



(19)
Bundesrepublik Deutschland
Deutsches Patent- und Markenamt

(10) **DE 10 2007 008 514 A1** 2008.09.04

(12)

Offenlegungsschrift

(21) Aktenzeichen: **10 2007 008 514.3**

(22) Anmeldetag: **21.02.2007**

(43) Offenlegungstag: **04.09.2008**

(51) Int Cl.⁸: **G05B 13/02** (2006.01)
F02D 41/00 (2006.01)

(71) Anmelder:
Siemens AG, 80333 München, DE

(72) Erfinder:
**Beer, Johannes, 93051 Regensburg, DE; Bänfer,
Oliver, 57319 Bad Berleburg, DE; Kainz, Josef, Dr.,
94330 Salching, DE; Nelles, Oliver, Dr., 57080
Siegen, DE**

(56) Für die Beurteilung der Patentfähigkeit in Betracht
gezogene Druckschriften:

DE 196 11 732 C1
DE10 2006 048730 A1
DE10 2004 031007 A1
DE10 2004 031006 A1
DE 102 03 920 A1
DE 102 03 919 A1
DE 102 00 946 A1
DE 101 13 538 A1
DE 100 10 681 A1
WO 01/15 078 A2

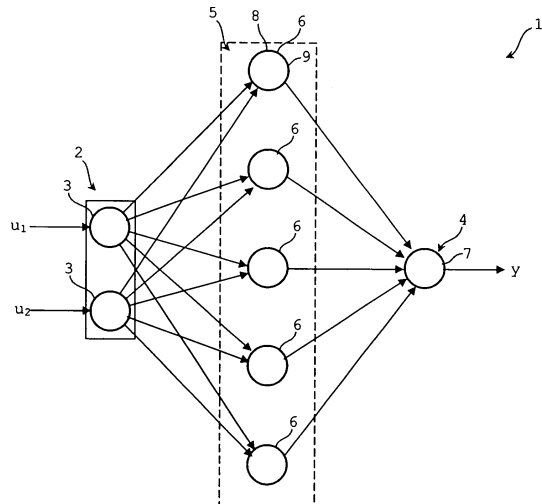
Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen

Prüfungsantrag gemäß § 44 PatG ist gestellt.

(54) Bezeichnung: **Verfahren und Vorrichtung zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung**

(57) Zusammenfassung: Die vorliegende Erfindung betrifft ein Verfahren zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung, bei dem in einer Vielzahl (M) von Neuronen eine Aktivierungsfunktion berechnet wird, und eine dementsprechend ausgebildete Vorrichtung zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung.

Um ein Verfahren und eine Vorrichtung der genannten Art zu schaffen, die unter Verwendung vergleichsweise kostengünstiger Rechnerarchitekturen effizient einsetzbar ist, wird vorgeschlagen, dass jedes Neuron 6 einem Test auf Lieferung eines eigenen Beitrages zu einem Ausgangssignal bzw. einem Aktivitätstest unterzogen wird und nur Neuronen 6 berechnet werden, die einen Beitrag liefern.



Beschreibung

[0001] Die vorliegende Erfindung betrifft ein Verfahren und eine Vorrichtung zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung, bei dem eine Eingangsschicht mit Empfangsknoten bzw. Neuronen für den Empfang von Eingangssignalen oder Mustern aus der Außenwelt, eine Ausgangsschicht mit Neuronen zur Weitergabe der Signale an die Außenwelt und eine zwischen der Eingangsschicht und der Ausgangsschicht angeordnet verdeckte Schicht umfasst, deren Neuronen jeweils alle Eingangssignale erhalten und nach der Verarbeitung Ausgangssignale an alle Neuronen der Ausgangsschicht zur Endverarbeitung weiterleiten, bei dem in einer Vielzahl von Neuronen eine Aktivierungsfunktion berechnet wird.

[0002] Ohne Beschränkung ihres Einsatzfeldes wird die vorliegende Erfindung nachfolgend nur unter Bezugnahme auf den Automobilsektor dargestellt. Der Automobil- und Kraftfahrzeugbereich ist aufgrund der hohen Systemanforderungen bei gleichzeitig hohem Kostendruck durch die hohen Absatzzahlen ein wirtschaftlich sehr bedeutender Anwendungsbereich. Alternative Einsatzfelder in der Flugzeug- oder Kraftwerkstechnik sowie auf sonstigen Feldern mit komplexen und mehrdimensionalen Regelaufgaben werden damit grundsätzlich nicht ausgeschlossen.

[0003] Bedingt durch die zunehmende Anzahl von Freiheitsgraden moderner Verbrennungsmotoren steigen Umfang und Komplexität der von der Motorsteuerung durchzuführenden Modellierungsaufgaben erheblich an. Zur Parametrierung dieser Modelle ist eine Vielzahl von Konstanten, Kennlinien und Kennfeldern erforderlich, was einen erheblichen Bedarf an Steuergeräteressourcen nach sich zieht. Manche dieser Modelle erfordern die Abbildung mehr- oder sogar hochdimensionaler Abhängigkeiten, also Zusammenhänge zwischen einer Ausgangsgröße und mehr als zwei Eingangsgrößen. Die Repräsentation einer solchen Funktion durch Kennfelder mit Stützstellen auf einem Gitter ist die übliche Vorgehensweise. Da hierbei die Anzahl der erforderlichen Stützstellen exponentiell mit der Anzahl der Eingangsgrößen anwächst, ist dieses Vorgehen ab einer gewissen Anzahl von Eingangsgrößen nicht mehr praktikabel.

[0004] Einen Ausweg aus diesem Dilemma bieten Verfahren und Vorrichtungen unter Verwendung neuronaler Netze. Auf Basis derartiger Modellierungen einer Vorrichtung können nachfolgend Adaptionen, Steuerungen, Regelungen, Diagnosen und/oder Prädiktionen durchgeführt bzw. Vorhersagen getroffen werden. Neuronale Netze bieten den Vorteil, dass bei diesen die Anzahl der Kalibrationsgrößen nicht im selben Maße mit der Anzahl der Eingangsgrößen ansteigt. Aus diesem Grund gibt es aus dem Stand der Technik zahlreiche Beispiele für die Verwendung neuronaler Netze, so z. B. zur

- Abbildung des Schluckverhaltens einer Verbrennungskraftmaschine, siehe B. Wu et al., SAE 2004-01-3054, H. Nareid, M. Grimes, J. Verdejo, SAE 2005-01-0045,
- Regelung von Bi-Fuel-Motoren, siehe G. Gnonam et al., SAE 2004-01-1360,
- Analyse des Spannungsverlaufs an der Zündkerze, siehe M. de Zoysa et al., Fourth International Conference on Knowledge-based Intelligent Engineering Systems & Allied Technologies, Brighton, UK, 2000, oder
- Regelung des Zündwinkels, siehe M. Beham, D. L. Yu, Proc. IMechE. Part D: J. Automobile Engineering, 219, 227 (2005),

um nur einige Beispiele zu nennen. Hierbei werden verschiedene Arten neuronaler Netze eingesetzt, wie z. B. Multi Layer Perzeptron MLP, RBF oder lineares neuro-fuzzy Netz bzw. nachfolgend als lokales Modell Netz LMN bezeichnet, die z. B. von O. Nelles in O. Nelles, Nonlinear System Identification, Springer, Berlin, 2001 näher beschrieben werden.

[0005] Auch wird u. a. in den Patentanmeldungen DE 102 03 919 A1, DE 102 00 946 A1, DE 102 03 920 A1, DE 101 13 538 A1 auf eine Anwendung neuronaler Netze im Umfeld von Motorsteuerungen in Kraftfahrzeugen eingegangen.

[0006] Allen neuronalen Netzen ist gemeinsam, dass in deren konstituierenden Komponenten – den Knoten oder Neuronen – eine nichtlineare Funktion berechnet wird, die sog. Aktivierungs- bzw. Gültigkeitsfunktion. Typische Aktivierungsfunktionen sind die logistische Funktion

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

(1)

für MLP-Netze, oder die Gauß'sche Glockenfunktion

$$g(x) = e^{-x^2},$$

(2)

die meist bei lokalen Modell Netzen, kurz LMN, und RBF zum Einsatz kommen.

[0007] Es ist daher Aufgabe der vorliegenden Erfindung, ein Verfahren und eine Vorrichtung der genannten Art zu schaffen, die unter Verwendung vergleichsweise kostengünstiger Rechnerarchitekturen effizient einsetzbar ist.

[0008] Diese Aufgabe wird durch die Merkmale der unabhängigen Ansprüche gelöst. Weitere vorteilhafte Merkmale von Weiterbildungen der Erfindung sind Gegenstand der jeweiligen Unteransprüche.

[0009] Der vorliegenden Erfindung liegt die Erkenntnis zugrunde, dass nicht alle Neuronen eines neuronalen Netzes einen Beitrag zu einem Ausgang des betreffenden neuronalen Netzes liefern. Es ist also eine erhebliche Reduktion des Berechnungsaufwands erreichbar, indem nur diejenigen Neuronen berechnet werden, die einen tatsächlichen Beitrag zum Ausgang des Netzes liefern.

[0010] Erfindungsgemäß zeichnet sich ein Verfahren zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung der eingangs genannten Art dadurch aus, dass jedes Neuron einem Test auf Lieferung eines eigenen Beitrages zu einem Ausgangssignal unterzogen wird. Für üblicherweise verwendete Gültigkeitsfunktionen auf Basis der Exponentialfunktion, vgl. z. B. Gleichungen (1) und (2), gilt, dass sie außerhalb eines Teilbereichs der Definitionsmenge einen näherungsweise konstanten Wert haben. So gilt gemäß einer bevorzugten Ausführungsform der Erfindung bei Wahl eines geeignet gewählten Schwellwertes THD z. B. für die eingangs erwähnten MLP-Netze für eine Aktivierungsfunktion $\Phi_i(x)$ zu einem Argument x an einem jeweiligen Neuron i näherungsweise:

$$\Phi_i(x) \approx \begin{cases} 0 & \text{falls } x \leq -\text{THD} \\ 1 & \text{falls } x \geq \text{THD} \end{cases}$$

(3)

[0011] Der hierbei auftretende Fehler fällt mit wachsendem Wert von THD.

[0012] Gemäß einer weiteren Ausführungsform der Erfindung gilt bei LMN- oder RBF-Netzen für eine eindimensionale Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{ij}(u_j)$ zu einem Eingangssignal u_j an einem Neuron i näherungsweise:

$$\mu_{ij}(u_j) \approx 0 \text{ falls } \frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} \geq \text{THD}$$

(4)

[0013] Ein erfindungsgemäßer Ansatz ist sehr gut mit der Offenbarung der nicht veröffentlichten Patentanmeldung DE 10 2006 046 204.1 kombinierbar, auf die nachfolgend Bezug genommen wird: Aufbauend auf der Erkenntnis, dass die Aktivierungsfunktionen während der Regelung sehr oft berechnet werden müssen, so dass eine möglichst ressourcenschonende Berechnungsmethode von großer Bedeutung ist und dass ferner gerade die Berechnung der für bekannte Aktivierungsfunktionen nötigen Exponentialfunktion numerisch besonders bei Verwendung von Festkommaarithmetik in heutigen üblichen Steuergeräten sehr aufwändig ist, lehrt die DE 10 2006 046 204, dass die Neuronen in der verdeckten Schicht jeweils eine Aktivierungsfunktion aufweisen, die als Polynom-Approximation einer ursprünglich vorgesehenen Aktivierungsfunktion in einem Speicher abgelegt ist. Dementsprechend zeichnet sich ein Regelungsverfahren unter Verwendung eines neuronalen Netzes gemäß der Lehre der DE 10 2006 046 204 dadurch aus, dass Aktivierungsfunktionen aus Polynom-Approximation einer ursprünglich vorgesehenen Aktivierungsfunktion unter der Maßgabe hergeleitet werden, dass sie gut im Sinne von stabil und effizient auf einer vorhandenen oder vorgegebenen Rechnerstruktur laufen insbesondere und auch mit Festkommaarithmetik effizient in einem Steuergerät berechnet werden können, wobei die Aktivierungsfunktionen insbesondere als abschnittsweise definierte Funktionen angegeben sind. Durch diese Anpassung an Steuergeräte mit Festkommaarithmetik wird gemäß der Lehre der DE 10 2006 046 204 der für die Verwendung neuronaler Netze nötige Ressourcenbedarf in vorteilhafter Weise erheblich vermindert, wobei die durch den Einsatz neuronaler Netze erzielbare Reduktion der Anzahl der Kalibrationsgrößen erhalten bleibt.

[0014] Unter Anwendung der Lehre der DE 10 2006 046 204 ergeben sich in einer bevorzugten Ausführungsform der Erfindung modifizierte Gültigkeitsfunktionen für MLP-Netze mit Vereinfachung der Gleichung (3) zu

$$\Phi_i(x) = \begin{cases} 0 & \text{falls } x \leq -1 \\ 1 & \text{falls } x \geq 1 \end{cases}$$

(5)

und Vereinfachung der Gleichung (4) für LMN- oder RBF-Netze zu

$$\mu_{ij}(u_j) = 0 \text{ falls } \frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} \geq 1$$

(6)

[0015] Somit kann bei der Berechnung dieser Funktionen in einer vorgeschalteten if-Abfrage überprüft werden, ob eine der obigen Bedingungen erfüllt ist. Ergibt sich dabei, dass der Funktionswert konstant gleich eins ist, so vereinfachen sich die nachfolgenden Berechnungen. Verschwindet der Funktionswert dagegen, so liefert das betreffende Neuron i keinen Beitrag und man kann sofort mit der Berechnung des nächsten Neurons fortfahren. Mit anderen Worten ist gemäß der vorstehenden Ausführungsform der Erfindung nur in dem Fall, dass in einem MLP-Netz an einem Neuron $|x| < \text{THD}$ ist, oder in einem LMN- oder RBF-Netz an einem Neuron

$$\frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} < \text{THD}$$

ist, eine vollständige Berechnung des jeweiligen Neurons durchzuführen. Außerhalb der genannten Entscheidungsintervalle erfolgt statt einer Berechnung eine einfache Werte-Zuordnung. Insbesondere bei den LMN ist die Einsparung erheblich, da auf die Berechnung des Ausgangs des lokalen Modells \hat{y}_i nach der folgenden Gleichung verzichtet werden kann:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^M \hat{y}_i \Phi_i(u_1, \dots, u_p),$$

$$\hat{y}_i = w_{i0} + w_{i1} f_1(u_1, \dots, u_p) + w_{i2} f_2(u_1, \dots, u_p) + \dots + w_{iq} f_q(u_1, \dots, u_p),$$

$$\Phi_i(u_1, \dots, u_p) = \frac{\mu_i(u_1, \dots, u_p)}{\sum_{j=1}^M \mu_j(u_1, \dots, u_p)}.$$

(7a)

[0016] Wobei die Funktionen f_k mit $k = 1 \dots q$ beliebig gewählt werden können, aber häufig $f_k(u_1, \dots, u_p) = u_k$ für $k = 1 \dots q$, $q = p$ benutzt wird, so dass sich in diesem Fall lokal lineare Modelle ergeben.

[0017] Schematisch kann daher die Berechnung eines neuronalen Netzes, wie z. B. einem LMN, wie folgt ablaufen:

```
MUE_SUM=0           % Initialisierung
```

```

ŷ = 0
for i=1:M % Schleife über alle M Neuronen
    dij =  $\frac{u_j - c_{ij}}{\sigma_{ij}}$  % Berechne Zwischengröße
    if |di1| < 1 % Prüfe, ob Neuron einen Beitrag liefert
        if |di2| < 1
            ...
            if |dip| < 1 % Neuron liefert Beitrag
                μi = (1 - dj12) · (1 - dj22) · ... · (1 - djp2) % Zugehörigkeitsfunktionswert
                ŷi = wi0 + wi1f1(u1, ..., up) + ... + wiqfq(u1, ..., up) % lokales Modell
                MUE_SUM = MUE_SUM + μi % Normierung
            endif
        endif
    endif
    ŷ = ŷ + ŷi · μi % summiere Beiträge der einzelnen
Neuronen
endfor
ŷ = ŷ / MUE_SUM % normiere das Endergebnis

```

[0018] In bekannter Weise bezeichnen im vorstehend wiedergegebenen Text die "%" -Zeichen einen erläuternden Kommentar. Bei der Berechnung eines neuronalen Netzes kann nun durch vergleichsweise einfache Entscheider- bzw. if-Abfragen in der vorstehend skizzierten Weise überprüft werden, ob eine der vorstehend genannten jeweiligen Bedingungen erfüllt ist. So lässt sich auch hier eine Beschleunigung der Berechnung erreichen, indem nur die "aktiven" Modelle berechnet und inaktive übersprungen werden. Dieses Verfahren ist dabei sehr vorteilhaft mit einem Verfahren gemäß der Lehre der DE 10 2006 046 204 kombinierbar, um weitere Einsparpotentiale hinsichtlich des Rechenaufwandes bei der Bearbeitung neuronaler Netze zu erschließen.

[0019] Weitere Merkmale und Vorteile der Erfindung werden nachfolgend unter Beschreibung von Ausführungsbeispielen mit Bezugnahme auf die Abbildungen der Zeichnung angegeben. In der Zeichnung zeigen in schematisierter Form:

[0020] [Fig. 1](#): ein grundsätzlicher Aufbau einer Regelvorrichtung auf Basis eines neuronalen Netzwerkes;

[0021] [Fig. 2](#): eine graphische Darstellung der Berechnung innerhalb eines lokalen Modell Netzes LMN;

[0022] [Fig. 3](#): eine graphische Gegenüberstellung der Gauß'schen und parabolischen Zugehörigkeitsfunktion μ anhand je zweier Funktionen mit Zentren bei $u = 1/3$ und $u = 2/3$

[0023] [Fig. 4](#): ein Diagramm zur Charakterisierung einer Schluckgeraden einer Verbrennungskraftmaschine unter Einblendung eines durch Saugrohrdruck und Luftmassenstrom definierten normalen Arbeitsbereiches

[0024] [Fig. 5](#): das Diagramm gemäß [Fig. 4](#) zur Charakterisierung der Schluckgerade in einem normalen Arbeitsbereich;

[0025] [Fig. 6a](#) und [Fig. 6b](#): Diagramme gemäß [Fig. 4](#) zur Darstellung von Fehleinstellungen und

[0026] [Fig. 7a–Fig. 7c](#): Diagramme zur Darstellung von Änderungen der Steigung der Schluckgeraden, des negativer Ordinaten-Achsenabschnitts und eines Offsets in Abhängigkeit von der Drehzahl N in einem definierten Betriebspunkt einer Brennkraftmaschine.

[0027] Über die verschiedenen Ausführungsbeispiele und Abbildungen hinweg werden nachfolgend einheitlich gleiche Bezugsziffern und Bezeichnungen für gleiche Funktions- bzw. Baugruppen und Verfahrensschritte in Weiterführung der in der nicht vorveröffentlichten Patentanmeldung DE 10 2006 046 204 getroffenen Vereinbarungen verwendet.

[0028] Fig. 1 zeigt einen grundsätzlichen Aufbau einer Regelvorrichtung 1 auf Basis eines neuronalen Netzwerkes. Das neuronale Netzwerk ist in drei Schichten aufgeteilt: Eine Eingangsschicht 2 mit Empfangsknoten bzw. Neuronen 3 für den Empfang von Eingangsgrößen u in Form von Signalen oder Mustern aus der Außenwelt und eine Ausgangsschicht 4 zur Weitergabe der Signale an die Außenwelt. Zwischen der Eingangsschicht 2 und der Ausgangsschicht 4 ist die sog. verdeckte Schicht 5 angeordnet, deren Neuronen 6 jeweils alle Eingangssignale u erhalten und nach der Verarbeitung Ausgangssignale an alle Neuronen 7 der Ausgangsschicht 4 zur Endverarbeitung weiterleiten. Im vorliegenden Beispielfall sind zwei Neuronen 3 in der Eingangsschicht 2, fünf Neuronen 6 in der verdeckten Schicht 5 und ein Neuron in der Ausgangsschicht 4 vorgesehen. Als Besonderheit weisen die Neuronen 6 der verdeckten Schicht 5 neben einem Modell der Außenwelt, das von einer Konstante bis zu einem mehrdimensionalen Abbild reichen kann, eine modifizierte Aktivierungsfunktion auf. Die Modifikation einer ursprünglich vorgesehenen und i. d. R. mathematisch aufwändig zu berechnenden Funktion wird unter der Maßgabe durchgeführt, dass zwischen der alten und der neuen Aktivierungsfunktion nur eine ausreichende Ähnlichkeit bestehen soll. Daher wird die neue Aktivierungsfunktion aus Polynom-Approximation der ursprünglich vorgesehenen Aktivierungsfunktion hergeleitet, um beispielsweise in einem nachfolgend noch diskutierten Anwendungsfall eine beschränkte, monotone und stetig differenzierbare Ersatzfunktion zu erhalten.

[0029] Gemäß der Lehre der DE 10 2006 046 204 werden nun vereinfachte Berechnungsvorschriften für die jeweiligen Aktivierungsfunktionen verwendet, wobei hinsichtlich der Basis dieser Ansätze vollumfänglich auf die DE 10 2006 046 204 verwiesen wird:

1. Berechnungsvorschrift für ein MLP-Netz

[0030] Der Ausgang eines multilayer perceptron-Netzes, kurz MLP, mit M Neuronen und p Eingängen u_1, \dots, u_p wird gemäß

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^M w_i \Phi_i \left(\sum_{j=0}^p w_{ij} u_j \right), \quad (8)$$

$$\Phi_0(\cdot) = 1, u_0 = 1$$

berechnet, siehe u. a. O. Nelles a. a. O., wobei die Gewichte w_i und w_{ij} durch sog. Training des Netzwerkes so zu bestimmen sind, dass der Ausgang die gewünschten Werte annimmt. Als Aktivierungsfunktion wird dabei üblicherweise die bereits eingangs genannte logistische Funktion gewählt

$$\Phi_i : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\Phi_i(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (i = 1, \dots, M). \quad (1)$$

[0031] Diese Funktion ist beschränkt, streng monoton steigend und stetig differenzierbar. Die Ableitung kann auf einfache Art und Weise berechnet werden.

[0032] Anstelle dieser aufwändig zu berechnenden Funktion wird in der DE 10 2006 046 204 vorgeschlagen, als Aktivierungsfunktion eine Funktion zu verwenden, die stückweise durch Polynome dargestellt werden kann. Die Funktion muss beschränkt, monoton und stetig differenzierbar sein. Als besonders geeignet hat sich die folgende, stückweise parabolische Funktion erwiesen:

$$\Phi_i : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\Phi_i(x) = \begin{cases} 0 & x \leq -1 \\ (2x+1+x^2)/2 & \text{falls } -1 < x \leq 0 \\ (2x+1-x^2)/2 & \text{falls } 0 < x < 1 \\ 1 & x \geq 1 \end{cases}, \quad (i = 1, \dots, M). \quad (9)$$

[0033] Diese Funktion ist beschränkt, monoton steigend und stetig differenzierbar. Die Ableitung kann einfach berechnet werden.

[0034] Diese neue Definition der Aktivierungsfunktion ersetzt damit Gleichung (1).

2. Berechnungsvorschrift für ein lokales Modell Netz LMN

[0035] Der Ausgang eines lokalen Modell Netzwerks mit M Neuronen und p Eingängen u_1, \dots, u_p wird bestimmt nach O. Nelles a. a. O. in Abwandlung der vorstehend genannten Gleichung (7a):

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^M \hat{y}_i \Phi_i(u_1, \dots, u_p),$$

$$\hat{y}_i = w_{i0} + w_{i1}u_1 + w_{i2}u_2 + \dots + w_{ip}u_p, \quad (7)$$

$$\Phi_i(u_1, \dots, u_p) = \frac{\mu_i(u_1, \dots, u_p)}{\sum_{j=1}^M \mu_j(u_1, \dots, u_p)}.$$

[0036] Eine Aktivierungs- bzw. Gültigkeitsfunktion ergibt sich durch Normierung einer Zugehörigkeitsfunktion. Dementsprechend ergeben sich im vorliegenden Fall die Gültigkeitsfunktionen Φ_i durch Normierung der mehrdimensionalen Zugehörigkeitsfunktionen μ_i . Diese mehrdimensionale Zugehörigkeitsfunktion μ_i definiert man als Produkt von eindimensionalen Zugehörigkeits-Funktionen μ_{ij} :

$$\mu_i(u_1, \dots, u_p) = \prod_{j=1}^p \mu_{ij}(u_j), \quad (10)$$

$$\mu_{ij}(u_j) = \exp\left(-\frac{(u_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right). \quad (11)$$

[0037] Die Gewichte w_{ij} und die Parameter c_{ij} bzw. σ_{ij} können mit Hilfe des local linear model tree- bzw. LOLI-MOT-Trainingsalgorithmus bestimmt werden.

[0038] Eine graphische Darstellung der vorstehend beschriebenen Berechnungsvorschriften ist in [Fig. 2](#) wiedergegeben. Hier ist eine Anzahl von M Neuronen **6** in der verdeckten Schicht **5** dargestellt. Diesen Neuronen **6** ist jeweils eine approximierte Gültigkeitsfunktion **9** zugeordnet worden. In dem M -ten Neuron **6** ist exemplarisch eine Gültigkeitsfunktion **10** vorgesehen. Die Gültigkeitsfunktion **10** hat die Aufgabe einer Einstellung eines Extrapolationsverhaltens bzw. eines Verlaufes über die Ränder des Betrachtungsbereiches hinaus.

[0039] In dem beschriebenen Fall sind die eindimensionalen Zugehörigkeitsfunktionen also Gauß-Funktionen. Anstelle dieser aufwändig zu berechnenden Funktion wird hier vorgeschlagen, die eindimensionale Zugehörigkeitsfunktion stückweise durch Polynome darzustellen. Als besonders geeignet hat sich die folgende, in einem Teil des Definitionsbereichs parabolische Funktion erwiesen:

$$\mu_{ij} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\mu_{ij}(u_j) = \begin{cases} 1 - (u_j - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2 & \text{falls } (u_j - c_{ij})^2 < \sigma_{ij}^2 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, \quad (i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, p). \quad (12)$$

[0040] Gleichung (12) ersetzt damit Gleichung (11). Auch in diesem Fall können die Gewichte und Parameter mit einem modifizierten LOLIMOT-Algorithmus bestimmt werden.

[0041] Die Abbildung von [Fig. 3](#) zeigt anhand eines Beispiels Gauß'sche und parabolische Zugehörigkeitsfunktionen im direkten Vergleich. Von Bedeutung ist beim Ersetzen der ursprünglichen durch eine approximierte Zugehörigkeitsfunktion im Wesentlichen der qualitative Verlauf der jeweiligen Kurven. D. h., dass eine Lage der Maxima und ein Abklingen der Funktionen weit ab der Maxima auf Werte nahe Null von großer Bedeutung bei Auswahl und Formung der Ersatzfunktion sind. Weiterhin darf die Funktion nur Werte ≥ 0 annehmen.

3. Berechnungsvorschrift für ein RBF-Netz

[0042] Die Berechnungsvorschrift für ein neuronales Netz mit radialer Basisfunktion, d. h. vom RBF-Typ, ist formal ein Spezialfall von Gleichung (7), wobei die linearen Gewichte der Eingänge verschwinden, d. h. $w_{ij} = 0$ für alle $j > 0$. Damit kann das vorstehend geschilderte Vorgehen bezüglich der modifizierten Berechnung der Zugehörigkeitsfunktion nach Gleichung (12) direkt übernommen werden.

[0043] Im Folgenden wird nun ein erfindungsgemäßes Verfahren im Einzelnen erläutert. Unter Verwendung der in Gleichung (9) und Gleichung (12) definierten und gemäß der Lehre der DE 10 2006 046 204 modifizierten Gültigkeitsfunktionen kann mit dem hier vorgeschlagenen Verfahren eine schnellere Berechnung des Ausgangs eines neuronalen Netzes erfolgen. Hierbei wird ausgenutzt, dass die betreffenden Funktionen außerhalb eines Teilbereichs der Definitionsmenge einen konstanten Wert haben. So gilt, wie bereits eingangs angegeben, für MLP-Netze:

$$\Phi_i(x) = \begin{cases} 0 & \text{falls } x \leq -1 \\ 1 & \text{falls } x \geq 1 \end{cases}$$

(5)

und für LMN- oder RBF-Netze:

$$\mu_{ij}(u_j) = 0 \quad \text{falls} \quad \frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} \geq 1$$

(6)

[0044] Bei der Berechnung dieser Funktionen kann also in einer vorgeschalteten if-Abfrage überprüft werden, ob eine der obigen Bedingungen erfüllt ist. Ergibt sich dabei, dass der Funktionswert konstant gleich eins ist, so vereinfachen sich die nachfolgenden Berechnungen. Verschwindet der Funktionswert dagegen, so liefert das betreffende Neuron i keinen Beitrag und man kann sofort mit der Berechnung des nächsten Neurons fortfahren. Insbesondere bei den LMN ist die Einsparung erheblich, da auf die Berechnung des Ausgangs des lokalen Modells \hat{y}_i nach der vorstehend wiedergegebenen Gleichung (7) verzichtet werden kann.

[0045] Die Berechnung eines neuronalen Netzes kann daher am Beispiel eines LMN gezeigt nach folgendem Schema ablaufen:

```

MUE_SUM=0           % Initialisierung
ŷ=0                 % Initialisierung
for i=1:M           % Schleife über alle M Neuronen
    dij =  $\frac{u_j - c_{ij}}{\sigma_{ij}}$  % Berechne Zwischengröße
    if |di1| < 1 % Prüfe, ob Neuron einen Beitrag liefert
        if |di2| < 1 % Prüfe, ob Neuron einen Beitrag liefert
            ...
            if |dip| < 1 % Neuron liefert Beitrag
                μi = (1 - dj12) · (1 - dj22) · ... · (1 - djp2) % Zugehörigkeitsfunktionswert
                ŷi = wi0 + wi1f1(u1, ..., up) + ... + wiqfq(u1, ..., up) % lokales Modell
                MUE_SUM = MUE_SUM + μi % Normierung
            endif
        endif
    endif
    ŷ = ŷ + ŷi · μi % summiere Beiträge der einzelnen
Neuronen
endfor
ŷ = ŷ / MUE_SUM % normiere das Endergebnis

```

[0046] Die Anwendung des bislang für stückweise polynomiale Gültigkeitsfunktionen dargestellten Verfahrens ist nicht auf diesen Fall begrenzt. Auch für die üblicherweise verwendeten Gültigkeitsfunktionen auf Basis der Exponentialfunktion, wie in Gleichungen (1) und (11), gilt, dass sie außerhalb eines Teilbereichs der Definitionsmenge einen näherungsweise konstanten Wert haben. So gilt bei Wahl eines geeignet gewählten Schwellwertes THD für MLP-Netze näherungsweise

$$\Phi_i(x) \approx \begin{cases} 0 & \text{falls } x \leq -\text{THD} \\ 1 & \text{falls } x \geq \text{THD} \end{cases} \quad (3)$$

wobei der auftretende Fehler mit wachsendem Wert von THD fällt, und

$$\mu_{ij}(u_j) \approx 0 \quad \text{falls } \frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} \geq \text{THD} \quad (4)$$

bei LMN- oder RBF-Netzen.

[0047] Bei der Berechnung eines neuronalen Netzes, wie vorstehend anhand eines LMN skizziert, kann nun durch vergleichsweise einfache Entscheider- bzw. if-Abfragen anhand der Erfüllung einer der vorstehend genannten jeweiligen Bedingungen überprüft werden, ob ein Neuron einen eigenen Beitrag zu einem Ausgang liefert. Liefert ein betreffendes Neuron *i* keinen Beitrag, so kann sofort mit der Berechnung des nächsten Neurons fortgefahren werden. So lässt sich eine Beschleunigung der Berechnung erreichen, indem nur die "aktiven" Modelle berechnet werden.

[0048] Die Lehre der DE 10 2006 046 204 ermöglicht eine vereinfachte Berechnung der Zugehörigkeitsfunktionen und offenbart als Anwendung die Modellierung des Schluckverhaltens einer Verbrennungskraftmaschine. Vorstehend wurde ein erweitertes Verfahren zur effizienten Berechnung eines kompletten neuronalen Netzes dargestellt. Die Anwendung eines erfindungsgemäßen Verfahrens wird nun aufbauend auf die Offenbarung der DE 10 2006 046 204 anhand der Modellierung des Schluckverhaltens eines Verbrennungsmotors mit Hilfe eines LMN aus der Automobiltechnik dargestellt.

a) Zum Hintergrund dieses praktischen Anwendungsbeispiels:

[0049] Für den Betrieb moderner Verbrennungsmotoren und die Einhaltung anspruchsvoller Emissionsgrenzwerte muss die Motorsteuerung eine genaue Modellierung des Luftmassenstroms in Abhängigkeit vom Betriebszustand des Motors gewährleisten. Dies ermöglicht es, die einzuspritzende Kraftstoffmenge so zu bemessen, dass ein für die Abgasnachbehandlung im Katalysator optimales Luft-Kraftstoffverhältnis λ bzw. λ vorliegt.

[0050] Dazu wird anhand einer Gaspedalstellung ein aktueller Fahrerwunsch bzw. ein gewünschtes Drehmoment sensiert. In der Motorsteuerung erfolgt heute die Beschreibung des Schluckverhaltens der Brennkraftmaschine, das ist die Abhängigkeit des Luftmassenstroms MAF vom Saugrohrdruck MAP, in Form einer sog. Schlucklinie und in linearisierter Form, also als sog. Schluckgerade,

$$\text{MAF} = \text{EFF_VOL_SLOP} \cdot \text{MAP} - \text{EFF_VOL_OFS} \quad (13)$$

[0051] Bei Motoren ohne Turboaufladung und ohne Nockenwellenverstellung ist die Nichtlinearität in der Regel vernachlässigbar, so dass sich eine Schluckgerade ergibt. Bei der hier angesetzten Linearisierung wird gleichfalls angenommen, dass Nichtlinearitäten in der Abhängigkeit des Luftmassenstroms vom Saugrohrdruck vernachlässigt werden können.

[0052] Hier wird also angenommen, dass Nichtlinearitäten in der Abhängigkeit des Luftmassenstroms vom Saugrohrdruck vernachlässigt werden können. Die Parameter für Steigung EFF_VOL_SLOP und Achsenabschnitt EFF_VOL_OFS der Schluckgeraden werden durch einen Satz von Kennfeldern, oder auch durch ein neuronales Netz in Abhängigkeit von Drehzahl N, Nockenwellenposition mit Einlass CAM_IN und/oder Auslass CAM_EX und Aktuatorstellung unter Berücksichtigung von Drallklappe, Schaltsaugrohr, Ventilhubumschaltung o. a. in einem Steuergerät hinterlegt. Außerdem werden die aus den erwähnten Kennfeldern interpolierten Werte für Steigung und Achsenabschnitt zur Kompensation von veränderten Umgebungsbedingungen abhängig von Umgebungsdruck, Saugrohr- und Kühlwassertemperatur zusätzlich korrigiert. Weiterhin können Korrekturen angebracht werden, um Nichtlinearitäten in der MAF-MAP-Abhängigkeit abzubilden.

[0053] Ein Grundgedanke des bisher praktizierten Vorgehens bestand darin, die Schluckgerade durch die Steigung und den negativen MAF-Achsenabschnitt für MAP = 0 zu charakterisieren. Nachfolgend wird nun ein veränderter Ansatz beschrieben, der dadurch gekennzeichnet ist, dass die Schluckgerade durch den Wert der Steigung und den MAF-Achsenabschnitt für einen in einem Arbeitsbereich **11** des Motors liegenden Saugrohrdruck repräsentiert wird. Es ist vorteilhaft, im Unterschied zum bisherigen Standard-Vorgehen den Offset der Schluckgeraden nicht für MAP = 0 sondern für einen MAP-Wert in dem in der Abbildung von [Fig. 4](#) umrandet dargestellten Arbeitsbereich **11** zu definieren. Für die im Weiteren dargestellte Abbildung des Schluckverhaltens mittels eines neuronalen Netzes ist das Vorgehen dafür analog.

[0054] Dieses Vorgehen bietet verschiedene Vorteile, die im Folgenden näher erläutert werden.

[0055] Die Parameter für Steigung EFF_VOL_SLOP und MAF-Achsenabschnitt EFF_VOL_OFS der Schluckgeraden können entweder durch Kennfelder, oder auch durch ein neuronales Netz in Abhängigkeit von Drehzahl N, Nockenwellenposition mit Einlass CAM_IN und/oder Auslass CAM_EX und Aktorstellung, z. B. Drallklappe, Schaltsaugrohr, Ventilhubumschaltung, in dem Steuergerät hinterlegt werden.

[0056] Außerdem werden die so berechneten Werte für Steigung und Achsenabschnitt zur Kompensation von veränderten Umgebungsbedingungen abhängig von Umgebungsdruck, Saugrohr- und Kühlwassertemperatur zusätzlich korrigiert. Weiterhin können Korrekturen angebracht werden, um Nichtlinearitäten in der MAF-MAP-Abhängigkeit abzubilden.

b) Ermittlung der Parameter zur Charakterisierung der Schluckgeraden

[0057] Nach einem bislang praktizierten Ansatz wird die Schluckgerade, vgl. Gleichung (13), durch deren Steigung EFF_VOL_SLOP und den laut Vorzeichenkonvention negativen Achsenabschnitt der Ordinate EFF_VOL_OFS eindeutig festgelegt, siehe [Fig. 4](#). Die Ermittlung dieser Parameter erfolgt durch Auswertung von Messdatenpaaren (MAF, MAP) für verschiedene Betriebszustände. Typischerweise besteht diese Analyse in einer linearen Regression, durch die Steigung und Achsenabschnitt so gewählt werden, dass die Messdaten mit möglichst geringem quadratischem Fehler durch die Schluckgerade repräsentiert sind. Eine Charakterisierung der Schluckgeraden durch EFF_VOL_OFS und EFF_VOL_SLOP ist in [Fig. 4](#) dargestellt.

[0058] Der Parameter für die Steigung ist nicht direkt interpretierbar. Der MAP-Achsenabschnitt kann als im Zylinder verbleibende Restgasmenge bzw. als der dadurch generierte Massenstrom interpretiert werden. Eine direkte Messung ist für beide Parameter nicht möglich.

c) Charakterisierung der Schluckgeraden in einem Arbeitsbereich

[0059] Gemäß der hier vorgeschlagenen Verbesserung wird der Ordinaten-Achsenabschnitt der Schluckgeraden nicht im Ursprung, d. h. für MAP = 0, sondern für einen im Arbeitsbereich des Motors liegenden Saugrohrdruck definiert, z. B. MAP = 600 hPa, vgl. [Fig. 5](#). Dieser Saugrohrdruckwert werde mit C_MAP_BAS bezeichnet. Ein sich an diesem Punkt einstellender Massenstrom wird als EFF_VOL_OFS_TRF bezeichnet. Der Massenstrom kann nun mit folgender Gleichung berechnet werden:

$$\text{MAF} = \text{EFF_VOL_SLOP} \cdot (\text{MAP} - \text{C_MAP_BAS}) + \text{EFF_VOL_OFS_TRF} \quad (14)$$

[0060] Die Steigung EFF_VOL_SLOP wird dabei nicht verändert. Bezüglich des Ergebnisses für den Massenstrom sind beide Ansätze völlig gleichwertig, wenn die Umrechnung zwischen EFF_VOL_OFS_TRF und EFF_VOL_OFS gemäß

$$\text{EFF_VOL_OFS_TRF} = \text{EFF_VOL_SLOP} \cdot \text{C_MAP_BAS} - \text{EFF_VOL_OFS} \quad (15)$$

vorgenommen wird. Die Bedatung kann damit gemäß dem bisherigen Vorgehen einer Regressionsanalyse und anschließender Umrechnung nach obiger Formel erfolgen. Trotz der mathematischen Äquivalenz zum bisherigen Ansatz gewährleistet das vorgeschlagene Vorgehen die im Folgenden zu erläuternden Vorteile:

I. Interpretierbarkeit

[0061] Im Gegensatz zum bisher verwendeten Achsenabschnitt EFF_VOL_OFS, der nicht durch direkte Messung zugänglich ist, kann der Offset EFF_VOL_OFS_TRF des neuen Verfahrens direkt gemessen werden, indem der Luftmassenstrom bestimmt wird, der sich bei einem Saugrohrdruck von C_MAP_BAS einstellt. Es hat sich als vorteilhaft erwiesen, C_MAP_BAS etwa in der Mitte des MAP-Arbeitsbereiches des Motors zu wählen. Bei einem Saugmotor entspricht dies einem Wert von ca. 600 hPa. Durch die direkte Messbarkeit kann die Bedeutung des Parameters EFF_VOL_OFS_TRF überdies sehr leicht interpretiert werden.

II. Robustheit

[0062] Die Schluckgerade wird durch das vorgeschlagene Verfahren quasi in der Mitte des Arbeitsbereichs fixiert, nicht wie bisher außerhalb. Dadurch bedingt ergibt sich eine geringere Anfälligkeit des Verfahrens bezüglich Ungenauigkeiten in der Steigung. Die Grundidee dieser Aussage ist in den Abbildungen der [Fig. 6a](#) und [Fig. 6b](#) als Auswirkung eines Fehlers in der Steigung EFF_VOL_SLOP auf das Ergebnis für den Luftmassenstrom MAF für den bisherigen Ansatz gemäß [Fig. 6a](#) und den neuen Ansatz gemäß [Fig. 6b](#) illustriert.

[0063] Wie zu erkennen ist, führt ein Fehler in der Steigung beim bisherigen Ansatz gemäß [Fig. 6a](#) im gesamten Arbeitsbereich **11** zu einem großen Fehler im Massenstrom, d. h. der Unterschied zwischen der korrekten Schluckgeraden und dem mit fehlerhafter Steigung ermittelten Ergebnis gemäß gestrichelter Kurve ist im gesamten Arbeitsbereich beträchtlich. Im Gegensatz dazu ergibt sich mit dem vorgeschlagenen Ansatz gemäß [Fig. 6b](#) im Arbeitsbereich **11** ein erheblich kleinerer Fehler. Unter der Annahme, dass EFF_VOL_OFS_TRF korrekt bestimmt wurde, ist sogar unabhängig von der Größe des Fehlers in EFF_VOL_SLOP der Wert des Massenstroms an einem Punkt immer richtig, hier für den Punkt MAP = C_MAP_BAS.

[0064] Bezüglich eines Fehlers im Offset, also beim bisherigen Ansatz in EFF_VOL_OFS bzw. in EFF_VOL_OFS_TRF beim neuen Ansatz, ergibt sich keine Änderung der Auswirkung eines solchen Fehlers auf das Ergebnis für MAF. In beiden Fällen bewirkt ein absoluter Fehler im Offset einen gleich großen absoluten MAF-Fehler. Insgesamt wird also durch den vorgeschlagenen Ansatz eine höhere Robustheit gegenüber Fehlern in der Steigung EFF_VOL_SLOP erreicht, während die Auswirkung von Fehlern im Offset EFF_VOL_OFS bzw. EFF_VOL_OFS_TRF unverändert bleibt.

III. Verringerung des Kalibrationsspeicherbedarfs

[0065] Wie eben dargestellt, wird mit dem vorgeschlagenen Verfahren eine höhere Robustheit gegenüber Fehlern im Wert für die Steigung der Schluckgeraden erreicht. Daher ermöglicht das neue Verfahren eine Re-

duktion der Größe der Kennfelder für EFF_VOL_SLOP. Der dadurch bedingte zusätzliche Fehler ist bei Verwendung des vorgeschlagenen Verfahrens deutlich geringer als beim herkömmlichen Ansatz.

[0066] Zur Überprüfung dieser Aussage wurde eine theoretische Analyse auf Basis der Serien-Kalibration des Schluckverhaltens für einen 6-Zylinder Saugmotor intern durchgeführt. Zur Verdeutlichung der Auswirkung des Übergangs vom bisherigen zum vorgeschlagenen Verfahren ist in den Abbildungen der [Fig. 7a–Fig. 7c](#) für einen ausgewählten Betriebspunkt, der im vorliegenden Fall durch die Werte LV_VIM_SP = 0, LV_PORT_DEAC = 0, CAM_IN = 103.875°CRK, CAM_EX = 103.125°CRK bestimmt ist, die Drehzahlabhängigkeit von EFF_VOL_OFS, EFF_VOL_SLOP und EFF_VOL_OFS_TRF dargestellt. Dazu ist in [Fig. 7a](#) der Verlauf von EFF_VOL_OFS, in [Fig. 7b](#) der Verlauf von EFF_VOL_SLOP und in [Fig. 7c](#) der Verlauf von EFF_VOL_OFS_TRF in Abhängigkeit von der Drehzahl N für den vorstehend angegebenen Betriebspunkt in Form von Diagrammen wiedergegeben.

[0067] Im Ergebnis sind der qualitative Verlauf von EFF_VOL_OFS_TRF und EFF_VOL_SLOP einander sehr ähnlich. Dies erleichtert die Wahl eines gemeinsamen Stützstellengitters für die Kennfelder, in denen diese Größen abgelegt werden.

[0068] Um die durch den vorgeschlagenen Ansatz erzielbare größere Fehlertoleranz bzw. die verminderten Genauigkeitsanforderung bezüglich des Steigungswertes zu zeigen, wird das folgende Vorgehen gewählt:

1. Ausgehend von dem vollen Satz von Kennfeldern der Serienbedatung wird ein entsprechender Satz von Kennfeldern für EFF_VOL_OFS_TRF nach Gleichung (15) mit C_MAP_BAS = 600 hPa berechnet.
2. Anschließend wird bei einem der Kennfelder eine einstellbare Anzahl von Drehzahlstützstellen entfernt. In dem nachfolgend dargestellten Beispiel wurden von den zwölf ursprünglichen Drehzahlstützstellen die vier bei Drehzahlen N = 2000, 3500, 4300 und 6000 1/min entfernt.
3. Danach wurden für die verbleibenden Stützstellen die in den Kennfeldern eingetragenen Werte mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate bzw. least squares neu bestimmt, so dass der mittlere quadratische Fehler der reduzierten Kennfelder minimal ist.
4. Folgende Fälle werden nun näher untersucht:
 - a. Berechnung von MAF mit bisherigem Verfahren (SLOP/OFS) nach Gleichung (13), volles Kennfeld für EFF_VOL_OFS, reduziertes Kennfeld für EFF_VOL_SLOP
 - b. Berechnung von MAF mit vorgeschlagenem Verfahren (SLOP/OFS_TRF) nach Gleichung (14), volles Kennfeld für EFF_VOL_OFS_TRF, reduziertes Kennfeld für EFF_VOL_SLOP
5. In jedem dieser Fälle wird für die Saugrohrdrücke 400, 600 und 800 hPa der berechnete MAF-Wert mit dem aus den vollen Kennfeldern gemäß Gleichung (13) ermittelten Werten verglichen und die sich ergebende Abweichung bestimmt. Der über alle Kennfeldeinträge sowie die drei Saugrohrdrücke gemittelte mittlere Betrag des Fehlers sowie der mittlere Betrag des relativen MAF-Fehlers ist in der folgenden Tabelle angegeben:

| Verfahren | reduziertes Kennfeld | mittlerer Betrag des absoluten MAF-Fehlers [kg/h] | mittlerer Betrag des relativen MAF-Fehlers [%] |
|-------------------------------------|----------------------|---------------------------------------------------|------------------------------------------------|
| a) bisheriges: SLOP/OFS | EFF_VOL_SLOP | 1.62 | 0.88 |
| b) vorgeschlagenes: SLOP/OFS_TRF | EFF_VOL_SLOP | 0.36 | 0.24 |

[0069] Bewertung der Ergebnisse gemäß vorstehender Tabelle:

Trotz einer Reduktion des Kennfeldes für EFF_VOL_SLOP um vier Drehzahl-Stützstellen bzw. um ein Drittel des für dieses Kennfeld erforderlichen Kalibrationsspeichers kann mit dem vorgeschlagenen Ansatz erreicht werden, dass der Betrag der Abweichung der Ergebnisse für MAF vom ursprünglichen Kennfeld im Mittel nur 0.24% beträgt. Nimmt man die gleiche Reduktion beim bisherigen Verfahren vor, so ergibt sich eine erheblich größere Abweichung von 0.88%.

d) Darstellung der Schlucklinie durch ein Polynom

[0070] Ausgehend von der bisherigen Form einer linearen Schlucklinie mit einem nichtlinearen Zusatzterm wird hier als Erweiterung die folgende polynomiale Form vorgeschlagen:

$$\text{MAF} = a_0 + a_1 \cdot \text{MAP_DIF} + a_2 \cdot \text{MAP_DIF}^2 + \dots + a_n \cdot \text{MAP_DIF}^n$$

$$\text{MAP_DIF} = \text{MAP} - \text{C_MAP_BAS} \quad (15)$$

[0071] Außerdem ist hier der MAP-Koordinatenursprung um die geeignet zu wählende Konstante C_MAP_BAS verschoben und es werden nichtlineare Terme in MAP zugelassen. Letztere dienen der Beschreibung von Nichtlinearitäten in der Schlucklinie. Die Koeffizienten des Polynoms a_0, \dots, a_n sind in Abhängigkeit von Drehzahl, Nockenwellenposition mit Einlass CAM_IN und/oder Auslass CAM_EX, Aktorstellung, z. B. Drallklappe, Schaltsaugrohr, Ventilhubumschaltung, und ggf. weiterer Größen zu definieren. Dies kann analog zu heute in Steuergeräten praktizierten Verfahren mit Hilfe von Kennfeldern oder – wie im Folgenden näher erläutert – mit Hilfe neuronaler Netze erfolgen.

[0072] Es wurde durch die Erfinder gezeigt, dass durch geeignete Wahl von C_MAP_BAS, z. B. in der Mitte eines MAP-Arbeitsbereichs **11** gemäß Darstellung von [Fig. 4](#), bei sonst gleichem Modellierungsaufwand eine höhere Robustheit des MAF-Modells bezüglich Fehlern in den Koeffizienten erreicht wird. Dies gilt unabhängig davon, ob die Koeffizienten mittels Kennfelder und oder mittels eines neuronalen Netzes dargestellt werden. Insbesondere gilt dies auch für den rein linearen Ansatz, wie er bisher verwendet wird.

e) Abbildung des Schluckverhaltens mittels eines neuronalen Netzes:

[0073] Für die Darstellung des Schluckverhaltens wird ein lokales Modell Netz nach Gleichung (7) benutzt, wobei als Eingänge die Drehzahl N und die Nockenwellenstellungen auf Einlass- und Auslasseite CAM_IN, CAM_EX gewählt werden:

$$\begin{aligned} u_1 &= N, \\ u_2 &= \text{CAM_IN}, \\ u_3 &= \text{CAM_EX}. \end{aligned} \quad (16)$$

[0074] Für lokale Modelle werden zusätzlich zu den linearen Termen u_1, u_2, u_3 auch noch Beiträge höherer Ordnung verwendet. Insbesondere hat sich die Hinzunahme der polynomialen Terme bis 2. Ordnung in CAM IN und/oder CAM EX als vorteilhaft erwiesen. Somit ergeben sich im Beispiel die Funktionen, vgl. Gleichung (7)

$$\begin{aligned} f_1(u_1, \dots, u_p) &= u_1, \\ f_2(u_1, \dots, u_p) &= u_2, \\ f_3(u_1, \dots, u_p) &= u_3, \\ f_4(u_1, \dots, u_p) &= u_2^2, \\ f_5(u_1, \dots, u_p) &= u_3^2, \\ f_6(u_1, \dots, u_p) &= u_2 u_3, \\ f_7(u_1, \dots, u_p) &= u_2 u_3^2, \\ f_8(u_1, \dots, u_p) &= u_2^2 u_3, \\ f_9(u_1, \dots, u_p) &= u_2^2 u_3^2 \end{aligned}$$

(17) und damit schreibt man für das lokale Modell:

$$\hat{y}_i = w_{i0} + w_{i1}u_1 + w_{i2}u_2 + w_{i3}u_3 + w_{i4}u_2^2 + w_{i5}u_3^2 + w_{i6}u_2u_3 + w_{i7}u_2u_3^2 + w_{i8}u_2^2u_3 + w_{i9}u_2^2u_3^2 \quad (18)$$

[0075] Der Ausgang des Netzes ist der Koeffizientenvektor a_0, a_1, \dots, a_n des Polynoms zur Beschreibung der Schlucklinie, vgl. Gleichung (15). Beispielhaft wählen wir hier ein Polynom 2. Ordnung, so dass die Schlucklinie eine Parabel wird. Der Netzausgang ist dann ein Vektor:

$$\hat{y} = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{EFF_VOL_OFS} \\ \text{EFF_VOL_SLOP} \\ \text{EFF_VOL_CURV} \end{pmatrix}, \quad (19)$$

womit auch die Gewichte zu Vektoren werden

$$w_{ij} = \begin{pmatrix} w_{ij}^{\text{OFS}} \\ w_{ij}^{\text{SLOP}} \\ w_{ij}^{\text{CURV}} \end{pmatrix}. \quad (20)$$

[0076] Die Berechnung der Netzausgänge erfolgt nun z. B. nach dem vorstehend zu LMN-Netzen dargestellten Schema.

[0077] Je nach den im System vorhandenen Freiheitsgraden mit jeweils diskreten oder kontinuierlichen Wertebereichen ist die Art und Zahl der Eingangsgrößen entsprechend zu modifizieren. So sind beispielsweise für ein System ohne Auslassnockenwellenverstellung nur die Eingänge N und CAM_IN zu betrachten. Entsprechend ist für zusätzlich vorhandene Freiheitsgrade, wie z. B. die Verstellung des Ventilhubes, ein zusätzlicher Eingang hinzuzufügen.

[0078] Die Berücksichtigung diskreter Freiheitsgrade des Systems, z. B. ein zweistufiges Schaltsaugrohr oder eine geschaltete Drallklappe, kann auf die gleiche Weise durch je einen Eingang des neuronalen Netzes erfolgen. Im Fall zweier binärer Aktoren hat es sich allerdings als vorteilhaft erwiesen, für jede mögliche Kombination ein separates neuronales Netz zu definieren.

[0079] Ein wesentlicher Vorteil eines vorstehend beschriebenen Verfahrens und einer Umsetzung in einer entsprechenden Vorrichtung liegt in seiner universellen Einsetzbarkeit. Schon heute ist die Verwendung neuronaler Netze im Kraftfahrzeugbereich in Motorsteuerungen für vielerlei Zwecke im Serieneinsatz. Beispiele hierfür sind Funktionen zur

- Klopfregelung, bei dem ein akustisches Sensorausgangssignal mit Parametern der Gemischzusammensetzung, Motorparametern und einen aktuellen Lastzustand als Größen zur Verfügung stehen,
- Adaption des Saugrohrmodells, mit einer Luftmassenstrombilanz und diversen Regelungseingriffen über Drosselklappen etc.,
- Adaption des Lambda-Reglers auf Basis u. a. einer aktuellen Last, Drehzahl, einer Gemischzusammensetzung etc., oder
- ein Abgastemperaturmodell ausgehend von einer Wärmebilanz unter Berücksichtigung u. a. von Last, Drehzahl, Zündwinkel, Abgastemperatur, Druck und weiteren Größen.

[0080] Die in den vorstehend beispielhaft genannten Anwendungsfällen verwendeten neuronalen Netze entsprechen den oben beschriebenen Standard-Typen MLP, RBF, LMN und verwenden in einer Vielzahl von Neuronen Aktivierungsfunktionen auf Basis der Exponentialfunktion. In allen diesen Fällen kann mit den hier beschriebenen Verfahren mit, aber auch ohne stückweise polynomiale Aktivierungsfunktionen durch eine effiziente Ermittlung der tatsächlich relevanten Neuronen und die Beschränkung der Auswertung auf genau diese Neuronen die Berechnungszeit für das neuronale Netz erheblich reduziert werden. Diese erhebliche Verminderung des Rechenzeitbedarfs wird dabei realisiert, ohne dass die Funktionalität beeinträchtigt wird. Der generelle Vorteil von neuronalen Netzen, nämlich die Reduktion der zur Modellierung erforderlichen Kalibrationsgrößen, bleibt hierbei voll erhalten.

[0081] Weiterhin ist die Darstellung einer Schlucklinie einer Verbrennungskraftmaschine durch die Erweiterung von der linearen zur polynomialen Abhängigkeit deutlich flexibler und insbesondere auch geeignet, um aufgeladene Motoren und/oder Betriebszustände mit hoher Ventilüberschneidung zu beschreiben, die i. d. R. zu nichtlinearen Schlucklinien führen. Bei gleicher Modellgenauigkeit kann durch die vorgeschlagene Verwendung von verschobenen MAP-Koordinaten eine größere Robustheit des Verfahrens gegenüber Fehlern in den Polynomkoeffizienten erreicht werden.

[0082] Eine Ausweitung der Anwendung auf beliebige andere Steuergeräte, in denen neuronale Netze zum Einsatz kommen können, ist ebenfalls problemlos möglich. Ein Beispiel für eine solche Einsatzmöglichkeit wäre die Modellierung des Batterieladezustandes in einem Hybridfahrzeug mit Hilfe neuronaler Netze, vgl. z. B. J. Angloher, U. Wagner, VDI-Berichte 1459, 147 (1999). In diesem Fall könnten die entsprechenden Berechnungsroutinen im Motorsteuergerät oder im Getriebesteuergerät integriert sein oder in einem separaten Steuergerät für die Hybridfunktionalität ausgeführt werden.

[0083] Eine Anwendung eines erfindungsgemäßen Ansatzes ist in beliebigen anderen Steuergeräten problemlos möglich, in denen neuronale Netze zum Einsatz kommen können. Durch Benutzung der der angegebenen Lehre kann der Einsatz neuronaler Netze für beliebige Zwecke mit wesentlich vermindertem Bedarf an Rechenzeit erfolgen. Dies gilt besonders, aber nicht ausschließlich, falls Festkommaarithmetik zum Einsatz kommt.

[0084] Schon heute ist die Verwendung neuronaler Netze in Motorsteuerungen für vielerlei Zwecke im Serieneinsatz bekannt. Die dabei verwendeten neuronalen Netze entsprechen i. d. R. den hier beschriebenen Standard-Typen MLP, LMN und RBF. In allen diesen Fällen kann durch das beschriebene Verfahren der Re-

chenaufwand erheblich vermindert werden, indem nur diejenigen Neuronen ausgewertet werden, die einen Beitrag zum Ausgang des Netzes liefern. Der Vorteil dieser Methode ist besonders hoch in Kombination mit einer Anwendung der in der DE 10 2006 046 204 beschriebenen stückweise polynomialen Zugehörigkeitsfunktionen. Jedoch lässt sich auch in Verbindung mit den sonst üblichen Zugehörigkeitsfunktionen auf Basis der Exponentialfunktion das Verfahren vorteilhaft einsetzen.

[0085] In der konkreten Anwendung eines neuronalen Netzes vom LMN-Typ zur Modellierung der Polynomkoeffizienten der Schlucklinie wurde vorstehend beschrieben, dass durch die Erweiterung der Schluckgeraden um nichtlineare Beiträge auch Effekte beschrieben werden können, wie sich typischerweise in Motoren mit Aufladung und/oder Nockenwellenverstellung auftreten. Weiterhin wurde aufgezeigt, dass die Verwendung eines Koordinatensystems für den Saugrohrdruck mit einem Ursprung im Arbeitsbereich für die Modellierung Vorteile hinsichtlich der Robustheit gegenüber Fehlern in den Polynomkoeffizienten bietet.

Bezugszeichenliste

| | |
|------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1 | Vorrichtung zur neuronalen Regelung, |
| 2 | Eingangsschicht |
| 3 | Empfangsknoten bzw. Neuronen |
| 4 | Ausgangsschicht |
| 5 | verdeckte Schicht |
| 6 | Neuron der verdeckten Schicht 5 |
| 7 | Neuron der Ausgangsschicht 4 |
| 8 | Modell der Außenwelt |
| 9 | modifizierte Aktivierungsfunktion |
| 10 | Gültigkeitsfunktion zur Einstellung eines Extrapolationsverhaltens |
| 11 | Arbeitsbereich |
| \hat{y} | Ausgang des neuronalen Netzes |
| u_j | Eingangssignal/Eingangsgrößen des neuronalen Netzes |
| x | Argument |
| w_i | Gewichtdes neuronalen Netzes |
| w_{ij} | Gewichtdes neuronalen Netzes |
| Φ_i | Aktivierungsfunktion (MLP) bzw. Gültigkeitsfunktion (RBF, LMN) |
| μ_i | Zugehörigkeitsfunktion (RBF, LMN) |
| c_{ij} | Parameter für Zentren lokaler Modelle (RBF, LMN) |
| σ_{ij} | Parameter für Ausdehnung lokaler Modelle (RBF, LMN) |
| THD | Schwelle für Argument der Gültigkeitsfunktion |
| MAP | Saugrohrdruck/hPa |
| MAF | Luftmassenstrom(in den Zylinder)/kg/h |
| EFF_VOL_SLOP | Steigung der Schluckgeraden/kg/(h·hPa) |
| EFF_VOL_OFS | negativer Ordinaten-Achsenabschnitt der Schluckgeraden/kg/h |
| EFF_VOL_OFS_TRF | ein sich an dem Punkt C_MAP_BAS einstellender Massenstrom |
| C_MAP_BAS | Konstante der Verschiebung des Ursprungs der MAP-Koordinatenachse/hPa |
| MAP_DIF | verschobene MAP-Koordinate MAP-C_MAP/hPa |
| EFF_VOL_CURV | Polynomkoeffizient für MAP-quadratische Beiträge zur Schlucklinie/kg/(h·hPa ²) |
| N | Drehzahl der Kurbelwelle/rpm |
| CAM_IN | Stellung der Einlassnockenwelle/CRK |
| CAM_EX | Stellung der Auslassnockenwelle/CRK |

ZITATE ENTHALTEN IN DER BESCHREIBUNG

Diese Liste der vom Anmelder aufgeführten Dokumente wurde automatisiert erzeugt und ist ausschließlich zur besseren Information des Lesers aufgenommen. Die Liste ist nicht Bestandteil der deutschen Patent- bzw. Gebrauchsmusteranmeldung. Das DPMA übernimmt keinerlei Haftung für etwaige Fehler oder Auslassungen.

Zitierte Patentliteratur

- DE 10203919 A1 [\[0005\]](#)
- DE 10200946 A1 [\[0005\]](#)
- DE 10203920 A1 [\[0005\]](#)
- DE 10113538 A1 [\[0005\]](#)
- DE 102006046204 [\[0013\]](#), [\[0013\]](#), [\[0013\]](#), [\[0013\]](#), [\[0014\]](#), [\[0018\]](#), [\[0027\]](#), [\[0029\]](#), [\[0029\]](#), [\[0032\]](#), [\[0043\]](#), [\[0048\]](#), [\[0048\]](#), [\[0084\]](#)

Zitierte Nicht-Patentliteratur

- B. Wu et al., SAE 2004-01-3054 [\[0004\]](#)
- H. Nareid, M. Grimes, J. Verdejo, SAE 2005-01-0045 [\[0004\]](#)
- G. Gnonam et al., SAE 2004-01-1360 [\[0004\]](#)
- M. de Zoysa et al., Fourth International Conference on Knowledge-based Intelligent Engineering Systems & Allied Technologies, Brighton, UK, 2000 [\[0004\]](#)
- M. Beham, D. L. Yu, Proc. IMechE. Part D: J. Automobile Engineering, 219, 227 (2005) [\[0004\]](#)
- O. Nelles in O. Nelles, Nonlinear System Identification, Springer, Berlin, 2001 [\[0004\]](#)
- J. Angloher, U. Wagner, VDI-Berichte 1459, 147 (1999) [\[0082\]](#)

Patentansprüche

1. Verfahren zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung, bei dem in einer Vielzahl (M) von Neuronen eine Aktivierungsfunktion berechnet wird, **dadurch gekennzeichnet**, dass jedes Neuron (6) einem Test auf Lieferung eines eigenen Beitrages zu einem Ausgangssignal bzw. einem Aktivitätstest unterzogen wird und nur Neuronen (6) berechnet werden, die einen Beitrag liefern.

2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass in einem MLP-Netz an einem Neuron (6) ein Aktivitätstest auf Basis der Entscheidung

$$\Phi_i(x) \approx \begin{cases} 0 & \text{falls } x \leq -\text{THD} \\ 1 & \text{falls } x \geq \text{THD} \end{cases}$$

unter Verwendung eines geeignet gewählten Schwellwertes (THD) durchgeführt wird.

3. Verfahren nach dem vorhergehenden Anspruch, dadurch gekennzeichnet, dass nur in dem Fall, dass $|x| < \text{THD}$ ist, eine vollständige Berechnung des jeweiligen Neurons (6) durchgeführt wird.

4. Verfahren nach einem der beiden vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, dass in einem MLP-Netz unter Verwendung einer stückweise parabolisch approximierten Aktivierungsfunktion (9) der Form

$$\Phi_i(x) = \begin{cases} 0 & x \leq -1 \\ (2x+1+x^2)/2 & \text{falls } -1 < x \leq 0 \\ (2x+1-x^2)/2 & \text{falls } 0 < x < 1 \\ 1 & x \geq 1 \end{cases}, (i = 1, \dots, M).$$

ein Aktivitätstest an einem Neuron (6) auf Basis der Entscheidung

$$\Phi_i(x) = \begin{cases} 0 & \text{falls } x \leq -1 \\ 1 & \text{falls } x \geq 1 \end{cases}$$

durchgeführt wird.

5. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, dass in einem LMN- oder RBF-Netz ein Aktivitätstest an einem Neuron (6) auf Basis der Entscheidung

$$\mu_{ij}(u_j) \approx 0 \text{ falls } \frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} \geq \text{THD}$$

unter Verwendung eines geeignet gewählten Schwellwertes (THD) durchgeführt wird.

6. Verfahren nach dem vorhergehenden Anspruch, dadurch gekennzeichnet, dass nur in dem Fall, dass

$$\frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} < \text{THD}$$

ist, eine vollständige Berechnung des jeweiligen Neurons (6) durchgeführt wird.

7. Verfahren nach einem der beiden vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, dass in einem LMN- oder RBF-Netz unter Verwendung einer stückweise parabolisch approximierten Aktivierungsfunktion (9) der Form

$$\mu_{ij}(u_j) = \begin{cases} 1 - (u_j - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2 & \text{falls } (u_j - c_{ij})^2 < \sigma_{ij}^2 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}, (i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, p).$$

ein Aktivitätstest an einem Neuron (6) auf Basis der Entscheidung

$$\mu_{ij}(u_j) = 0 \text{ falls } \frac{|u_j - c_{ij}|}{\sigma_{ij}} \geq 1$$

durchgeführt wird.

8. Verfahren nach einem der vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, dass bei Regelung und/oder Steuerung einer Verbrennungskraftmaschine in einer zugrunde liegenden Modellierung eines Schluckverhaltens der Verbrennungskraftmaschine ein Ordinaten-Achsenabschnitt einer Schluckkurve und insbesondere einer Schluckgeraden nicht im Ursprung, sondern für einen in einem Arbeitsbereich (11) der betreffenden Verbrennungskraftmaschine liegenden Saugrohrdruck um einen Betrag (C_MAP_BAS) verschoben definiert wird.

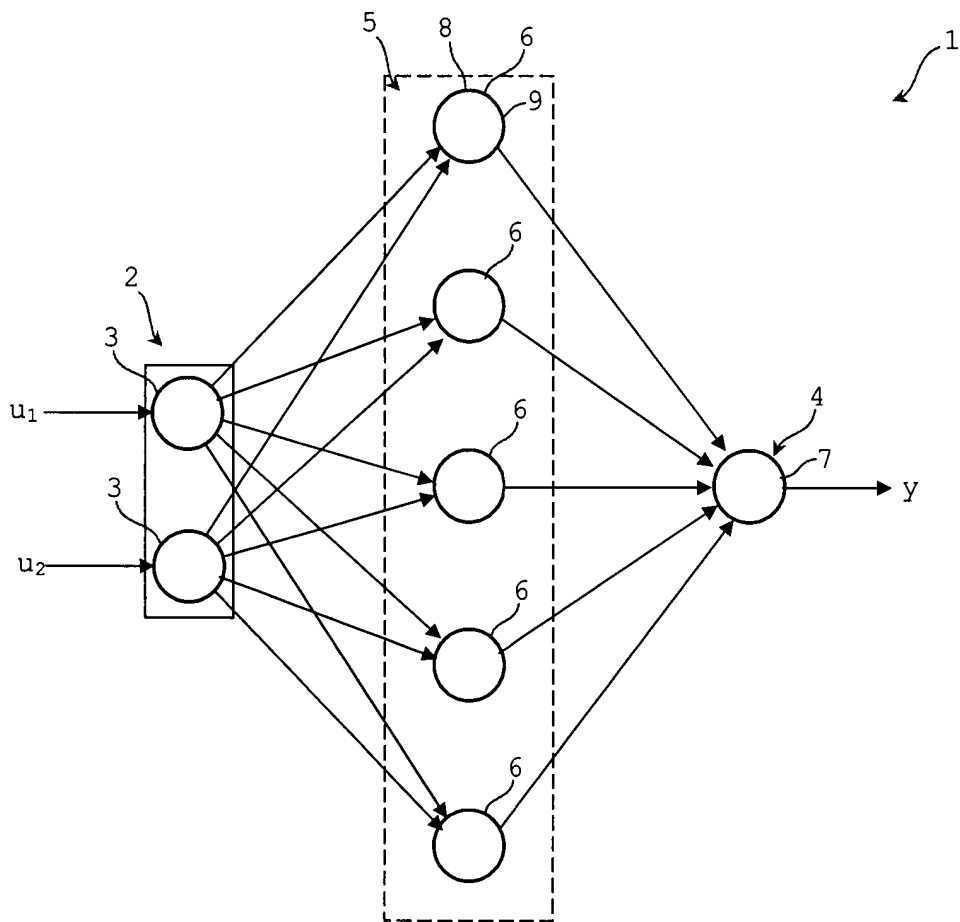
9. Vorrichtung (1) zur neuronalen Steuerung und/oder Regelung, die eine Eingangsschicht (2) mit Empfangsknoten bzw. Neuronen (3) für den Empfang von Eingangssignalen (u_j) oder Mustern aus der Außenwelt, eine Ausgangsschicht (4) mit Neuronen (7) zur Weitergabe der Signale an die Außenwelt und eine zwischen der Eingangsschicht (2) und der Ausgangsschicht (4) angeordnet verdeckte Schicht (5) umfasst, deren Neuronen (6) jeweils alle Eingangssignale (u_j) erhalten und nach der Verarbeitung Ausgangssignale an alle Neuronen (7) der Ausgangsschicht (4) zur Endverarbeitung weiterleiten, dadurch gekennzeichnet, dass die Vorrichtung dadurch zur Umsetzung eines Verfahrens nach einem oder mehreren der vorhergehenden Ansprüche ausgebildet ist, dass Mittel zur Durchführung eines Aktivitätstests an jedem der Neuronen (6) in der verdeckten Schicht (5) vorgesehen sind.

10. Vorrichtung nach dem vorhergehenden Anspruch, dadurch gekennzeichnet, dass die Mittel in Form einer Logik zur Umsetzung eines der Struktur eines jeweiligen neuronalen Netzes entsprechenden Aktivitätstests ausgebildet sind.

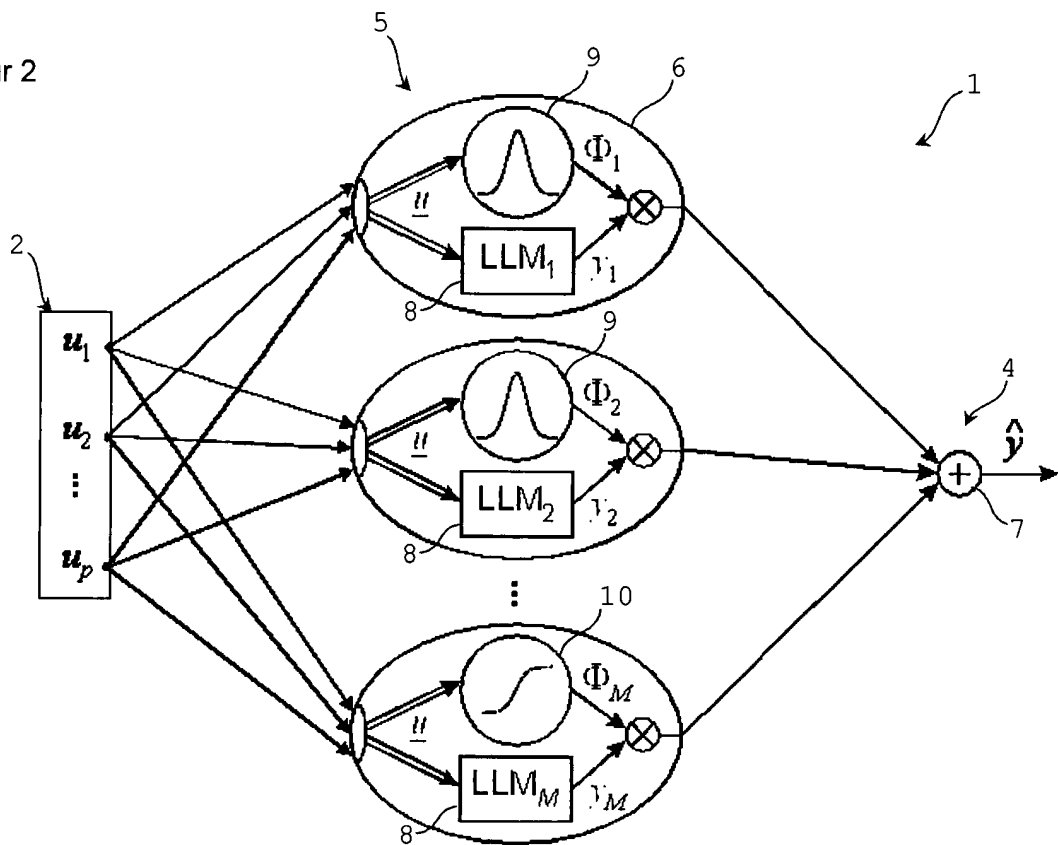
Es folgen 4 Blatt Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen

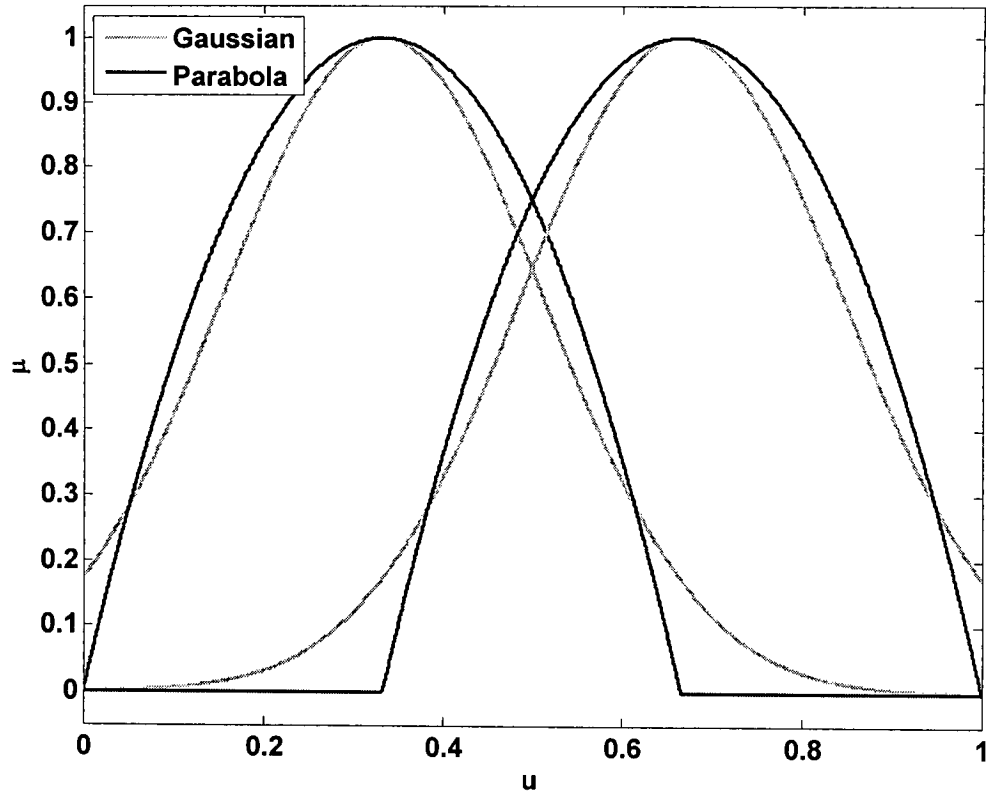
Figur 1



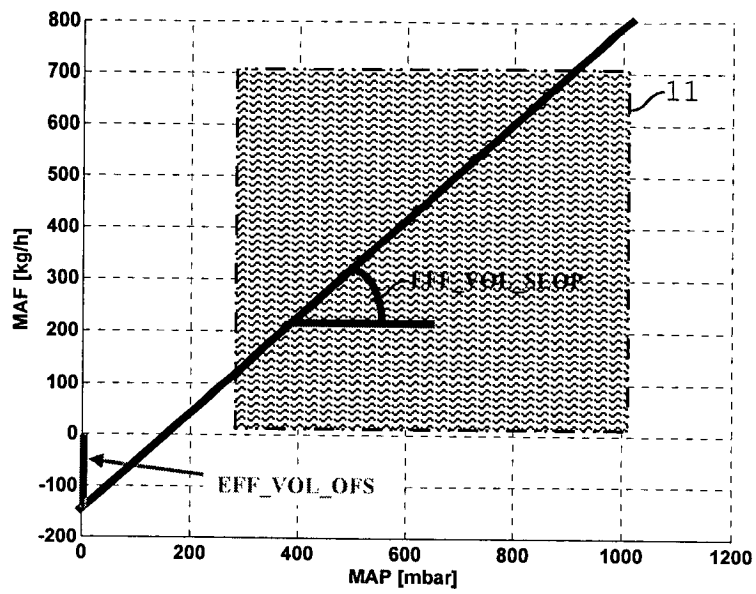
Figur 2



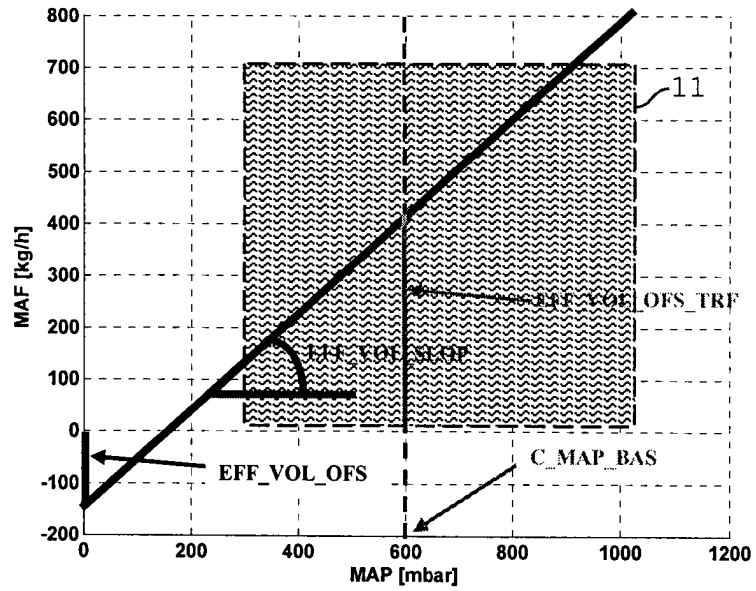
Figur 3



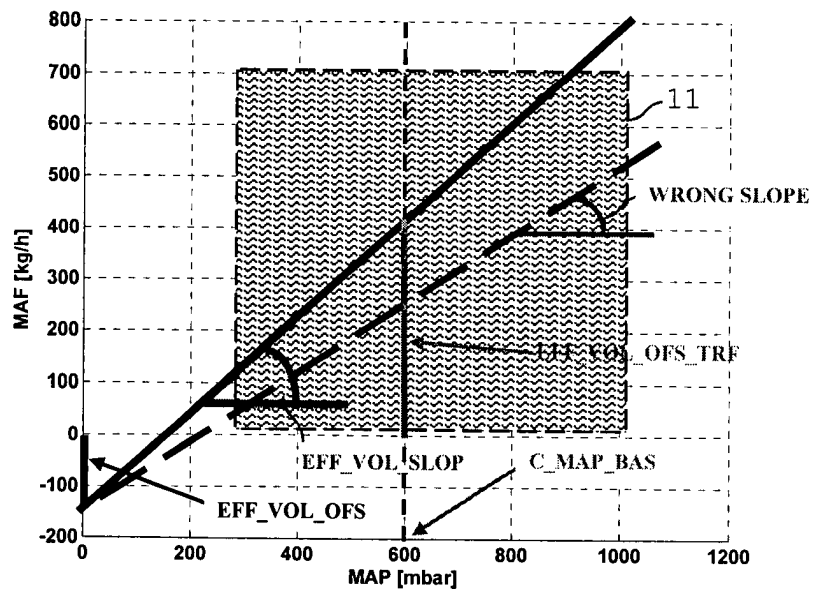
Figur 4



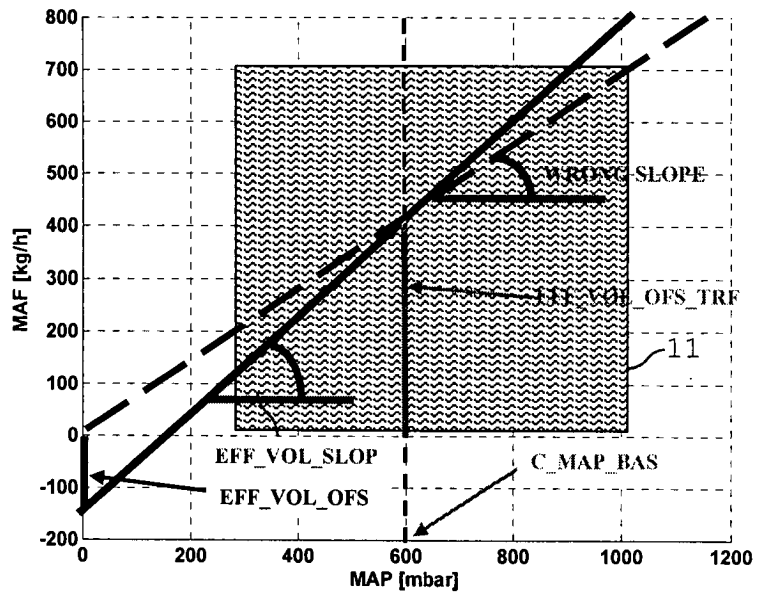
Figur 5



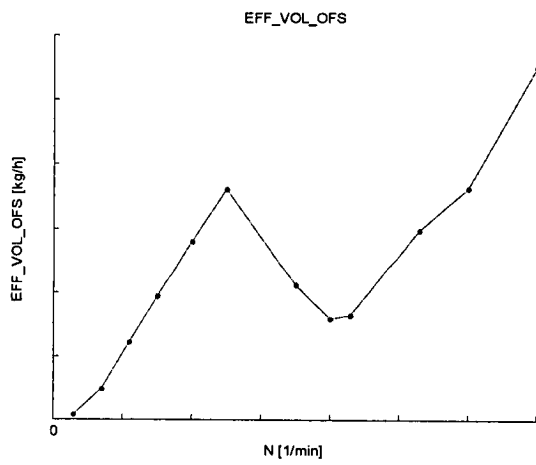
Figur 6a



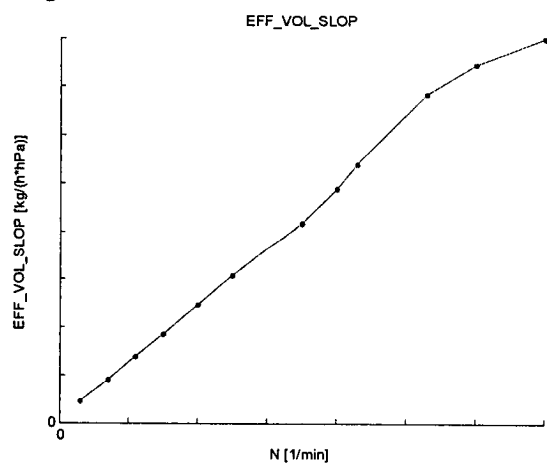
Figur 6b



Figur 7a



Figur 7b



Figur 7c

