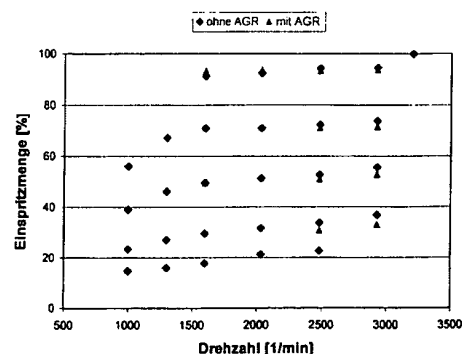


Fig. 1

Die Erfindung betrifft ein Verfahren zur Untersuchung des Verhaltens von komplexen technischen Systemen, insbesondere von Brennkraftmaschinen, sowie zur Gewinnung von Auslegungsparametern.

- 5 In vielen Bereichen der Technik ist es erforderlich, komplexe technische Systeme durch Modelle abzubilden, um Informationen über dieses Systeme zu gewinnen und Entwicklungsarbeiten durchzuführen.

10 Ein bekanntes Problem ist dabei das sogenannte Frontloading, bei dem es darum geht, Simulation und Analyse bereits in der frühen Konzept- oder Konstruktionsphase eines neuen Produktes so zu integrieren, so dass möglichst viele wichtige Entwicklungsentscheidungen durch Simulation, d.h. virtuelle Versuche, abgesichert werden können.

15 Dies ist insbesondere im Hinblick darauf wichtig, dass die Durchführung von Messungen an realen Systemen aufwendig ist und die Messwerte oftmals nicht in Echtzeit zu erhalten sind. Ein Standardverfahren zur Durchführung von Simulationen besteht darin, dass das zu untersuchende System durch ein Simulationsmodell abgebildet wird, das das grundsätzliche Verhalten des Systems widerspiegelt. Dieses Simulationsmodell wird durch eine Anzahl von Messwerten, die an einem realen System gewonnen werden, parametrisiert und kalibriert, so dass eine
20 ausreichend genaue Übereinstimmung zwischen Simulationsmodell und realen System erreicht wird. Nach Vorliegen des Simulationsmodells können weitere Messwerte in großer Anzahl und mit geringem Aufwand berechnet werden.

25 Ein Verfahren dieser Art ist zwar grundsätzlich universell anwendbar, jedoch nicht in allen Fällen praktikabel. So ist es beispielsweise im Bereich der Motorenentwicklung erforderlich, Motorsteuergeräte zu einem Zeitpunkt zu entwickeln, in dem zumindest anfänglich noch überhaupt keine realen Daten des Motors verfügbar sind. Erst zu einem späteren Zeitpunkt ist es möglich, auf Prüfständen reale Daten zu gewinnen, wobei jedoch die Anzahl dieser Daten üblicherweise wesentlich geringer ist als die Anzahl der durch ein Simulationsmodell berechenbaren Daten.
30 Aus M. SCHÜLER, M. HAFNER und R. ISERMANN: "Einsatz schneller neuronaler Netze zur modellbasierten Optimierung von Verbrennungsmotoren", MTZ 61, 2000, S. 2ff ist es bekannt, neuronale Netze zur Modellbildung zu verwenden, um das Motorverhalten im Detail zu simulieren. Dabei wird in einem dynamischen Prozess ein Modell in mehrere Teilmodelle zerlegt und die Teilmodelle werden in einem übergeordneten Modell wieder zusammengefügt. Eine solche
35 Modellbildung ist äußerst aufwendig und nimmt wenig Rücksicht auf die tatsächlichen physikalischen Zusammenhänge von Eingangsvariablen und Messgrößen. Weiters beschreibt ein Artikel von J.P. VERHOEF und G.P. LEENDERTSE: "Identification of Variables for Site Calibration and Power Curve Assessment in Complex Terrain", Energy Research Center of the Netherlands die Erstellung von Simulationsmodellen und die Verbesserung der Parametrisierung unter Verwendung von Regressionsverfahren. Bei einer geringen Anzahl von realen Messwerten kann ein
40 solches Verfahren keine Verbesserung erzielen. Ähnliche Nachteile gelten für ein Verfahren, wie es in M. HAFNER, O. JOST und R. ISERMANN: "Mechatronic Design Approach for Engine Management Systems", Darmstadt University of Technology, Institute of Automatic Control beschrieben ist.

45 Die vorliegende Erfindung beruht auf einem Verfahren, das im Unterschied zu den allgemeinen Verfahren folgendermaßen charakterisiert werden kann:

50 Es wird dabei von einem allgemeinen Simulationsmodell ausgegangen, das Systeme der Kategorie des zu analysierenden Systems vom Grundsatz her adäquat abbildet. Die Systemkategorie kann dabei beispielsweise ein PKW-Dieselmotor mit mittleren Hubraum sein. Bevor überhaupt Messwerte des realen Motors zu Verfügung stehen, kann dieses allgemeine Modell für Voruntersuchungen verwendet werden, wobei jedoch klar ist, dass das Verhalten zwar qualitativ richtig beschrieben werden wird, die quantitativen Aussagen jedoch relativ ungenau sein werden.
55 Sobald nun einzelne Messwerte des realen Systems zur Verfügung stehen, werden diese

mit den virtuellen Messwerten aus dem Simulationsmodell kombiniert, um genauere Aussagen zu ermöglichen. Die Kombination erfolgt dabei nicht in der Weise, dass das ursprüngliche Modell kalibriert oder parametrisiert wird, sondern es werden sämtliche Messwerte in ein übergeordnetes Modell einbezogen, das genauere Prognosen ermöglicht.

5

Aufgabe der vorliegenden Erfindung ist es ein Verfahren anzugeben, das auf möglichst einfache Weise eine gute Prognosequalität bietet.

10

Erfindungsgemäß wird diese Aufgabe dadurch gelöst, dass ausgehend von einem Basismodell, das eine grundsätzliche Abhängigkeit der Messgröße von den Eingangsvariablen bildet, folgende Schritte durchgeführt werden:

15

- Auswahl einer Vielzahl von ersten Vektoren, die jeweils eine bestimmte Konstellation der Eingangsvariablen darstellen und den sinnvollen Arbeitsbereich des Systems abdecken;
- Gewinnen von rechnerischen Werten der Messgröße durch Verwendung des Basismodells, um Simulationswerte der Messgröße zu berechnen, die den ersten Vektoren zugeordnet sind;
- Auswahl einer Vielzahl von zweiten Vektoren, die jeweils weitere Konstellation der Eingangsvariablen darstellen;
- Durchführen von Messungen zur Gewinnung von experimentellen Werten der Messgröße, die den zweiten Vektoren zugeordnet sind;
- Erweitern jedes Vektors um eine Dimension durch Einführen einer Blockvariablen, die für die ersten Vektoren auf einen ersten Wert und für die zweiten Vektoren auf einen zweiten Wert festgesetzt wird;
- Erstellen eines multivariaten Regressionsmodells, das die Messgröße als polynomiale Funktion der erweiterten Vektoren der Eingangsvariablen darstellt, auf der Basis der zuvor bestimmten rechnerischen Werte der Messgröße und der experimentellen Werte der Messgröße;
- Bestimmen von mindestens einem dritten Vektor, der eine Konstellation der Eingangsvariablen darstellt, bei der das System untersucht werden soll;
- Erweitern des dritten Vektors um eine Blockvariable, die auf den zweiten Wert festgesetzt ist;
- Berechnen der Messgröße mit dem Regressionsmodell mit dem erweiterten dritten Vektor als Eingangsgröße.

35

Als typische Eingangsvariablen zur Simulation von Brennkraftmaschinen mit innerer Verbrennung sind Drehzahl und Last anzusehen. Andere mögliche Eingangsgrößen sind Kraftstoff-Luft-Verhältnis, Saugrohrdruck, Saugrohrtemperatur oder Abgasgegendruck. Aus den n Eingangsgrößen, die in dem jeweiligen Modell eine Rolle spielen, werden zunächst n-dimensionale Vektoren gebildet, die jeweils einem Punkt des n-dimensionalen Kennfelds entsprechen. Um sinnvolle Ergebnisse zu halten, ist es erforderlich, den gesamten sinnvollen Arbeitsbereich des Systems in ausreichender Dichte mit Messpunkten zu belegen. Durch Verwendung des Basismodells werden nun für alle ausgewählten Vektoren, das heißt an allen ausgewählten Messpunkten, entsprechende Berechnungen durchgeführt, um die Messgröße zu berechnen. Als relevante Messgrößen für eine Brennkraftmaschine sind beispielsweise zu nennen: Luftmasse ein/aus, indizierter Mitteldruck, Wandwärmestrom, maximaler Zylinderdruck usw.

40

45

An einem realen System werden nun an weiteren Messpunkten auf experimentellem Weg weitere Werte der Messgröße ermittelt.

50

Wesentlicher Verfahrensschritt des erfindungsgemäßen Verfahrens ist es nunmehr, dass den ersten Vektoren der Messgrößen, die im Basismodell verarbeitet worden sind, eine Blockvariable als zusätzliche Dimension hinzugefügt wird, die auf einen ersten vorbestimmten Wert festgesetzt ist. In analoger Weise werden die zweiten Vektoren mit einer Blockvariable um eine zusätzliche Dimension erweitert, die auf einen zweiten vorbestimmten Wert festgesetzt ist. Selbst-

55

verständlich müssen der erste und der zweite Wert der Blockvariablen unterschiedlich voneinander sein. Eine typische Auswahl wird beispielsweise sein, dass der erste vorbestimmte Wert mit 0 und der zweite vorbestimmte Wert mit 1 festgelegt ist.

- 5 Aus der Gesamtheit der ersten und der zweiten Vektoren in der um die Blockvariable erweiterten Form und den berechneten bzw. gemessenen Werten der Messgröße wird nun ein Regressionsmodell erstellt. Wenn nun ein Wert der Messgröße für eine bestimmte Konstellation von Eingangsvariablen ermittelt werden soll, so wird mit diesen Eingangsvariablen ein dritter Vektor gebildet, dem eine Blockvariable hinzugefügt wird, die auf den zweiten Wert festgesetzt ist.
- 10 Durch Einsetzen dieses erweiterten dritten Vektors in das Regressionsmodell kann die Messgröße mit großer Genauigkeit berechnet werden.

Es hat sich herausgestellt, dass die oben beschriebene Vorgangsweise besonders genaue und für den praktischen Gebrauch wertvolle und zutreffende Ergebnisse zur Verfügung stellt. Das beschriebene Verfahren scheint es auf optimale Weise zu ermöglichen, aus dem Basismodell

15 die verfügbaren Informationen über die qualitative Abhängigkeit der Messgröße von den Eingangsgrößen zu extrahieren. Mit den relativ wenigen verfügbaren, experimentell bestimmten Messwerten, wird das Regressionsmodell so modifiziert, dass eine hervorragende Abbildung des wahren Systems erreicht wird.

20 Wesentlichster Vorteil des erfindungsgemäßen Verfahrens ist, dass mit einer sehr geringen Anzahl an realen Messdaten zuverlässige Simulationsmodelle erstellt werden können, die einen hohen Grad an Übereinstimmung mit dem realen System aufweisen.

25 Eine besonders gute Übereinstimmung ergibt sich, wenn das Regressionsmodell insbesondere nichtlinear ist. Ein besonders guter Kompromiss zwischen Rechenaufwand und Genauigkeit wird durch ein quadratisches Regressionsmodell erreicht.

In der Folge wird die Erfindung anhand von den Figuren dargestellten Ausführungsbeispielen näher erläutert. Es zeigen:

30

- Fig. 1 ein Diagramm, in dem Messpunkte in einem Kennfeld eingetragen sind, das aus der Drehzahl und der Einspritzmenge gebildet ist;
- Fig. 2 ein Blockdiagramm, das die wesentlichen Komponenten eines untersuchten Motors und des Messsystems beschreibt;

35

- Fig. 3 ein Blockdiagramm, das ein vereinfachtes Messsystem beschreibt;
- Fig. 4 Diagramme, die den VIBE-Faktor erklären;
- Fig. 5 ein Diagramm entsprechend dem von Fig. 1, in dem die tatsächlich verwendeten Messpunkte im Kennfeld eingetragen sind;

40

- Fig. 6 ein Diagramm, das das erfindungsgemäße Verfahren erklärt;
- Fig. 7 Diagramme, die die Qualität des erfindungsgemäßen Verfahrens zeigen;
- Fig. 8 bis 14 weitere Diagramme, die die Qualität des erfindungsgemäßen Verfahrens zeigen;
- Fig. 15 Balkendiagramme, die eine Bewertung verschiedener Verfahren zeigen;

45

- Fig. 16 ein weiteres Diagramm entsprechend dem von Fig. 1 und Fig. 5, in dem die zur Validierung verwendeten Messpunkte im Kennfeld eingetragen sind;
- Fig. 17 weitere Diagramme entsprechend denen von Fig. 15.

Als Versuchsträger wurde ein moderner Diesel-Nutzfahrzeugmotor herangezogen, der die folgenden Merkmale besitzt:

50

- 4 Zylinder;
- 4 Ventile;
- ca. 3 Liter Hubraum;

55

- Wastegate Turbolader mit Intercooler;

- Common Rail Einspritzsystem;
- gekühlte AGR-Strecke;
- erfüllt Euro 4 - Abgasnorm.

5 Im Laufe der durchgeführten Prüfstandsvermessung wurden verschiedene Betriebspunkte aufgenommen, die sich über das gesamte Drehzahl-Last-Kennfeld verteilen, wie dies in Fig. 1 gezeigt ist.

10 Die insgesamt 41 Messpunkte wurden sowohl mit als auch ohne Abgasrückführung (AGR) gemessen. Auch die Randbedingungen, wie z. B. Ladedruck und -temperatur, Abgasgegendruck und Einspritzbeginn, wurden den Betriebspunkten entsprechend variiert. Dadurch ergibt sich eine gute Verteilung der Messpunkte über das gesamte Kennfeld.

Zu den Messgrößen, die für diese Arbeit relevant waren, zählen

- 15
- die im Ansaugsystem gemessene Luftmasse,
 - der indizierte Mitteldruck,
 - der maximale Zylinderdruck,
 - das Luft-Kraftstoff-Verhältnis,

20

 - die Abgastemperatur vor Turbine.

Im Rahmen der Motorentwicklung wurde ein Basismodell erstellt, das unter anderem folgende Komponenten enthält, wobei das Basismodell mit einem Ladungswechselsimulationsprogramm erstellt worden ist, das unter der Bezeichnung "AVL-BOOST" erhältlich ist. In der Folge wird

25 dieses Basismodell daher auch BOOST-Modell genannt:

- Das Kennfeld des Reibmitteldrucks wurde aus gemessenen Zylinderdrücken berechnet.
- Ein Vollmodell des Turboladers wurde benutzt, welches auf den Verdichter- und Turbinenkennfelder des Herstellers basiert. Die Herstellerkennfelder werden anhand von stationären Messungen extrapoliert wurden.
- Ein externes Modell wurde zur Simulation des speziellen Verhaltens eines Wastegate-Ventils beim realen Motor erstellt (ansteigender Ladedruck mit Drehzahl).

35

- Für die Verbrennungssimulation wurde ein Modell (MMC, d.h. Mixture Controlled Combustion) herangezogen, mit dem der Brennverlauf aus Einspritzrate und innerzylindrischen Zuständen berechnet werden kann. Dieses Modell wurde durch einen HSDI Part (High Speed Direct Injection) erweitert, der die vorgemischte Verbrennung sowie die Voreinspritzung simuliert.

40

- Um den geschlossenen Regelkreis zur Steuerung des AGR-Ventils nachzubilden, wurde ein MATLAB/SIMULINK Modell erstellt, welches sowohl den Mechanismus basierend auf dem Luftüberschuss im Ansaugtrakt als auch die AGR-Abschaltung bei hohen Lasten beinhaltet. Dieses Modell wurde mittels der Einbindung einer Matlab-DLL-Schnittstelle mit dem BOOST-Modell gekoppelt.

45

Fig. 2 zeigt das BOOST-Vollmodell für den oben beschriebenen Motor.

50 Die Umgebungsluft wird über die Systemgrenze SB1 angesaugt und über den Luftfilter CL1 zum Verdichter TC1 gelenkt. Danach wird die verdichtete Luft zum Ladeluftkühler CO1 geführt. Ein weiteres Rohr leitet den Regeldruck zum Steller des extern modellierten Wastegate Ventils. Die Rohre 4, 5 und 20 dienen als Verbindung zwischen Ladeluftkühler und Saugrohr PL1; die Rohre 6, 7, 8 und 9 stehen für die Ansaugkanäle zwischen Saugrohr und den vier Zylindern C1, C2, C3 und C4.

55

Die Verbrennungsprodukte werden nach den Zylindern zusammengeführt und zum Eingang des Turboladers TC1 geleitet. Über eine Drosselstelle R3 kann der Abgasgegendruck eingestellt werden.

5 Der Motor ist mit einem Abgasrückführsystem ausgestattet. Das Abgas für die AGR wird am Knotenpunkt J2 entnommen und über einen AGR-Kühler CO2 sowie die Drosselstelle R1 schließlich dem Einlassstrom wieder zugeführt. Diese Drosselstelle repräsentiert das AGR-Ventil.

10 Die Nachberechnungen der gemessenen Betriebspunkte zeigten sehr gute Simulationsergebnisse. Besonders die Größen effektiver Mitteldruck sowie effektiver Verbrauch konnten bis auf die Messgenauigkeit (<1%) abgebildet werden.

15 Im Rahmen der Untersuchung wurde dieses BOOST-Vollmodell auf ein Kernmodell reduziert, in dem nur noch die vier Zylinder mit den jeweiligen Anschlussrohren abgebildet werden, wie dies in Fig. 3 dargestellt ist.

Diese Vereinfachung hat verschiedene Gründe:

- 20 - Der Parametrierungsaufwand eines solchen abgespeckten Motormodells ist viel geringer als bei einem kompletten Modell inklusive Ansaug- und Auspuffsystem.
- Die Rechenzeiten der Simulation verkürzen sich um ein Vielfaches.
- 25 - Die Nutzung dieser Kernmodelle bietet die Möglichkeit, Standardmodelle für die verschiedenen Motorvarianten zu erstellen.

Allerdings besitzt die Simulation mit einem Kernmodell auch mehrere Nachteile:

- 30 - Die dynamischen Abläufe innerhalb eines Arbeitsspiels können nicht mehr abgebildet werden, da nicht das gesamte Rohrsystem dargestellt wird.
- Durch die fehlende AGR-Strecke muss ein Luft-Kraftstoff-Verhältnis im Einlass vorgegeben werden, um eine Abgasrückführung zu simulieren.
- 35 - Es werden konstante Werte an den Systemgrenzen vorgegeben, sodass die Gasdynamik, die bei einem Gesamtmodell berücksichtigt wird, nicht abgebildet werden kann.

40 Diese hier aufgezeigten Mängel führen zu einer Verschlechterung der Simulationsergebnisse des Kernmodells im Vergleich zum Vollmodell.

Da die Abgasrückführung über ein Luft-Kraftstoff-Verhältnis im Einlass simuliert wird, muss ein Zusammenhang zwischen dem Abgasmassenstrom und dem A/F-Ratio hergestellt werden.

45 Für die Herleitung der Gleichung wird der Zustand des Gases unmittelbar vor dem Einlassventil betrachtet. Die gesamte AGR-Masse ist zu diesem Zeitpunkt bereits zugeführt und hat die gleiche Zusammensetzung wie die Masse im Zylinder am Hochdruckende. Die AGR-Masse errechnet sich aus der Formel für die AGR-Rate:

$$50 \quad X_{AGR} = \frac{m_{AGR}}{m_L + m_{AGR}} = \frac{m_{AGR}}{m_{In}} \quad (1)$$

mit:

55 X_{AGR} Abgasrückführrate
 m_{AGR} AGR Massenstrom

m_L ... Frischluftmassenstrom

m_{In} .. gesamter Massenstrom im Einlasskanal

Weiteres gilt für den prozentualen Anteil des Kraftstoffs im Abgas und damit auch im AGR-Massenstrom:

$$\frac{m_B}{m_{Out}} = \frac{m_{AGR,B}}{m_{AGR}} = \frac{m_B}{m_L + m_B} = \frac{1}{\frac{m_L}{m_B} + 1} = \frac{1}{A/F + 1} \quad (2)$$

mit:

m_B ... Kraftstoffmassenstrom;

m_{Out} Gesamtabgasmassenstrom;

A/F .. Verhältnis Frischluftmasse zu eingespritzter Kraftstoffmasse.

Da im AGR-Massenstrom sowohl überschüssige Luft als auch verbrannter Kraftstoff vorhanden ist, ergibt sich das A/F -Ratio im Einlass aus dem Verhältnis zwischen der vorhandenen Frischluftmasse und der verbrannten Brennstoffmasse:

$$A/F_{In} = \frac{m_{In,L}}{m_{In,B}} = \frac{m_L + m_{AGR} - m_{AGR,B}}{m_{AGR,B}} \quad (3)$$

Setzt man die Gleichungen 1, 2 und 3 zusammen, so erhält man einen Zusammenhang zwischen der AGR-Rate und dem Luft-Kraftstoff-Verhältnis im Einlass sowie dem Verhältnis Frischluftmasse zu eingespritzten Brennstoff:

$$AGR = \frac{1 + A/F}{1 + A/F_{In}} \quad \text{mit } A/F = \frac{m_L}{m_B} \quad (4)$$

Mit dieser Gleichung 4 kann dann im Nachhinein die Abgasrückführrate für das vorgegebene A/F -Ratio im Einlass, die vorgegebene Einspritzmenge und die simulierte Frischluftmasse bestimmen und somit die AGR-Rate als Eingangsgröße für das Modell genutzt werden.

Um die AGR-Rate direkt als Eingangsgröße zu benutzen, müsste das tatsächliche Luft-Kraftstoff-Verhältnis (A/F bzw. λ) als weitere Variationsgröße eingeführt werden. Mit Gleichung 4 kann jedoch im Nachhinein die Abgasrückführrate für das vorgegebene A/F -Ratio im Einlass, die vorgegebene Einspritzmenge und die simulierte Frischluftmasse bestimmt und somit die AGR-Rate als Eingangsgröße genutzt werden.

Im Verlauf der Versuche wurde unter anderem die Vibe-Funktion als Verbrennungsmodell in BOOST genutzt, um den zeitlichen Verlauf der Kraftstoffumsetzung zu simulieren.

Vibe hat durch Beobachtung des Verbrennungsvorgangs an homogenen Kraftstoff- Luftgemischen festgestellt, dass ein exponentieller Verlauf eine gute Näherung an reale Brennverläufe darstellt. Aus diesen gewonnenen Erkenntnissen entwickelte Vibe die Durchbrennfunktion (auch Umsetzrate genannt), die definiert ist als:

$$x = 1 - e^{-C \cdot \left(\frac{t}{t_0}\right)^{m+1}} \quad (5)$$

mit:

x .. Umsetzrate (Verhältnis verbrannter zu gesamter Kraftstoffmasse);

C Umsetzparameter;
 t_0 ... Brenndauer;
 m .. Formfaktor.

- 5 Unter der willkürlichen Festsetzung, dass zum Zeitpunkt t_0 bis auf 0,1% der gesamte Kraftstoff umgesetzt sein soll, erhält man für die Konstante C den Zahlenwert $C = -6,9$.

10 Durch Ableitung der Durchbrennfunktion erhält man den Brennverlauf, der zu jedem Zeitpunkt der Verbrennung die momentane spezifische Verbrennungs- bzw. Umsetzgeschwindigkeit beschreibt.

$$\dot{x} = \frac{dx}{d(t/t_0)} = 6,9 \cdot (m+1) \cdot \left(\frac{t}{t_0}\right)^m \cdot e^{-6,9 \left(\frac{t}{t_0}\right)^{m+1}} \quad (6)$$

15 Der Vibe-Formfaktor beschreibt die Form des Brennverlaufs. Der Einfluss wird in Fig. 4 verdeutlicht.

20 Man erkennt, dass die Energieumsetzung umso später erfolgt, je größer der m-Faktor ist (Diagramm a). Auch die Schwerpunktslage, also jenen Punkt des Brennverlaufs, an dem 50 % des Kraftstoffes in Wärme umgewandelt wurden, verschiebt sich mit zunehmendem m-Faktor Richtung „spät“. Ein Wert des Formparameters m von 2,3 entspricht ungefähr einem symmetrischen Brennverlauf (Diagramm b).

25 Bei einem Diesel-Verbrennungsmotor kann der Brennverlauf am ehesten durch einen Formfaktor zwischen 0,1 und 1 beschrieben werden, da durch die hohe Kompression und die hohen Drücke eine schnelle Umsetzung des Kraftstoffes erfolgt.

30 Wesentlicher Bestandteil des erfindungsgemäßen Verfahrens ist die Verwendung polynomialer Regressionsmodellen.

Bei den polynomialen Regressionsmodellen versucht man, die Ausgangsgrößen des Motors (z. B. Drehmoment, Zylinderdruck, etc.) mit den Eingangsgrößen (z. B. Drehzahl, Einspritzmenge, Einspritzbeginn, etc.) mit Hilfe von Polynomfunktionen zu modellieren.

35 Am Anfang steht eine empirische Modellbildung. Mit einem mathematischen Modell werden die Eingangsgrößen des Systems mit seinen Ausgangsgrößen verknüpft. Für jede Ausgangsgröße wird ein separates Modell aufgestellt. Für die Polynomfunktionen kann eine Ordnung (bis 10) vorgegeben werden. Neben den Hauptwirkungen werden auch die Wechselwirkungen zwischen den Eingangsgrößen (Interaktionsterme) berücksichtigt (Gl. 7).

$$u = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_i x_i + \dots + b_1 x_1 x_2 + \dots + c_1 x_1^2 + \dots + c_i x_i^2 + \dots \quad (7)$$

45 Die Genauigkeit der Modellschätzung wächst mit der Anzahl der Messungen, allerdings steigt damit auch der Aufwand.

Die eigentliche Modellschätzung erfolgt mit Hilfe der Methode der kleinsten Fehlerquadrate. Dabei werden die Modellkoeffizienten so geschätzt, dass die Summe der Fehlerquadrate minimiert wird. Der Fehler ist gleich mit der Abweichung der Modellberechnung von den Stützwerten.

55 Die Qualität des so entstandenen Modells wird mit verschiedenen statistischen Testfunktionen überprüft. Die einzelnen Polynomterme werden auf ihre Signifikanz überprüft und gegebenenfalls eliminiert. Durch dieses Prinzip der automatischen Reduktion der Modellordnung erhält man ein vereinfachtes Modell, das leicht zu interpretieren ist und gleichzeitig die Anzahl der

Freiheitsgrade reduziert. Die nicht signifikanten Modellterme werden aus dem Modell entfernt und damit wird die Vorhersagequalität verbessert. Auch können überbestimmte Modelle vermieden werden, die oft ein sehr schlechtes Verhalten zwischen den Stützstellen aufweisen.

- 5 Zusätzlich kann der Algorithmus Transformationen von Ausgangsgrößen umsetzen, sodass sich die beste Ausgangsgrößenverteilung ergibt. Dadurch entsteht ein Modell, welches genau an die Daten angepasst ist.

10 Als Grundlage dienten insgesamt 2880 Simulationsdatensätze, die durch eine vollfaktorielle Variation der in Tabelle 1 aufgezeigten Parameter mit Hilfe von BOOST berechnet wurden: Drehzahl (speed), Einspritzmenge (mB), Luft-Kraftstoff-Verhältnis (A/Fint), um eine Abgasrückführung zu simulieren, Saugrohrdruck (p2) und -temperatur (T2) und Abgasgegendruck (p3). Der Einspritzbeginn (SOI) wurde aus einem Kennfeld in Abhängigkeit von Drehzahl und Last entnommen und entspricht den Messdaten; die Kühlmitteltemperatur (Tcoolant) wurde nicht
15 variiert.

Variations- parameter	ja <i>speed</i>	ja <i>mB</i>	ja <i>A/Fint</i>	ja <i>T2</i>	ja <i>p2</i>	ja <i>p3</i>	nein <i>SOI</i>	nein <i>Tcoolant</i>
	[1/min]	[%]	[-]	[K]	[Pa]	[Pa]	[°KW v. OT.]	[K]
20	500	9	150	293	90000	100000	laut Kennfeld	353
	1000	36	250	305	130000	200000		
	2000	73	350	320	190000	350000		
25	3000	100	100000		250000			
	3400							
Anzahl Variations- parameter	5	4	4	3	4	3	1	1
								Berechnungen 2880

30 Tabelle 1: Variationsparameter für BOOST-Berechnung

Des weiteren ist darauf zu achten, dass die Variationsgrenzen außerhalb der vorhandenen Messdaten liegen: Zum Beispiel wurde die Drehzahl am Prüfstand zwischen 1000 und 3200 U/min variiert, bei der Simulation dagegen von 500 bis 3400 U/min. Der Grund hierfür ist, dass die
35 Modellbildung ein möglichst gleichmäßig über den Versuchsraum verteiltes Stützpunktenetz voraussetzt, damit die Modellgüte einen akzeptablen Wert erreicht.

Die Ausgangsgrößen, die für die Motorkomponente „Zylinder“ relevant sind, werden aus den
40 Ergebnissen der BOOST-Berechnungen ermittelt und lauten:

- Luftmasse ein/aus (M_Lx)
- Enthalpiefluss ein/aus (M_Enthx)
- Indizierter Mitteldruck (IMEP)
- 45 - Wandwärmestrom (WHF)
- Maximaler Zylinderdruck (PFP)
- Luft-Kraftstoff-Verhältnis (A/F)

Diese Werte werden in Abhängigkeit von den acht Eingangsgrößen mit einem einfachen Regressionsmodell modelliert und somit für die Echtzeitsimulation bereitgestellt.
50

Aus den 41 zur Verfügungen stehenden Messpunkten des Versuchsträgers wurden 32 Betriebspunkte als Trainingsdatensatz ausgewählt (Fig. 5). Die 9 übrigen Datensätze dienten
55 später zur Validierung der Ergebnisse.

Die gewählten Betriebspunkte sind über das gesamte Kennfeld verteilt und bilden somit eine gute Grundlage für eine kennfeldweite Verbesserung.

Als Eingangsgrößen stehen ebenfalls alle 8 Größen wie bei der Simulation zur Verfügung:

- Drehzahl (speed),
- Einspritzmenge (mB),
- AGR-Rate (EGR),
- Ladetemperatur (T2),
- Ladedruck (p2),
- Abgasgegendruck (p3),
- Einspritzbeginn (SOI),
- Kühlmitteltemperatur (Tcoolant).

Als Ausgangsgrößen können nur die Größen

- einströmende Luftmasse,
- indizierter Mitteldruck,
- maximaler Zylinderdruck,
- Luft-Kraftstoff-Verhältnis.

bereitgestellt werden. Die Enthalpieflüsse sowie der Wandwärmestrom werden nicht gemessen und könnten, falls nötig, über eine Wärmebilanz errechnet werden.

Zur Zusammenführung der Simulations- und der Messdaten für die Modellbildung wurden verschiedene Möglichkeiten untersucht:

- 1.) Offsetzugabe auf die Ausgangsgröße, ermittelt über den mittleren arithmetischen Fehler;
- 2.) Offsetzugabe auf die Ausgangsgröße, ermittelt über den mittleren quadratischen Fehler;
- 3.) Faktormultiplikation der Ausgangsgröße;
- 4.) Gleichwertiges Hinzufügen der Messdaten zu den Simulationsdaten;
- 5.) Gleichwertiges und mehrmaliges Hinzufügen der Messdaten zu den Simulationsdaten;
- 6.) Einführung eines Blockfaktors als weiterer Variationsparameter (erfindungsgemäße Lösung).

Diese sechs Möglichkeiten werden im Folgenden näher beschrieben:

Die erste Möglichkeit 1.) entspricht der ursprünglichen Annahme: Man ist davon ausgegangen, dass die BOOST-Simulationen einen guten Zusammenhang der einzelnen Motorgrößen darstellen können, allerdings eine kennfeldweite Niveauverschiebung besitzen. Diese Niveauverschiebung sollte durch ein einfaches Anheben oder Absenken des Modells ausgeglichen werden.

In diesem Fall wird das Delta, um welches das Modell angehoben oder gesenkt wird, über den mittleren arithmetischen Fehler ermittelt:

$$\Delta_{\text{arith}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_{\text{Mess}} - u_{\text{Boost}}). \quad (8)$$

mit:

- u_{Mess} Messwerte;
- u_{Boost} Werte des Simulationsmodell mit gemessenen Eingangsgrößen;
- n Anzahl der Messpunkte.

Dieses Delta wird nach der Regression, also nach der Modellbildung auf die jeweilige Aus-

gangsgröße hinzuaddiert:

$$u_{\text{neu}} = u + \Delta_{\text{arith}} = a_0 + \Delta_{\text{arith}} + a_1 x_1 + \dots + a_i x_i + \dots + b_1 x_1 x_i + \dots + c_1 x_1^2 + \dots + c_i x_i^2. \quad (9)$$

- 5 Die Variante 2.) entspricht nahezu der ersten Möglichkeit 1.). Hier wird allerdings der mittlere quadratische Fehler als Grundlage benutzt, um das Offset zu berechnen:

$$\Delta_{\text{quadr}} = \frac{\Delta_{\text{arith}}}{|\Delta_{\text{arith}}|} \frac{1}{n} \sqrt{\sum_n (u_{\text{Mess}} - u_{\text{Boost}})^2}. \quad (10)$$

Der mittlere quadratische Fehler wird mit dem normierten arithmetischen Fehler aus Möglichkeit 1 multipliziert, um das Vorzeichen beizubehalten, d.h. ob das Modell angehoben oder gesenkt wird.

Der quadratische Fehler bewirkt, dass größere Abweichungen höher gewichtet werden als kleinere, sodass sich das Modell stärker an den auffälligen Differenzen orientiert.

Möglichkeit 3.): Die Multiplikation mit einem Faktor, der aus dem Verhältnis zwischen den Messwerten und den Simulationswerten berechnet wird (Gl. 11), beruht auf der Idee, dass der tatsächliche Luftaufwand bei hohen Lasten oft zu niedrig und bei niedrigen Lasten richtig abgebildet wird.

$$\alpha = \frac{1}{n} \sum_n \left(\frac{u_{\text{Mess}}}{u_{\text{Boost}}} \right). \quad (11)$$

Denn multipliziert man mit dem so errechneten Faktor (Gl. 12), so hängt es von dem absoluten Wert der Ausgangsgröße ab, um wie viel sich das Modell hebt oder senkt: z. B. werden größere Luftmassen stärker korrigiert als kleinere Luftmassen.

$$u_{\text{neu}} = \alpha \cdot u \quad (12)$$

Möglichkeit 4.) ist die einfachste der sechs Möglichkeiten. Dabei werden die Messdaten gleichwertig in die Liste der Simulationsdaten eingefügt. Anschließend wird eine normale Regression durchgeführt, so dass ein gemischtes Modell 2. Ordnung aus Simulations- und Messdaten entsteht.

Auch bei Möglichkeit 5.) werden die Messdaten vor der Modellbildung unverändert zu den Simulationsdaten hinzugegeben. Allerdings werden die Messdatensätze vervielfacht (in diesem Fall 10fach), um eine größere Gewichtung auf die wenigen 32 Messwerte im Gegensatz zu den knapp 3000 Simulationswerten zu legen.

Die erfindungsgemäße 6. und letzte Möglichkeit zieht die Messdaten auch in die Modellbildung mit ein, jedoch wird ein weiterer Variationsparameter eingeführt. Dieser neu hinzugefügte Blockfaktor wird für die Simulationsdaten gleich Null und für die Messdaten gleich Eins gesetzt und bewirkt, dass sich das Modell zu den Messpunkten hin verzerrt.

In Fig. 6 wird die Wirkungsweise anschaulich dargestellt.

In der Front sind die Werte einer logarithmischen Funktion ($C = \log(A) + 1$) über ihre Eingangsgröße A aufgetragen. Diese Funktionswerte werden durch ein Polynom 2. Ordnung abgebildet (unterbrochene Linie) und besitzen den Blockfaktor $B = 0$. Zu diesen Daten werden weitere 5 Punkte mit $B = 1$ hinzugefügt, deren Werte etwas oberhalb bzw. etwas unterhalb des jeweiligen Funktionswertes liegen. Das Modell bekommt nun seine Form durch die vielen Punkte auf

der „B = 0“-Seite. Auf der „B = 1“-Seite kippt es jedoch leicht zu den fünf Stützstellen, die die Messdaten repräsentieren.

Durch die Tatsache, dass das Modell durch ein Polynom 2. Ordnung beschrieben wird, besitzt der Blockfaktor nur einen linearen Einfluss sowie Interaktionen mit den anderen Eingangsgrößen. Somit kann man ausschließen, dass das Modell auf der „B = 1“-Seite im extrapolierten Bereich, also außerhalb der vorhandenen Stützstellen ins Unendliche läuft.

Mit dieser Methode ist es möglich, die Messdaten besonders zu gewichten, die allgemeine Form des Modells allerdings durch die Simulationsdaten zu vorzugeben. Auch wird eine leichte Veränderung des Modells zugelassen, ohne einen konstanten kennfeldweiten Offset hinzuzufügen.

Für die tatsächliche Ausgangsgröße nach der Modellbildung wird der Blockfaktor gleich Eins gesetzt (Gl. 13), da nur so das Gesamtmodell verwendet wird.

$$\begin{aligned} u_{\text{neu}} &= a_0 + d_0 B + a_1 x_1 + \dots + a_i x_i + \dots + b_1 x_1 x_i + \dots + d_1 x_1 B + \dots + d_i x_i B + c_1 x_1^2 + \dots + c_i x_i^2 \\ &= (a_0 + d_0) + (a_1 + d_1) x_1 + \dots + (a_i + d_i) x_i + \dots + b_1 x_1 x_i + \dots + c_1 x_1^2 + \dots + c_i x_i^2 \end{aligned} \quad (13)$$

Die nachstehenden Ergebnisse der Trainingsdaten werden anhand einer repräsentativen Drehzahl gezeigt. Die übrigen Stützpunkte weisen sehr ähnliche Ergebnisse auf und untermauern die hier erläuterten Resultate.

Im Anschluss folgt zusammengefasst die Überprüfung der Ergebnisse anhand der 9 Validierungsdaten.

Die Diagramme zeigen die jeweilige normierte Ausgangsgröße, über die Last aufgetragen, bei 2480 U/min. Für die Normierung wurde durch den jeweils höchsten gemessenen Messwert dividiert.

Dargestellt sind jeweils 4 Lastpunkte, sowohl ohne AGR (Abgasrückführung) als auch mit AGR. Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden nur jeweils 3 Möglichkeiten pro Diagramm dargestellt. Die Namen in der Legende entsprechen den sechs Möglichkeiten:

- 1.) SimModell + arith.Offset -> Offsetzugabe auf die Ausgangsgröße, ermittelt über den mittleren arithmetischen Fehler;
- 2.) SimModell + quadr.Offset -> Offsetzugabe auf die Ausgangsgröße, ermittelt über den mittleren quadratischen Fehler;
- 3.) SimModell * Faktor -> Faktormultiplikation der Ausgangsgröße;
- 4.) SimMessModell 1fach -> Gleichwertiges Hinzufügen der Messdaten zu den Simulationsdaten;
- 5.) SimMessModell 10fach -> Gleichwertiges und mehrmaliges Hinzufügen der Messdaten zu den Simulationsdaten;
- 6.) SimMessModell B=0/1 -> Einführung eines Blockfaktors als weiterer Variationsparameter.

Die Kurve mit dem großen Viereck entspricht den gemessenen Werten, die mit der Raute den simulierten ohne Verbesserung (-> SimModell, Ausgangsbasis).

Es werden die 4 Ausgangsgrößen einströmende Luftmasse, indizierter Mitteldruck (IMEP), maximaler Zylinderdruck (PFP) und Luft-Kraftstoff-Verhältnis (A/F-Ratio) mit den jeweiligen Messdaten getrennt von einander abgeglichen.

Die simulierte Luftmasse zeigt schon in der Ausgangsbasis in den Punkten ohne AGR sehr gute

Ergebnisse (Fig. 7). Auch in den Punkten mit AGR ist die qualitative Genauigkeit ausreichend gut: der Verlauf der Kurven stimmt überein (Fig. 8).

Es zeigt sich allerdings, dass die Simulation der Abgasrückführung mit dem Kernmodell sehr problematisch ist: man erhält einen großen Niveauunterschied zwischen der gemessenen und der simulierten Luftmasse. Durch diesen Niveauunterschied wird der mittlere Fehler recht groß und dieser Fehler bestimmt in den ersten 3 Möglichkeiten den Abgleich. Folglich erhält man eine Verschlechterung in den Punkten, wo das reine Simulationsmodell schon sehr gute Resultate gezeigt hat (Fig. 7) und kaum eine Verbesserung in den Punkten mit großer Differenz (Fig. 8).

Das simple Hinzufügen der Messdaten, sowohl einfach als auch zehnfach, hat positive Auswirkungen, allerdings erkennt man hier die Tendenz, dass sich das Modell weder an den Messdaten noch an den Simulationsdaten orientiert.

Die erfindungsgemäße Idee, durch die Einführung eines Blockfaktors den Abgleich zu schaffen, liefert sowohl in den Betriebspunkten ohne AGR (Fig. 7) als auch in den Punkten mit AGR (Fig. 8) die besten Ergebnisse.

Beim indizierten Mitteldruck wird deutlich, dass der Kurvenverlauf des unverbesserten Simulationsmodells nicht immer qualitativ stimmt. Hier ergibt die Simulation andere Werte als die Messung. Auch kann man feststellen, dass die Volllastwerte gut wiedergegeben werden, während die Teillast mit großen Fehlern abgebildet wird. Dies zeigt, dass BOOST für die Volllastauslegung sehr gut geeignet ist, bei der Vorausberechnung der Teillast derzeit jedoch noch Defizite aufweist.

Durch die Tatsache, dass der Kurvenverlauf von Simulation und Messung nicht identisch ist, sind die ersten drei Möglichkeiten nicht in der Lage, den Fehler zu kompensieren, da in allen drei Fällen ein konstanter Faktor berechnet wird, der addiert bzw. multipliziert wird (Fig. 9, Fig. 10). Ein großer Nachteil z. B. bei der Multiplikation mit einem Faktor ist, dass gerade die hohen IMEP-Werte der Volllast stärker korrigiert werden als die völlig falsch liegenden Teillastgrößen. Somit werden die Vorteile des Simulationsprogramms BOOST bei der Volllastberechnung nicht genutzt.

Fig. 9 und Fig. 10 zeigen, dass die Einführung des Blockfaktors ein Angleichen des Modells an die Messpunkte bewirkt, auch in den Punkten mit großen Differenzen. Diese Möglichkeit liefert auch hier die besten Ergebnisse.

Aber auch durch das einfache Hinzufügen der Messdaten werden gute Resultate erzielt, wobei das mehrmalige Einfügen besser ist.

Beim Abgleich des maximalen Zylinderdrucks werden weitere Nachteile der ersten 3 Möglichkeiten ersichtlich:

Da der gemessene Wert einmal unterhalb und einmal oberhalb des simulierten Wertes liegt, heben sich die Abweichungen gegenseitig auf, sodass der mittlere Fehler und damit das Offset bzw. der Faktor fast gleich Null wird. Aus diesem Grund kommt es zu keiner Verbesserung des Modells, beim arithmetisch ermittelten Offset sogar zu einer geringen Verschlechterung in den hohen Lastpunkten (Fig. 11, Fig. 12).

Die 3 anderen Ideen weisen dagegen eine Verbesserung auf, wobei auch hier wieder mit Hilfe des Blockfaktors der Fehler zwischen Messung und Simulation am effektivsten verringert werden kann (Fig. 11, Fig. 12). Das 10fache Einfügen der Messdaten ergibt bessere Ergebnisse als das einfache Hinzufügen. Dies lässt sich durch die höhere Gewichtung der Messpunkte erklären.

Die Ausgangsgröße „Luft-Kraftstoff-Verhältnis“ weist bei niedriger Last einen sehr großen Fehler in der Simulation auf. Bei den hohen Lastpunkten stimmt das Modell mit den Messungen überein.

- 5 Diese 63% Abweichung sowohl in den Niedriglastpunkten ohne AGR (Fig. 13) als auch in denen mit AGR (Fig. 14) führt dazu, dass ein relativ großer mittlerer Fehler berechnet wird, der in den Volllastpunkten das Modell erheblich verschlechtert (Fig. 13, Fig. 14). Besonders die Möglichkeit der Offsetaddition, ermittelt über den arithmetischen mittleren Fehler, führt dazu, dass das Luft-Kraftstoff-Verhältnis bei Volllast unterhalb des stöchiometrischen Luftbedarfs sinkt, also
10 $\lambda < 1$. Dies führt bei einem Dieselmotor zu hohen Verbräuchen und hohen Emissionen. Aus diesem Grund ist der Modellabgleich mit einer Offsetzugabe in diesem Fall nicht geeignet.

- 15 Die Modellbildung durch Kombination der Simulations- und Messdaten vor der Regression besitzt trotz der großen Differenzen in der Teillast ein sehr gutes Verbesserungspotenzial; die ohnehin schon gut abgebildete Volllast wird kaum beeinflusst, wohingegen die Teillast erheblich korrigiert wird (Fig. 13, Fig. 14). Es zeigt sich allerdings auch hier wieder, dass durch die Einführung des Blockfaktors die besten Ergebnisse erzielt werden können. Bei den Betriebspunkten mit AGR wird der Fehler sogar zu Null reduziert (Fig. 14).

- 20 Nach dieser ausführlichen Darstellung der einzelnen Möglichkeiten, ihre Wirkungsweise und ihre Effekte auf die jeweiligen Modelle der verschiedenen Ausgangsgrößen anhand einer repräsentativen Drehzahl (2480 U/min) werden in den nun folgenden Blockdiagrammen der durchschnittliche Fehler über die gesamten Trainingsdaten für jede Ausgangsgröße dargestellt (Fig. 15). Der Wert dieses Fehlers berechnet sich aus der Summe der Beträge der Abweichungen
25 dividiert durch die Anzahl der Trainingspunkte (Gleichung 14):

$$\Delta \bar{u} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta u_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |u_{\text{Mess}} - u_{\text{neu}}| \quad (14)$$

- 30 Die unterschiedlichen Balken stehen jeweils für eine Lösungsmöglichkeit (siehe Legende); die schwarze Linie zeigt den „worst case“ an, d. h. die maximale Abweichung der jeweiligen Ausgangsgröße vom Sollwert (Messwert).

- 35 Die Diagramme bestätigen die bisherigen Ergebnisse. Wie schon anhand der detaillierten Auswertung gesehen werden konnte, führt die Einführung des Blockfaktors zu den geringsten durchschnittlichen Abweichungen: Die Luftmasse kann von 11% auf durchschnittlich 2% korrigiert werden, beim indizierten Mitteldruck sind es sogar 45% Verbesserungspotenzial in den Trainingsdaten. Auch beim maximalen Zylinderdruck und beim Luft-Kraftstoffverhältnis wird die
40 durchschnittliche Abweichung um 12% bzw. 26% verringert. Die Möglichkeit durch einfache Kombination der Mess- und Simulationsdaten führt ebenfalls zu guten Resultaten, wobei hier das mehrmalige Hinzufügen der Messdaten bessere Ergebnisse liefert. Die 3 Ideen, über eine Offsetzugabe bzw. Faktormultiplikation den Abgleich zu durchzuführen, zeigen im Durchschnitt kaum eine Verbesserung, teilweise sogar eine Verschlechterung.

- 45 Betrachtet man die maximalen Abweichungen (schwarze Linie), so ist auch hier die Streuung nach der Einführung des Blockfaktors am geringsten. Sogar gegenüber den beiden anderen Möglichkeiten eines kombinierten Simulations-Messungsmodells kann sich die erfindungsge-
50 mäße Idee in den meisten Fällen positiv abheben.

- Es wird deutlich, dass man durch den Abgleich zwischen Simulations- und Messdaten mittels eines Blockfaktors den Luftmassenfehler in den Punkten, mit denen man den Abgleich durch-
führt, von durchschnittlich 11% auf maximal 7% reduzieren kann, ebenso für den indizierten Mitteldruck von 51% auf maximal 25%, für den maximalen Zylinderdruck von 16% auf maximal
55 11% und für das Luft-Kraftstoff-Verhältnis von 31% auf maximal 19%.

Um diese vorhin aufgezeigten Ergebnisse zu überprüfen, wurden, wie zu Anfang erwähnt, 9 der 41 Betriebspunkte nicht zur Modellbildung herangezogen. Diese Punkte dienen zur Validierung und wurden willkürlich aus dem Kennfeld ausgewählt (siehe Fig. 16).

5 Die Eingangsgrößen dieser Betriebspunkte, d.h. die jeweilige Drehzahl, Einspritzmenge, Ladedruck, etc., wurden in die entsprechenden Modelle für Luftmasse, indizierten Mitteldruck, maximalen Zylinderdruck und Luft-Kraftstoff-Verhältnis eingesetzt, die sich nach der Durchführung der einzelnen Lösungsansätze ergeben.

10 Auch hier wurde der durchschnittliche Fehler zwischen den tatsächlichen Messwerten und den für die einzelnen Möglichkeiten ermittelten Werten berechnet (Gl. 14). Fig. 17 stellt die dazugehörigen Blockdiagramme auf die gleiche Weise wie zuvor in Fig. 15 dar.

Die Ergebnisse dieser Validierungsdaten führen zu keinen neuen Erkenntnissen, wenn auch das Bild nicht so eindeutig wie bei den Trainingsdaten ausfällt.

20 Doch auch hier ergeben sich die geringsten absoluten Abweichungen nach der Einführung des Blockfaktors, betrachtet man alle 4 Ausgangsgrößen. Man kann den Fehler des indizierten Mitteldrucks in diesen 9 Betriebspunkten z. B. von durchschnittlich 51% auf maximal 18% reduzieren.

Wider Erwarten sind die Fehler der Luftmasse nach der Offsetzugabe bzw. nach der Multiplikation mit dem Faktor relativ gering. Dies könnte allerdings an der Auswahl der Validierungsdaten liegen, sodass man davon ausgehen muss, dass zufällig genau dort das Modell gut korrigiert wurde. Bei den übrigen Ausgangsgrößen maximaler Zylinderdruck, indizierter Mitteldruck und Luft-Kraftstoff-Verhältnis lässt sich nämlich keine eindeutige Verbesserung feststellen.

30 Aufgrund der gezeigten Ergebnisse kann man zusammenfassend sagen, dass der Messdatenabgleich mit Hilfe einer Offsetaddition oder einer Faktormultiplikation nicht empfehlenswert ist. Denn man erhält oft eine Verschlechterung in den Bereichen, in denen die ursprünglichen Simulationsmodelle schon sehr gut sind, und kaum eine Verbesserung dort, wo die Modelle sehr schlecht sind. Dies tritt vor allem bei BOOST-Simulationen relativ häufig auf, da BOOST seine Stärken in der Volllastauslegung besitzt und bisher für die Abbildung der Teillast noch nicht ausgelegt wurde. Die Offset- oder Faktorzugabe kann vereinzelt sogar dazu führen, dass unrealistische Ausgangsgrößen berechnet werden: In diesem Fall wurde z. B. ein Luft-Kraftstoff-Verhältnis in der Volllast unterhalb des stöchiometrischen Luftbedarfs simuliert.

40 Des weiteren wurde aufgezeigt, dass die Kurvenverläufe doch nicht immer qualitativ stimmen, sodass man mit einem konstanten Wert folglich keine kennfeldweite Verbesserung erzielen kann.

45 Das gleichwertige Hinzufügen der Messdaten zu den Simulationsdaten, sowohl einfach als auch mehrfach, zeigt zwar relativ gute Ergebnisse. Allerdings ist diese Methode fragwürdig, da bereits Simulationsdaten mit ähnlichen Eingangsgrößen vorhanden sind. Dadurch entsteht eine Doppeldeutigkeit in manchen Modellbereichen, die bei der Modellbildung schwer zu handhaben sind. Dies ist auch der Grund, warum sich das verbesserte Modell weder an den ursprünglichen Simulationswerten noch an den Messpunkten orientiert.

50 Am sinnvollsten ist demnach die Einführung eines Blockfaktors als weiteren Variationsparameter, der für die Messdaten auf Eins und für die Simulationsdaten auf Null gesetzt wird. Hierbei gleicht sich das Modell in den Bereichen an die Messwerte an, wo Messpunkte vorhanden sind, auch wenn große Unterschiede zum ursprünglichen Simulationsmodell bestehen. Dort, wo keine Messungen vorliegen, z. B. in quasi-transienten Betriebsbereichen, werden nur die Simulationsdaten herangezogen und somit nicht das ganze Kennfeld verfälscht.

55

Bei dieser Methode ist zu beachten, dass die Messungen im Variationsbereich der BOOST-Berechnungen liegen, da die Modelle ansonsten verzerrt werden.

Des weiteren ist zu raten, die Messpunkte gut im Versuchsraum zu verteilen, um so eine möglichst kennfeldweite Verbesserung zu erzielen.

Das erfindungsgemäße Verfahren liefert somit eine einfache und zuverlässige Möglichkeit mit einer minimalen Anzahl realer Versuche zuverlässige Simulationswerte zu erhalten.

Patentansprüche:

1. Verfahren zur Untersuchung des Verhaltens von komplexen technischen Systemen, insbesondere von Brennkraftmaschinen, sowie zur Gewinnung von Auslegungsparametern, wobei mindestens eine Messgröße von mehreren Eingangsvariablen abhängt, wobei ein rechnerisches Basismodell vorliegt, das die grundsätzliche Abhängigkeit der Messgröße von den Eingangsvariablen abbildet, mit folgenden Schritten:
 - Auswahl einer Vielzahl von ersten Vektoren, die jeweils eine bestimmte Konstellation der Eingangsvariablen darstellen und den sinnvollen Arbeitsbereich des Systems abdecken;
 - Gewinnen von rechnerischen Werten der Messgröße durch Verwendung des Basismodells, um Simulationswerte der Messgröße zu berechnen, die den ersten Vektoren zugeordnet sind;
 - Auswahl einer Vielzahl von zweiten Vektoren, die jeweils weitere Konstellation der Eingangsvariablen darstellen;
 - Durchführen von Messungen zur Gewinnung von experimentellen Werten der Messgröße, die den zweiten Vektoren zugeordnet sind;
 - Erweitern jedes Vektors um eine Dimension durch Einführen einer Blockvariablen, die für die ersten Vektoren auf einen ersten Wert und für die zweiten Vektoren auf einen zweiten Wert festgesetzt wird;
 - Erstellen eines multivariaten Regressionsmodells, das die Messgröße als polynomiale Funktion der erweiterten Vektoren der Eingangsvariablen darstellt, auf der Basis der zuvor bestimmten rechnerischen Werte der Messgröße und der experimentellen Werte der Messgröße;
 - Bestimmen von mindestens einem dritten Vektor, der eine Konstellation der Eingangsvariablen darstellt, bei der das System untersucht werden soll;
 - Erweitern des dritten Vektors um eine Blockvariable, die auf den zweiten Wert festgesetzt ist;
 - Berechnen der Messgröße mit dem Regressionsmodell mit dem erweiterten dritten Vektor als Eingangsgröße.
2. Verfahren nach Anspruch 1, *dadurch gekennzeichnet*, dass das Regressionsmodell nichtlinear ist.
3. Verfahren nach Anspruch 2, *dadurch gekennzeichnet*, dass das Regressionsmodell quadratisch ist.
4. Verfahren nach Anspruch 1 bis 3, *dadurch gekennzeichnet*, dass die Anzahl der ersten Vektoren größer ist als die Anzahl der zweiten Vektoren.
5. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 4, *dadurch gekennzeichnet*, dass das System eine Brennkraftmaschine ist und dass als Eingangsvariable Drehzahl, Last, sowie gegebenenfalls weitere Größen verwendet werden.

Hiezu 17 Blatt Zeichnungen

5

10

15

20

25

30

35

40

45

50

55

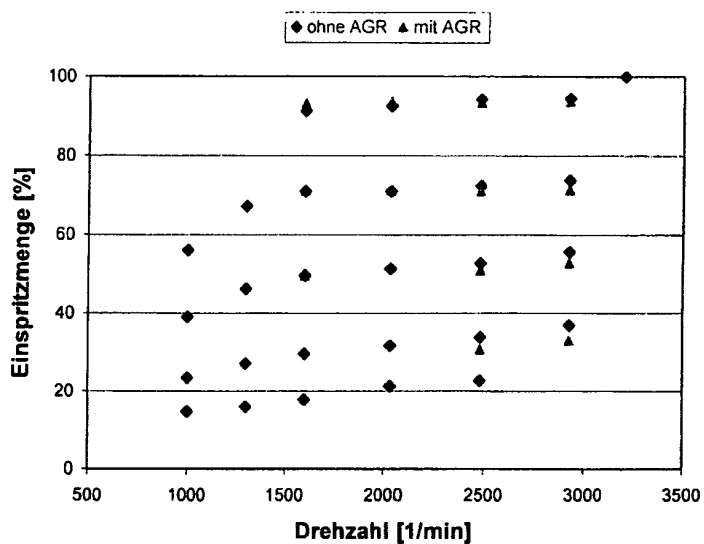


Fig. 1

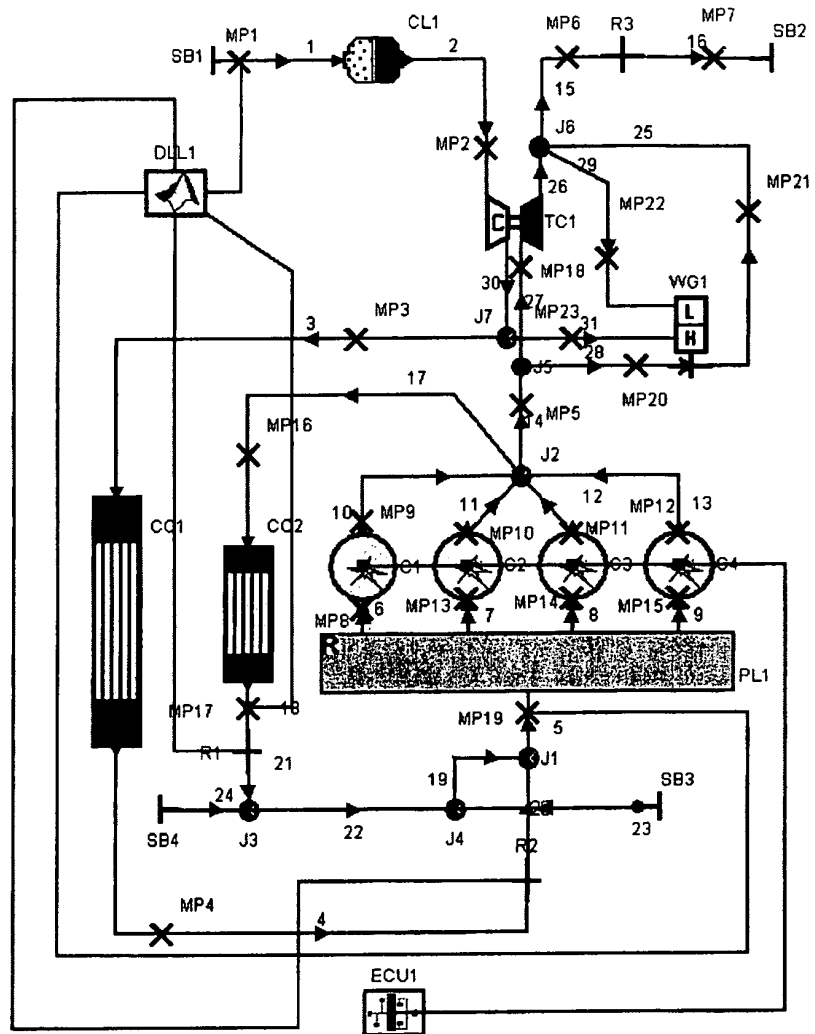


Fig. 2

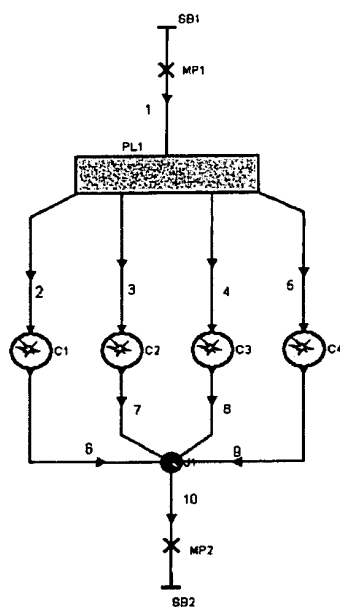
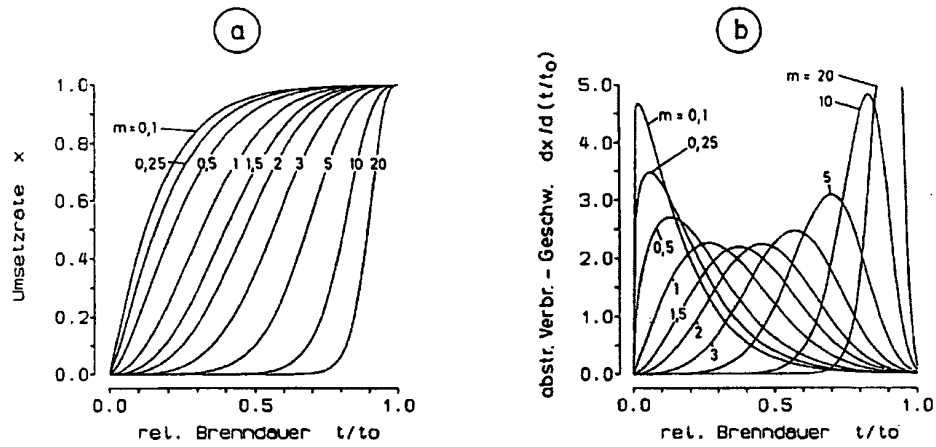


Fig. 3



Fig. 4



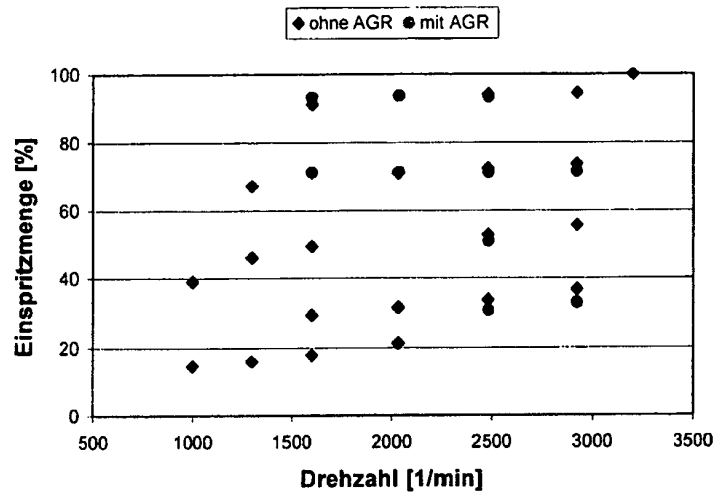


Fig. 5

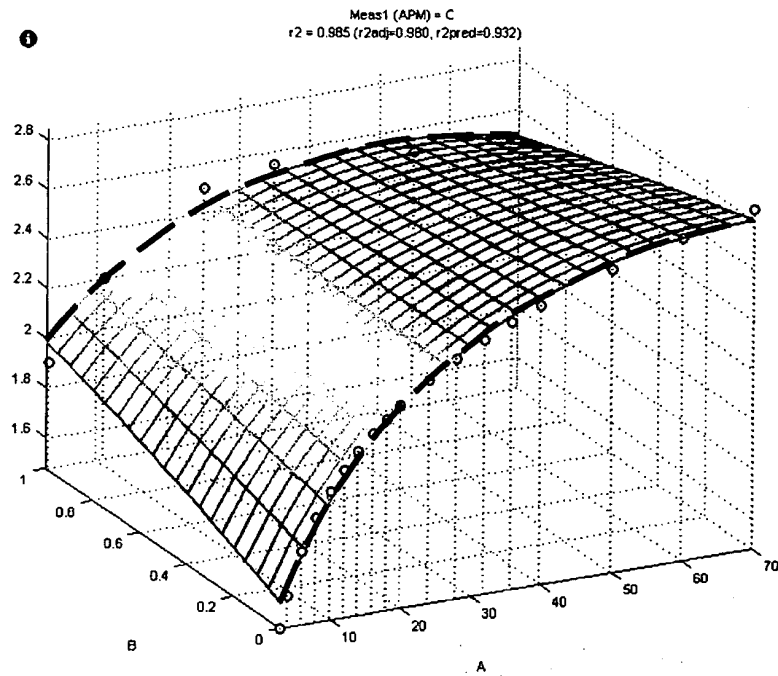


Fig. 6



Fig. 7

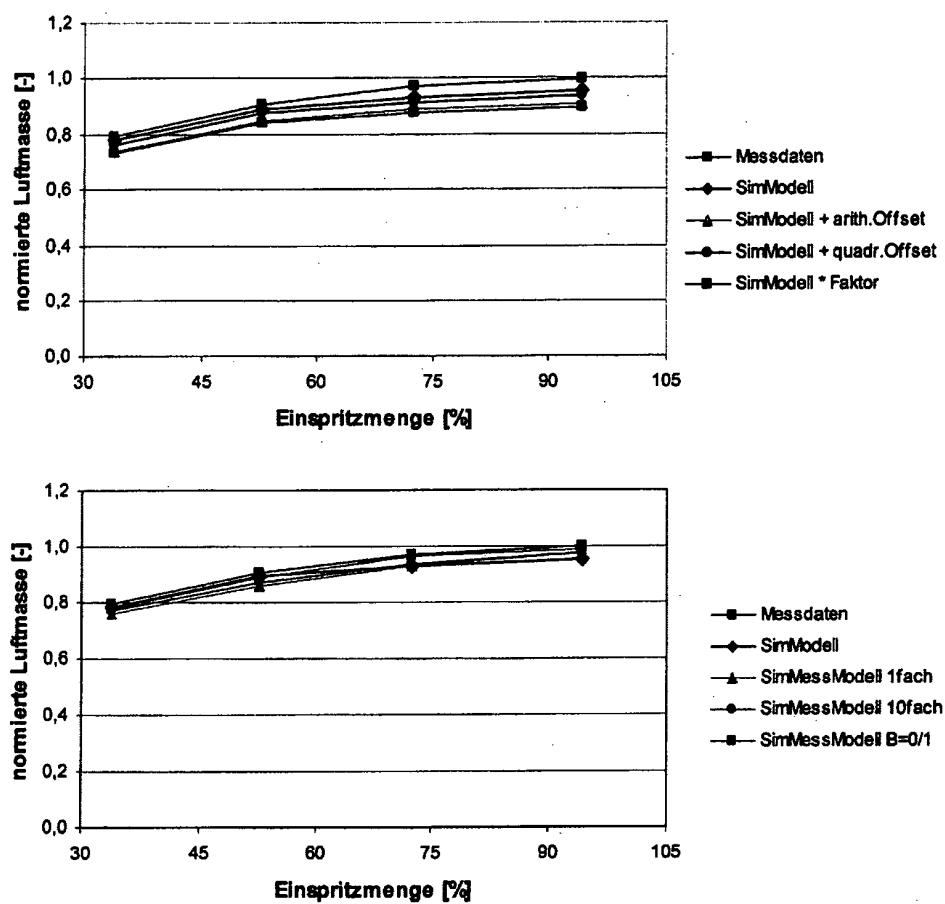




Fig. 8

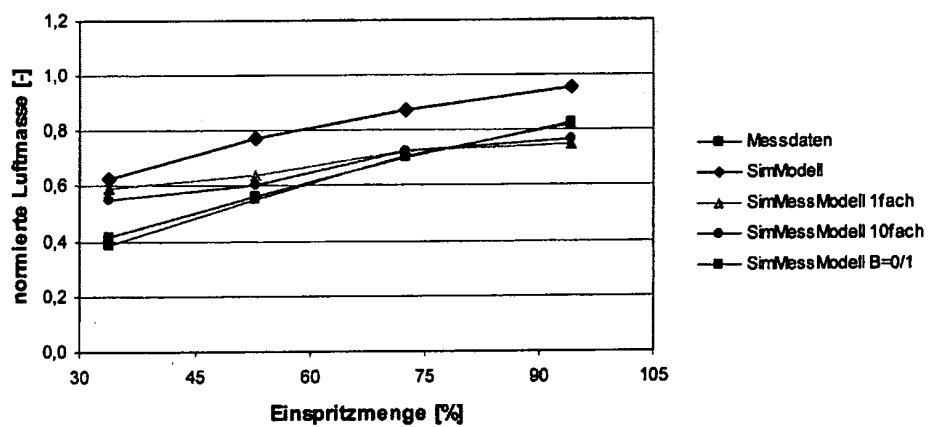
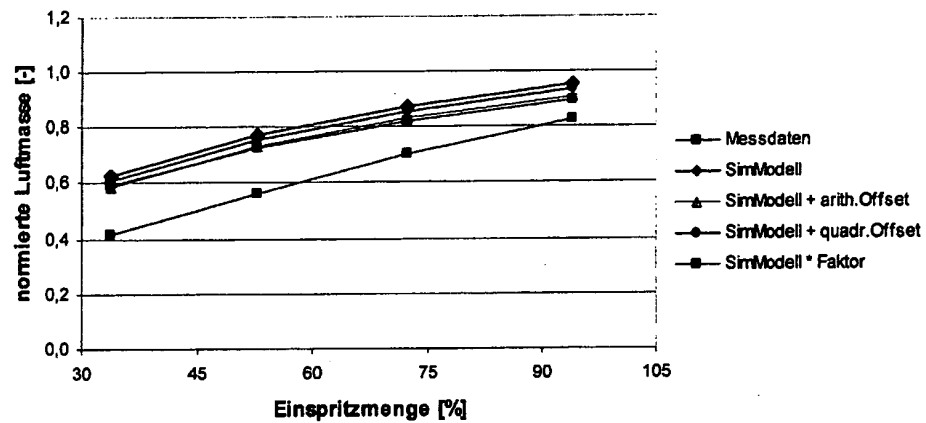




Fig. 9

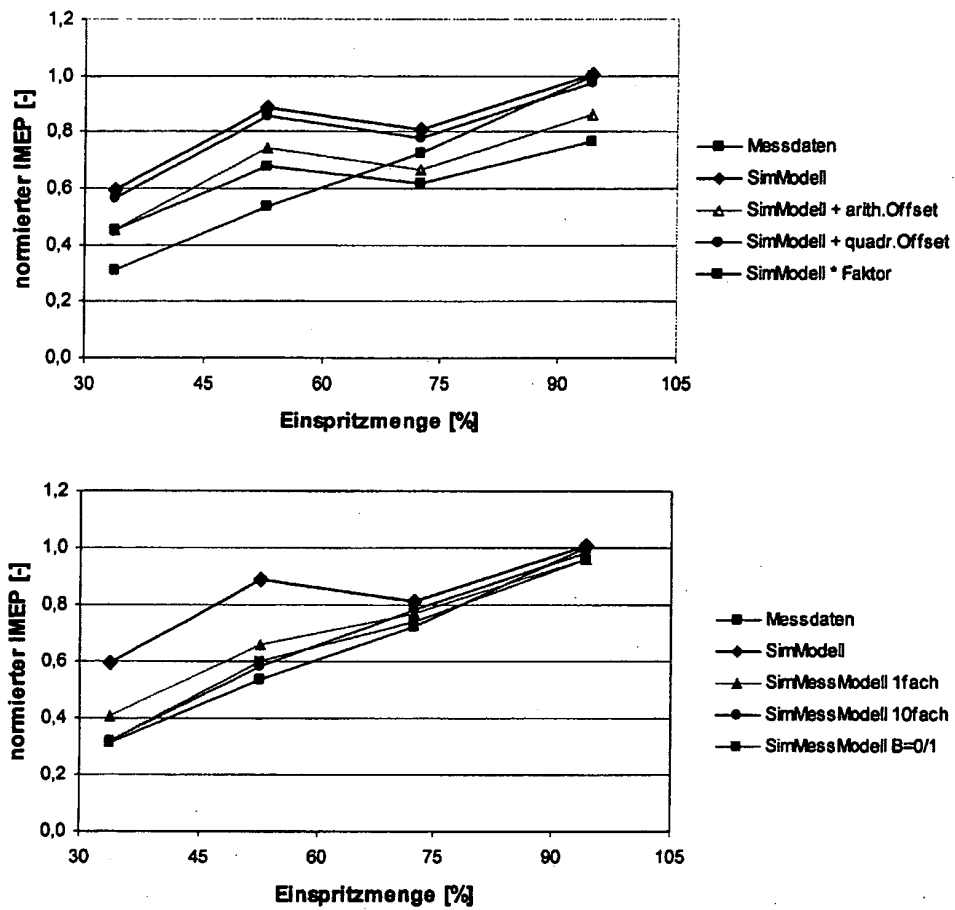




Fig. 10

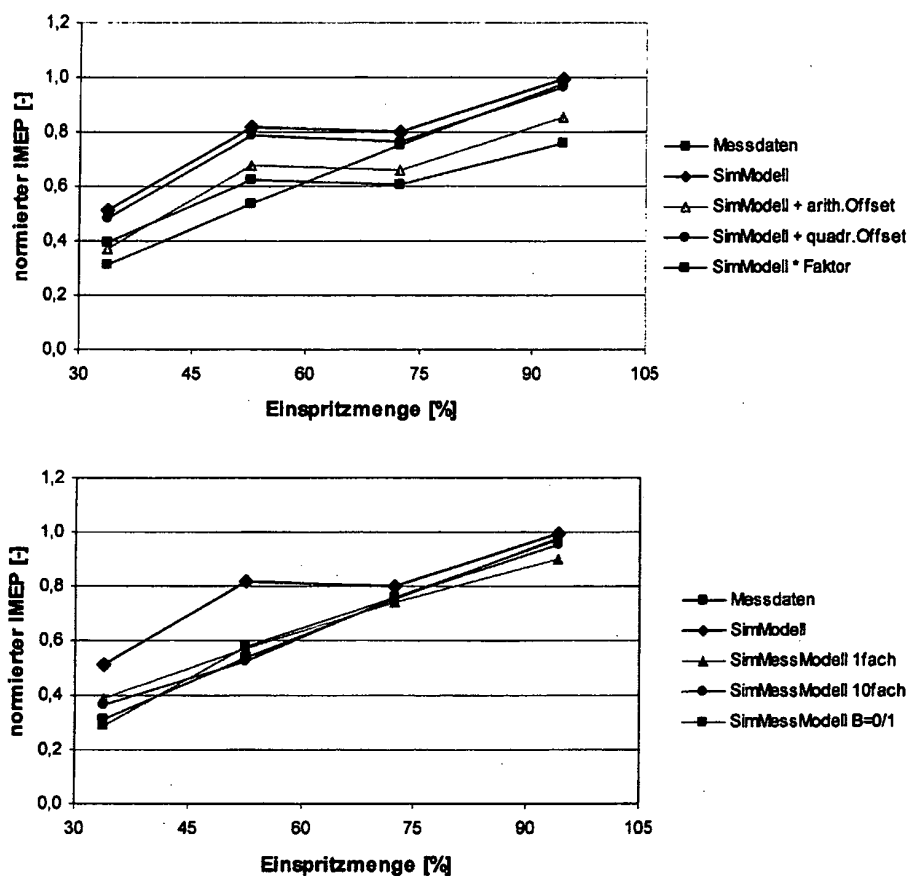




Fig. 11

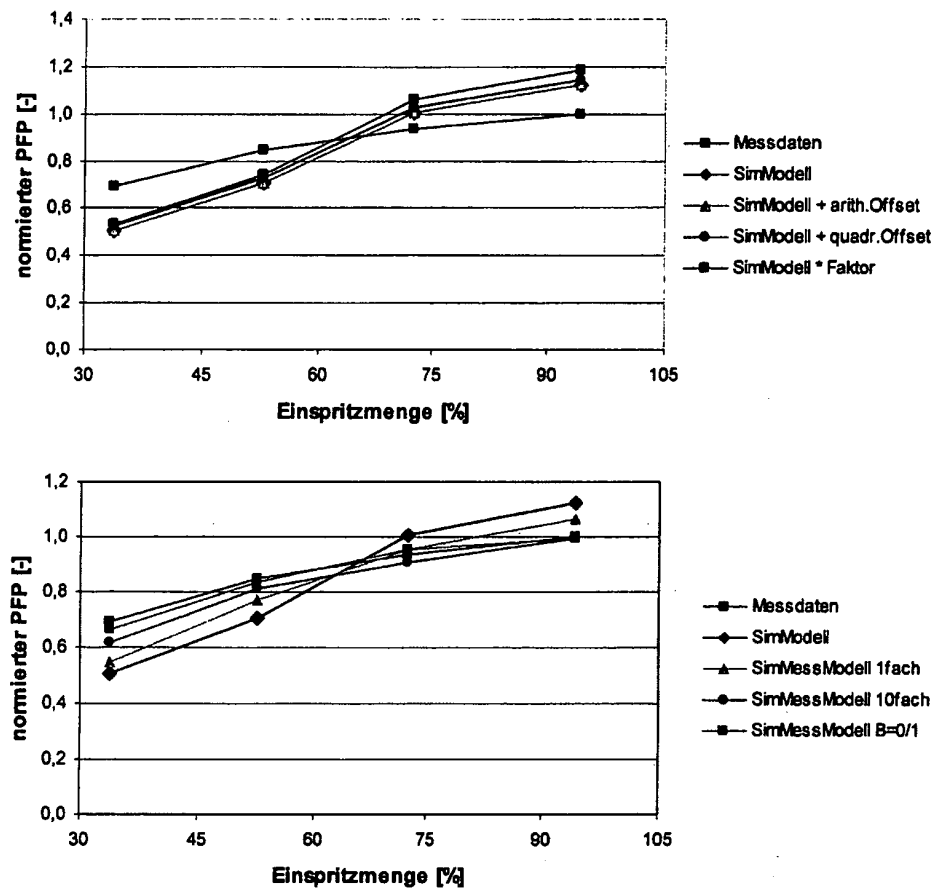




Fig. 12

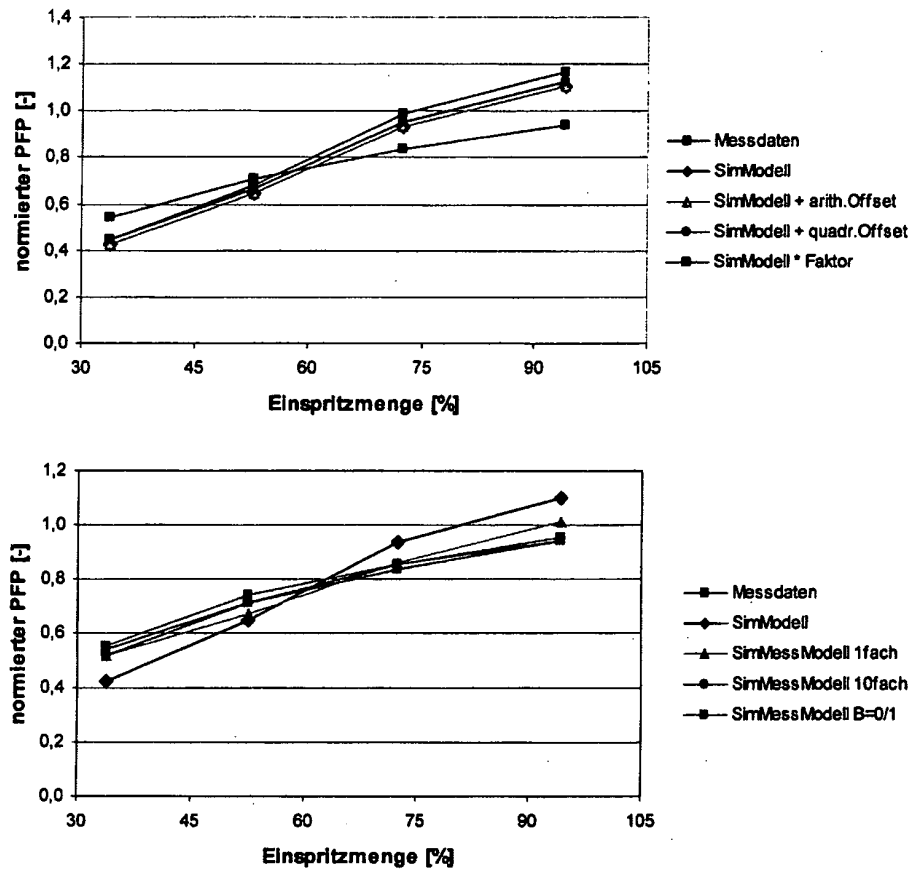




Fig. 13

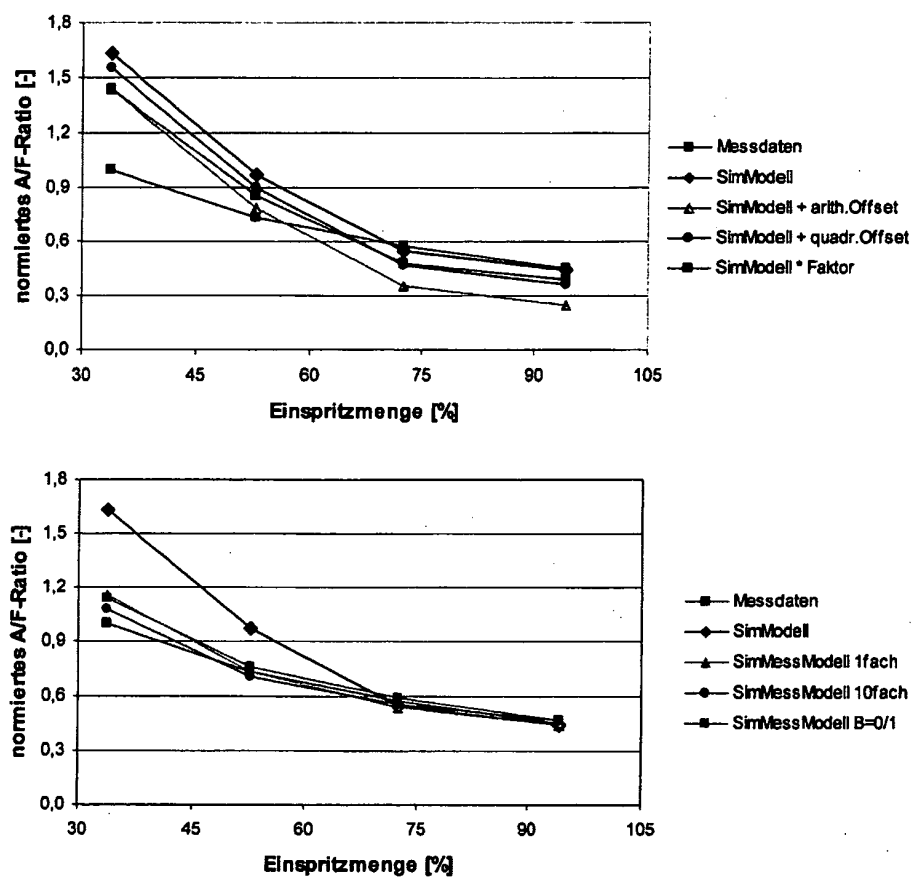




Fig. 14

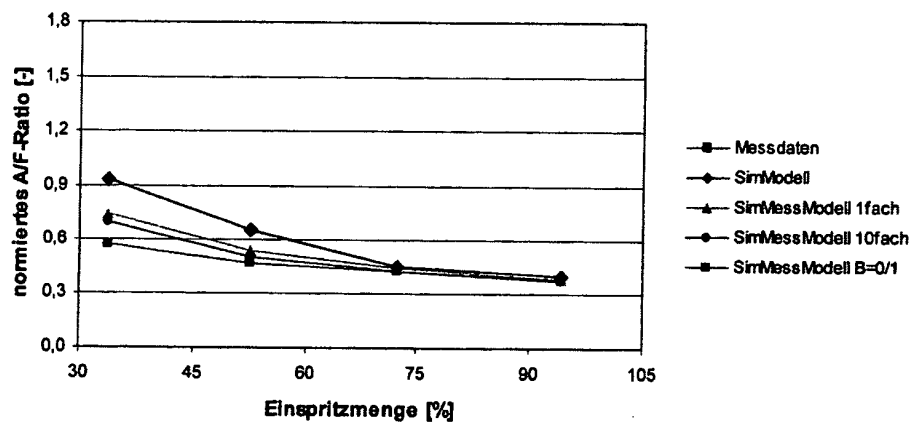
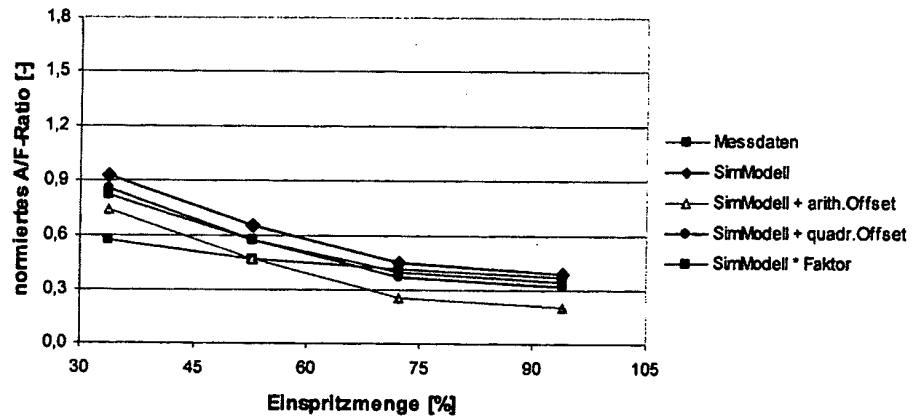
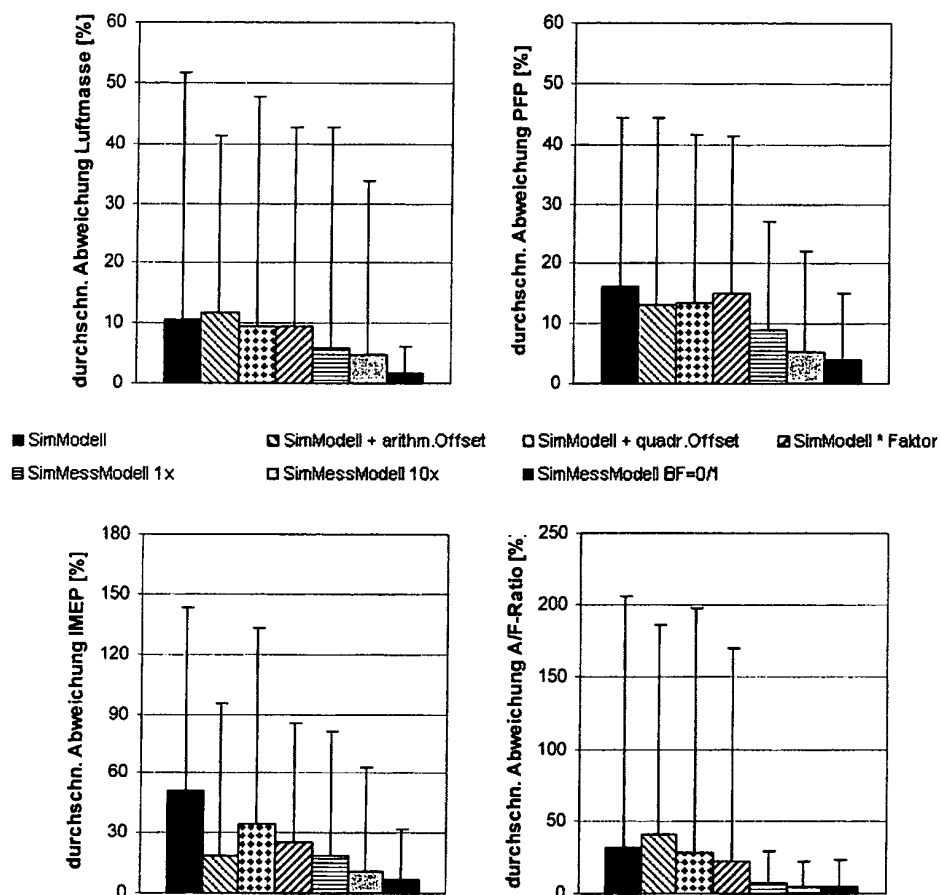


Fig. 15



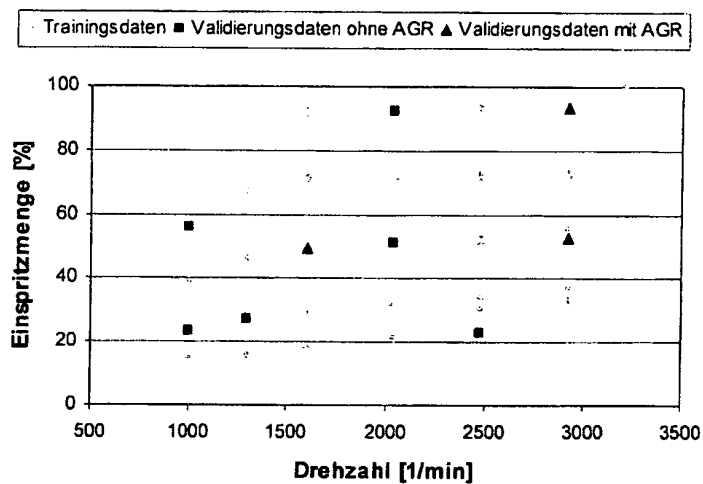


Fig. 16

Fig. 17

