



(12) **Offenlegungsschrift**

(21) Aktenzeichen: **10 2020 211 248.7**
(22) Anmeldetag: **08.09.2020**
(43) Offenlegungstag: **10.03.2022**

(51) Int Cl.: **G06N 3/02 (2006.01)**
B60W 40/00 (2006.01)
G06V 30/19 (2022.01)

(71) Anmelder:
Robert Bosch Gesellschaft mit beschränkter Haftung, 70469 Stuttgart, DE

(72) Erfinder:
Straehle, Christoph-Nikolas, 71263 Weil der Stadt, DE; Boettcher, Wolfgang, 18057 Rostock, DE; Weissenmayer, Simon, 74223 Flein, DE; Wu, Yunong, 67663 Kaiserslautern, DE

(56) Ermittelte Stand der Technik:
ASTUDILLO, Ramón Fernandez; NETO, João Paulo da Silva. Propagation of uncertainty

through multilayer perceptrons for robust automatic speech recognition. In: Twelfth Annual Conference of the International Speech Communication Association. 2011.
KOJIMA, Kazuyuki. Study on Sensor Fusion for Predicting Human's Thermal Comfort Accounting for Individual Differences by using Neural Network. International Journal of Sensor Networks and Data Communication, 2012, 1. Jg., S. 1-9.

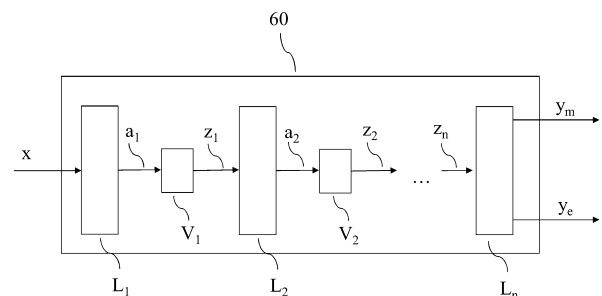
Rechercheantrag gemäß § 43 PatG ist gestellt.

Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen.

(54) Bezeichnung: **Verfahren und Vorrichtung zur Fusion von Sensorsignalen mittels eines neuronalen Netzes**

(57) Zusammenfassung: Computerimplementiertes Verfahren zur Fusion einer Mehrzahl von Sensorsignalen (x) mittels eines neuronalen Netzes (60), wobei ein Sensorsignal (x) zumindest einen ersten Wert umfasst, der einen Erwartungswert einer physikalischen Größe charakterisiert, und einen zweiten Wert umfasst, der eine Streuung der physikalischen Größe charakterisiert, ferner wobei das neuronale Netz (60) basierend auf der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) eine Ausgabe (y) ermittelt, die eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) charakterisiert, und die Ausgabe (y) auf einer von einem ersten Neuron ermittelten ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) basiert, wobei die ermittelte erste Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) zumindest einen ersten Wert umfasst, der einen Erwartungswert einer Fusion der Mehrzahl von ersten Werten der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) charakterisiert, und einen zweiten Wert umfasst, der mit dem ersten Wert korrespondiert und eine Streuung der Fusion charakterisiert, wobei das Bestimmen der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) die folgenden Schritte umfasst:

- Ermitteln einer ersten Eingabe für das erste Neuron, wobei die erste Eingabe entweder die Mehrzahl von Sensorsignalen (x) oder eine Mehrzahl von ersten Werten umfasst, die jeweils eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) charakterisieren, und für jeden ersten Wert einen zweiten Wert umfasst, der mit dem ersten Wert korrespondiert und eine Streuung der durch den ersten Wert charakterisierten Fusion charakterisiert;
- ...



Beschreibung

[0001] Die Erfindung beschäftigt sich mit einem Verfahren zur Fusion von Sensorsignalen, einem Verfahren zum Training, einer Trainingsvorrichtung, einem Computerprogramm und einem Speichermedium.

Stand der Technik

[0002] Die nicht vorveröffentlichte DE 10 2020 201 133.8 offenbart ein neuronales Netz umfassend stochastische Neuronen zur Fusion von Sensorsignalen.

Vorteile der Erfindung

[0003] Durch Sensoren aufgezeichnete Signale unterliegen typischerweise Unsicherheiten, die beispielsweise durch Umwelt- oder Betriebsbedingungen des Sensors oder Fertigungstoleranzen bei der Herstellung des Sensors verursacht werden können. Zur Bestimmung eines verlässlichen Sensorsignals werden häufig mehrere Sensoren gleichen Typs verwendet und die entsprechend ermittelten Sensorsignale fusioniert.

[0004] Zur Fusion von Sensorsignalen haben sich insbesondere neuronale Netze mit stochastischen Neuronen als sehr geeignet herausgestellt. Diese neuronalen Netze sind in der Lage mit Unsicherheiten behaftete Sensorsignale zu fusionieren.

[0005] Typischerweise umfassen neuronale Netze mit stochastischen Neuronen Schichten, die jeweils zumindest eine mögliche Fusion der Sensorsignale als Zwischenausgabe ermitteln. Generell sind die Schichten in ihrer Ausgabe nicht beschränkt. Hierdurch können bei der Fusion insbesondere Zwischenausgaben ermittelt werden, die negativ sind. Falls die Sensorsignale eine physikalische Größe charakterisieren, die nicht negativ werden kann (z. B. absolute Temperatur), zeigt ein negatives Ergebnis eine fehlerhafte Fusion der Sensorsignale an.

[0006] Der Vorteil eines Verfahrens nach dem unabhängigen Anspruch 1 ist, dass eine Unsicherheit bezüglich zumindest einer durch ein stochastisches Neuron ermittelten Fusion der Sensorsignale erhöht wird. Dies hat den Vorteil, dass andere stochastische Neuronen, die die Ausgabe des stochastischen Neurons als Eingabe verwenden, negative Fusionsergebnisse - und damit falsche Berechnungen des neuronalen Netzes - ignorieren können.

[0007] Hierdurch steigert sich eine Performanz des neuronalen Netzes. Als Performanz kann hier die Fähigkeit des neuronalen Netzes verstanden werden, basierend auf den Sensorsignalen eine gewünschte Ausgabe einer Fusion zu ermitteln. Die

Performanz kann insbesondere eine durchschnittliche Abweichung der vom neuronalen Netz ermittelten Ausgaben zu den entsprechend gewünschten Ausgaben sein, wobei die durchschnittliche Abweichung basierend auf einem Testdatensatz ermittelt werden kann.

Offenbarung der Erfindung

[0008] In einem ersten Aspekt betrifft die Erfindung ein computerimplementiertes Verfahren zur Fusion einer Mehrzahl von Sensorsignalen mittels eines neuronalen Netzes, wobei ein Sensorsignal zumindest einen ersten Wert umfasst, der einen Erwartungswert einer physikalischen Größe charakterisiert, und einen zweiten Wert umfasst, der eine Streuung der physikalischen Größe charakterisiert, ferner wobei das neuronale Netz basierend auf der Mehrzahl von Sensorsignalen eine Ausgabe ermittelt, die eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen charakterisiert, und die Ausgabe auf einer von einem ersten Neuron ermittelten ersten Zwischenausgabe basiert, wobei die ermittelte erste Zwischenausgabe zumindest einen ersten Wert umfasst, der einen Erwartungswert einer Fusion der Mehrzahl von ersten Werten der Mehrzahl von Sensorsignalen charakterisiert, und einen zweiten Wert umfasst, der mit dem ersten Wert korrespondiert und eine Streuung der Fusion charakterisiert, wobei das Bestimmen der ersten Zwischenausgabe die folgenden Schritte umfasst:

- Ermitteln einer ersten Eingabe für das erste Neuron, wobei die erste Eingabe entweder die Mehrzahl von Sensorsignalen oder eine Mehrzahl von ersten Werten umfasst, die jeweils eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen charakterisieren, und für jeden ersten Wert einen zweiten Wert umfasst, der mit dem ersten Wert korrespondiert und eine Streuung der durch den ersten Wert charakterisierten Fusion charakterisiert;
- Ermitteln eines dritten Werts basierend auf einer linearen Transformation der ersten Werte der ersten Eingabe;
- Ermitteln des ersten Werts der ersten Zwischenausgabe, wobei der erste Wert der ersten Zwischenausgabe durch ein Anwenden einer Aktivierungsfunktion auf den dritten Wert ermittelt wird;
- Ermitteln des zweiten Werts der ersten Zwischenausgabe basierend auf einer linearen Transformation der zweiten Werte der ersten Eingabe;
- Falls eine absolute Differenz zwischen dem ermittelten ersten Wert der ersten Zwischenausgabe und dem ermittelten dritten Wert ungleich Null ist, anpassen des ermittelten zweiten Werts der ersten Zwischenausgabe derart, dass der

angepasste zweite Wert eine höhere Streuung charakterisiert als der ursprünglich ermittelte zweite Wert.

[0009] Als Fusion von Sensorsignalen kann im Sinne der Erfindung ein Verfahren verstanden werden, welches Sensorsignale einer Mehrzahl von Sensoren zu einem Sensorsignal zusammenführt, wobei die Sensoren eingerichtet sind, dieselbe physikalische Größe zu messen, und das zusammengeführte Sensorsignal eine verbesserte Messung der physikalischen Größe charakterisiert.

[0010] Im Sinne der Erfindung ist vorstellbar, dass der erste Wert eines Sensorsignals ein Erwartungswert der physikalischen Größe ist. Der zweite Wert kann beispielsweise eine Varianz der gemessenen physikalischen Größe sein. Zur numerischen Stabilität und aus Gründen einer schnelleren Berechnung, kann der zweite Wert auch vorteilhafterweise und vorzugsweise der Kehrwert der Varianz sein. Der Kehrwert der Varianz ist in diesem Fall auch als Exaktheitswert bekannt. Im Sinne der Erfindung kann daher ein Sensorsignal als eine mit einer Unsicherheit behaftete Messung der physikalischen Größe verstanden werden, wobei der erste Wert des Sensorsignals einen Erwartungswert der Messung charakterisiert und der zweite Wert des Sensorsignals eine Unsicherheit bezüglich des Erwartungswertes charakterisiert. Vorteilhafterweise erlaubt das Verfahren daher eine Fusion von Sensorsignalen, deren Messungen mit Unsicherheiten behaftet sind.

[0011] Zur Messung der physikalischen Größe ist vorstellbar, dass ein Sensor einen vorläufigen Wert misst und basierend auf diesem dann ein Sensorsignal ermittelt, welches einen ersten Wert und zweiten Wert umfasst. Der vorläufige Wert kann beispielsweise direkt als erster Wert des Sensorsignals bereitgestellt werden und der zweite Wert aus dem ersten Wert abgeleitet werden.

[0012] Es können jedoch auch Sensorsignale basierend auf dem vorläufigen Wert ermittelt werden, die eine andere physikalische Größe charakterisieren als der vorläufige Wert. Beispielsweise kann ein Ultraschallsensor einen vorläufigen Wert messen, der eine Laufzeit und weitere Charakteristika des Ultraschallsignals charakterisiert. Basierend auf diesem vorläufigen Wert kann der Ultraschallsensor dann einen ersten Wert und einen zweiten Wert einer anderen physikalischen Größe ermitteln, zum Beispiel eine Schichtdicke eines Werkstückes oder einen Nässewert einer Fahrbahnoberfläche. Ein weiteres Beispiel ist ein Kamerasensor, der zunächst ein Bild als vorläufigen Wert misst. Basierend auf diesem Bild und einem Bildklassifikator kann der Kamerasensor dann beispielsweise einen ersten Wert und einen zweiten Wert einer Position eines Objekts im

Bild ermitteln, wobei die Position die physikalische Größe darstellt.

[0013] Das erste Neuron kann vorzugsweise und vorteilhafterweise ein stochastisches Neuron sein. Diese Neuronen haben sich zur Fusion von Sensorsignalen mit Unsicherheiten als besonders geeignet herausgestellt.

[0014] Vorzugsweise ist das erste Neuron eingerichtet eine Mehrzahl von ersten Wert und eine Mehrzahl von zweiten Wert der ersten Eingabe zu empfangen und auf dieser Basis wiederum einen ersten Wert und einen zweiten Wert zu ermitteln. Vorzugsweise ist der erste Wert jeweils ein Erwartungswert und der zweite Wert ein Exaktheitswert. Das erste Neuron kann zunächst eine Gewichtung der empfangenen Exaktheitswerte nach der Formel

$$e_i = w_{e,i} \cdot e_{o,i}$$

ermitteln, wobei $e_{o,i}$ ein Wert an Position i der empfangenen Exaktheitswerte ist und $w_{e,i}$ ein Gewicht für den Wert ist. Weiterhin kann eine Gewichtung der empfangenen Erwartungswerte nach der Formel

$$\mu_i = w_{\mu,i} \cdot \mu_{o,i}$$

vorgenommen werden, wobei $\mu_{o,i}$ ein Wert an Position i der empfangenen Erwartungswerte ist und $w_{\mu,i}$ ein Gewicht für den Wert ist.

[0015] Auf Basis der Gewichtung der empfangenen Exaktheitswerte und der Gewichtung der empfangenen Erwartungswerte kann das stochastische Neuron den Exaktheitswert nach der Formel

$$e_v = \sum_i e_i$$

und den Erwartungswert nach der Formel

$$\mu_v = \frac{1}{e} \sum_i \mu_i \cdot e_i$$

ermitteln. Der ermittelte Erwartungswert kann als der dritte Wert verstanden werden. Der Exaktheitswert kann als der zweite Wert der ersten Zwischenausgabe verstanden werden.

[0016] Der dritte Wert wird von einer Aktivierungsfunktion verarbeitet, um den ersten Wert der ersten Zwischenausgabe zu ermitteln. Als Aktivierungsfunktion können bekannte Aktivierungsfunktionen aus dem Bereich der neuronalen Netze verwendet werden, zum Beispiel eine ReLU, ein Sigmoid, ein Tangens Hyperbolicus, eine SELU, eine GELU oder ein Swift.

[0017] Der erste Wert der Zwischenausgabe und der ermittelte zweite Wert können als zumindest Teil der ersten Zwischenausgabe an ein anderes Neuron des neuronalen Netzes weitergegeben werden oder zumindest als Teil der Ausgabe des neuronalen Netzes verwendet werden. Folglich kann eine Zwischenausgabe oder die Ausgabe des neuronalen Netzes aus zumindest einem Erwartungswert und zumindest einem Exaktheitswert bestehen.

[0018] Das neuronale Netz kann auch mehrere Neuronen umfassen. In diesem Fall können die Gewichte des neuronalen Netzes als die Gewichte der stochastischen Neuronen verstanden werden, die das neuronale Netz umfasst.

[0019] Das durch das erste Neuron durchgeführte Verfahren kann daher als eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen verstanden werden, wobei die Gewichte des stochastischen Neurons bestimmen, wie die Sensorsignale fusioniert werden. Mehrere stochastische Neuronen können in einer Schicht des neuronalen Netzes angeordnet werden. In diesem Fall kann eine Zwischenausgabe des neuronalen Netzes als eine Mehrzahl von verschiedenen möglichen Ergebnissen einer Fusion der Sensorsignale verstanden werden. Die Zwischenausgabe kann dann an andere Schichten des neuronalen Netzes weitergegeben werden, um so die Ergebnisse der verschiedenen Fusionen miteinander zu kombinieren. Auf diese Weise können unterschiedliche Fusionsstrategien abgebildet werden. Die Schichten des neuronalen Netzes können darüber hinaus nicht-lineare Aktivierungsfunktionen umfassen, durch die eine nichtlineare Gewichtung der Mehrzahl von Sensorsignalen zur Ermittlung der Ausgabe ermöglicht wird. Die nichtlineare Gewichtung wird hierbei durch die Gewichte der jeweiligen Schichten bestimmt.

[0020] In vielen Anwendungsfällen kann es vorkommen, dass die durch das Sensorsignal ermittelte physikalische Größe einen erwarteten Wertebereich nicht verlässt. Beispielsweise ist vorstellbar, dass die physikalische Größe nicht negativ werden kann, zum Beispiel, wenn die physikalische Größe eine absolute Temperatur, eine Klopfstärke eines Verbrennungsmotors, eine Nässemenge auf einer Fahrbahn, eine Lichtstärke oder eine Geschwindigkeit ist. Alternativ ist vorstellbar, dass die physikalische Größe auf einen bestimmten Wertebereich abgebildet wird, beispielsweise über einen maximalen Wert und einen minimalen Wert.

[0021] In dem beschriebenen Verfahren kann das Ergebnis der Aktivierungsfunktion als Indikator erachtet werden, ob das erste Neuron einen plausiblen ersten Wert ermittelt hat oder der erste Wert nicht plausibel ist. Dies ist möglich, da der dritte Wert bereits als eine Fusion der Sensorsignale verstanden werden kann. Falls die Aktivierungsfunktion

den dritten Wert anpassen muss, um den ersten Wert der ersten Zwischenausgabe zu ermitteln, kann dies als Indikator dafür verstanden werden, dass die durch den dritten Wert charakterisierte Fusion bereits fehlerhaft war.

[0022] Vorteilhafterweise kann dieses Wissen derart in das erste Neuron eingebracht werden, dass der zweite Wert der ersten Zwischenausgabe derart angepasst wird, dass der angepasste zweite Wert eine stärkere Streuung charakterisiert als der ursprüngliche zweite Wert, falls die absolute Differenz zwischen drittem Wert und erstem Wert der ersten Zwischenausgabe ungleich Null ist. Wenn der zweite Wert beispielsweise eine Exaktheit ist, kann er zu Null gesetzt werden oder auf einen Wert, der näher an Null liegt als der ursprüngliche zweite Wert. Falls der zweite Wert eine Varianz ist, kann er auf einen größtmöglichen Wert gesetzt werden oder auf einen Wert, der näher am größtmöglichen Wert liegt als der ursprüngliche zweite Wert. Hierdurch kann angezeigt werden, dass die Ermittlung des ersten Wertes aus Sicht der physikalischen Größe nicht plausibel oder ungenau ist. Es ist auch möglich, dass die Ermittlung des ersten Werts einer Zwischenschicht nicht physikalisch im Sinne einer Fusion interpretierbar ist, wobei das Fusionsnetz dennoch eine sinnvolle Ausgabe auf Basis dieser nicht interpretierbaren Größe berechnen kann. In diesem Fall kann mit dem zweiten Wert angezeigt werden, dass die Ermittlung des ersten Werts mit einem Muster geschehen ist, das von den im Training vorgestellten Mustern stark abweicht. Dies hat den Vorteil, dass das neuronale Netz die Ermittlung seiner Ausgabe stärker oder ausschließlich auf plausible Zwischenausgaben stützt, die im Rahmen der beim Training vorgestellten Sensorsignale gelernt wurden. Hierdurch ergibt sich der Vorteil, dass die Performanz des neuronalen Netzes verbessert wird. Wenn der zweite Wert eine Exaktheit ist, ergibt sich darüber hinaus als weiteren Vorteil, dass mit einer zu Null gesetzten Exaktheit die nachfolgenden Berechnungen schneller durchgeführt werden können.

[0023] Vorzugsweise wird der Schritt der Anpassung des zweiten Wertes nur zur Inferenzzeit des neuronalen Netzes angewendet und das Training ohne Anpassungen ausgeführt. Die Inferenzzeit kann beispielsweise eine Zeit des Betriebs des neuronalen Netzes in einer geeigneten Vorrichtung sein. Dies hat den Vorteil, dass das neuronale Netz während des Trainings auch zwischenzeitlich Werte ermitteln kann, die außerhalb des erwarteten Bereichs liegen, wodurch ein besonders hoher Fehlerwert und damit ein besonders großer Trainingseffekt erzielt werden kann, wodurch das Training weniger eingeschränkt wird und das Training mit einem geringeren Einsatz von Rechenleistung durchgeführt werden kann. Hierdurch verbessert sich die Performanz des neuronalen Netzes weiter.

[0024] Zum Training der Gewichte können Verfahren des maschinellen Lernens verwendet werden, insbesondere ein stochastisches Gradientenabstiegsverfahren. Hierdurch kann das Verfahren aus Daten eine Fusionsstrategie lernen, welche am besten zu den Daten passt. Dies steigert die Performanz des Fusionsverfahrens.

[0025] In einer weiteren Ausbildung des Verfahrens ist denkbar, dass der ermittelte zweite Wert der ersten Zwischenausgabe auf einen Wert gesetzt wird, der eine größtmögliche Streuung charakterisiert, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

[0026] Der ermittelte zweite Wert kann beispielsweise ein Exaktheitswert sein, in diesem Fall kann der ermittelte zweite Wert zu Null gesetzt werden, falls die absolute Differenz ungleich Null ist. Der ermittelte zweite Wert kann auch eine Varianz sein. In diesem Fall kann der ermittelte zweite Wert auf einen größtmöglichen Wert gesetzt werden, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

[0027] In einer weiteren bevorzugten Ausbildung des Verfahrens ist denkbar, dass, falls die absolute Differenz ungleich Null ist, der ermittelte zweite Wert abhängig von der absoluten Größe der absoluten Differenz derart angepasst wird, dass der angepasste zweite Wert eine höhere Streuung charakterisiert als der ursprünglich ermittelte zweite Wert.

[0028] In dieser Ausbildung werden negative zweite Werte auf einer kontinuierlichen Skala angepasst. Dies bedingt, dass, falls die absolute Differenz klein ist, die Anpassung des zweiten Werts der ersten Zwischenausgabe weniger stark vorgenommen wird als bei einer größeren absoluten Differenz. Hierdurch kann im neuronalen Netz unterschieden werden, ob ein erster Wert der ersten Zwischenausgabe z. B. durch kleinere Ungenauigkeiten bei der Berechnung ein wenig angepasst wurde oder ob die Berechnung des ersten Wertes der ersten Zwischenausgabe zu einem falschen Ergebnis geführt hat. Technisch wird dies jeweils über die Anpassung des zweiten Werts der ersten Zwischenausgabe realisiert.

[0029] Der Vorteil dieser Ausbildung des Verfahrens ist, dass die Performanz des neuronalen Netzes gesteigert werden kann.

[0030] Beispielsweise ist denkbar, dass der ermittelte zweite Wert ein Exaktheitswert ist und nach der Formel

$$e = \frac{e_v}{1 + e_v (\mu_v - \mu)^2}$$

angepasst wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist, wobei e der angepasste zweite Wert ist, e_v der ermittelte zweite Wert ist, μ_v der dritte Wert ist

und μ der durch die Aktivierungsfunktion ermittelte erste Wert ist.

[0031] Alternativ ist vorstellbar, dass der ermittelte zweite Wert eine Varianz ist und nach der Formel

$$\sigma^2 = \sigma_v^2 + (\mu_v - \mu)^2$$

angepasst wird, falls der ermittelte erste Wert negativ ist, wobei σ^2 der angepasste zweite Wert ist, σ_v^2 der ermittelte zweite Wert ist, μ_v der dritte Wert ist und μ der durch die Aktivierungsfunktion ermittelte erste Wert ist.

[0032] In einem weiteren Aspekt betrifft die Erfindung ein computerimplementiertes Verfahren zum Trainieren des neuronalen Netzes.

[0033] Der Vorteil des Trainings ist, dass die Gewichte des neuronalen Netzes an eine Mehrzahl von Trainingsdaten angepasst werden kann. Dies ermöglicht eine wesentlich höhere Performanz als ein manuelles Einstellen der Gewichte.

[0034] Nachfolgend werden Ausführungsformen der Erfindung unter Bezugnahme auf die beiliegenden Zeichnungen näher erläutert. In den Zeichnungen zeigen:

Fig. 1 schematisch den Aufbau eines neuronalen Netzes;

Fig. 2 schematisch einen Aufbau eines Steuerungssystems zur Ansteuerung eines Aktors;

Fig. 3 schematisch ein Ausführungsbeispiel zur Steuerung eines wenigstens teilautonomen Roboters;

Fig. 4 schematisch einen Aufbau eines Trainingssystems zum Training des neuronalen Netzes.

Beschreibung der Ausführungsbeispiele

[0035] **Fig. 1** zeigt ein neuronales Netz (60) zur Fusion einer Mehrzahl (x) von Eingangssignalen. Das neuronale Netz (60) umfasst zu diesem Zweck Schichten (L_1, L_2, L_n), wobei die Schichten jeweils stochastische Neuronen umfassen. Die jeweiligen stochastischen Neuronen sind ausgebildet, jeweils einen Erwartungswert und einen Exaktheitswert zu ermitteln. Bis auf eine letzte Schicht (L_n) des neuronalen Netzes, werden die von den stochastischen Neuronen einer Schicht (L_1, L_2) ermittelten Erwartungswerte und Exaktheitswerte in jeweils einer Schichtausgabe (a_1, a_2) der jeweiligen Schicht (L_1, L_2) zusammengefasst.

[0036] Ein Signal der Mehrzahl (x) von Eingangssignalen umfasst jeweils einen Erwartungswert und

einen Exaktheitswert einer Messung einer physikalischen Größe.

[0037] In einer ersten Schicht (L_1) empfängt das neuronale Netz (60) die Mehrzahl (x) von Eingangssignalen und ermittelt mittels der stochastischen Neuronen der ersten Schicht (L_1) eine erste Schichtausgabe (a_1). Die erste Schichtausgabe (a_1) umfasst jeweils den von einem stochastischen Neuron der ersten Schicht (L_1) ermittelten Erwartungswert und Exaktheitswert, wobei der ermittelte Erwartungswert mit dem ermittelten Exaktheitswert korrespondiert. Die erste Schichtausgabe (a_1) wird einer ersten Vergleichseinheit (V_1) zugeführt. Die erste Vergleichseinheit (V_1) ermittelt für jeden Erwartungswert der ersten Schichtausgabe (a_1), ob er negativ ist. Für jeden so ermittelten negativen Erwartungswert der ersten Schichtausgabe (a_1) wird der korrespondierende Exaktheitswert angepasst. Beispielsweise kann der Exaktheitswert zu Null gesetzt werden, falls der Erwartungswert negativ ist.

[0038] In alternativen Ausführungsbeispielen kann der Exaktheitswert auch nach der Formel

$$e = \frac{e_v}{1 + (\mu_v - \mu)^2}$$

angepasst werden, falls der Erwartungswert negativ ist, wobei e der angepasste Exaktheitswert ist, e_v der ermittelte Exaktheitswert ist, μ die durch eine Aktivierungsfunktion ermittelte Ausgabe des stochastischen Neurons ist und μ_v der ermittelte Erwartungswert ist. In diesem Fall wird der Erwartungswert und der angepasste Exaktheitswert in der ersten Zwischenausgabe (z_1) bereitgestellt

[0039] Falls der ermittelte Erwartungswert nicht negativ ist, wird der korrespondierende ermittelte Exaktheitswert nicht angepasst. In diesem Fall werden der ermittelte Erwartungswert und der ermittelte Exaktheitswert in der ersten Zwischenausgabe (z_1) bereitgestellt.

[0040] Als Aktivierungsfunktion kann insbesondere eine Rektifizierungseinheit (Englisch: Rectified linear unit, ReLU), verwendet werden.

[0041] Die erste Zwischenausgabe (z_1) wird einer zweiten Schicht (L_2) des neuronalen Netzes übermittelt.

[0042] Die zweite Schicht (L_2) empfängt die erste Zwischenausgabe (z_1) und ermittelt mittels der stochastischen Neuronen der zweiten Schicht (L_2) eine zweite Schichtausgabe (a_2). Die zweite Schichtausgabe (a_2) umfasst jeweils den von einem stochastischen Neuron der zweiten Schicht (L_2) ermittelten Erwartungswert und Exaktheitswert, wobei der ermittelte Erwartungswert mit dem ermittelten Exaktheits-

wert korrespondiert. Die zweite Schichtausgabe (a_2) wird einer zweiten Vergleichseinheit (V_2) zugeführt. Die zweite Vergleichseinheit (V_2) ermittelt für jeden Erwartungswert der zweiten Schichtausgabe (a_2), ob er negativ ist. Für jeden so ermittelten negativen Erwartungswert der zweiten Schichtausgabe (a_2) wird der korrespondierende Exaktheitswert angepasst. Zur Anpassung wird mutatis mutandis das gleiche Verfahren verwendet, welches bereits für die Anpassung der Exaktheitswerte der ersten Schichtausgabe (a_1) verwendet wurde.

[0043] Bis auf die letzte Schicht (L_n), werden weitere Zwischenausgabe von weiteren Schichten des neuronalen Netzes (60) mutatis mutandis zum Vorgehen bei der zweiten Schicht ermittelt.

[0044] Die letzte Schicht (L_n) empfängt eine letzte Zwischenausgabe (z_n) einer der letzten Schicht vorhergehenden Schicht. Basierend auf der letzten Zwischenausgabe (z_n) ermittelt die letzte Schicht (L_n) dann einen Erwartungswert (y_m) und einen Exaktheitswert (y_e), die zusammen eine Fusion der Mehrzahl (x) von Sensorsignalen charakterisieren. Zur Ermittlung des Erwartungswerts (y_m) und des Exaktheitswert (y_e) verwendet die letzte Schicht (L_n) ein stochastisches Neuron.

[0045] In weiteren Ausführungsbeispielen (nicht gezeigt) ist vorstellbar, dass die Sensorsignale vektorielle physikalische Größen darstellen, zum Beispiel Erwartungswert und Exaktheitswert einer Position im dreidimensionalen Raum. In diesen Ausführungsbeispielen sind die stochastischen Neuronen der ersten Schicht (L_1) jeweils ausgebildet einen vektoriellen Erwartungswert und einen vektoriellen Exaktheitswert entgegenzunehmen. Des Weiteren umfasst die letzte Schicht (L_n) so viele stochastische Neuronen, wie die physikalische Größe Dimensionen hat. Jedes stochastische Neuron kann dann eine Dimension des Erwartungswerts und des Exaktheitswerts der Fusion der Sensorsignale bestimmen.

[0046] Fig. 2 zeigt einen Aktor (10) in seiner Umgebung (20) in Interaktion mit einem Steuerungssystem (40). In vorzugsweise regelmäßigen zeitlichen Abständen wird die Umgebung (20) von einer Mehrzahl von ersten Sensoren (30) erfasst. Die Sensorsignale (S) der Mehrzahl von ersten Sensoren (30) wird an das Steuerungssystem (40) übermittelt. Das Steuerungssystem (40) empfängt somit eine Folge von Sensorsignalen (S). Das Steuerungssystem (40) ermittelt hieraus Ansteuersignale (A), welche an den Aktor (10) übertragen werden. Die Sensorsignale (S) umfassen zu diesem Zweck einen Erwartungswert und einen Exaktheitswert.

[0047] Das Steuerungssystem (40) empfängt die Folge von Sensorsignalen (S) der ersten Sensoren

(30) in einer optionalen Empfangseinheit (50), die die Folge von Sensorsignalen (S) in eine Folge von Eingangssignalen (x) umwandelt (alternativ können die Sensorsignale (S) der ersten Sensoren (30) auch unmittelbar übernommen werden). Die Eingangssignale (x) können beispielsweise ein Ausschnitt oder eine Weiterverarbeitung der Sensorsignale (S) sein. Mit anderen Worten werden die Eingangssignale (x) abhängig von den Sensorsignalen (S) ermittelt. Die Folge von Eingangssignalen (x) wird dem neuronalen Netz (60) zugeführt.

[0048] Das neuronale Netz (60) wird vorzugsweise parametrisiert durch Parameter (Φ), die in einem Parameterspeicher (P) hinterlegt sind und von diesem bereitgestellt werden. Insbesondere umfassen die Parameter (Φ) die Gewichte des neuronalen Netzes.

[0049] Das neuronale Netz (60) ermittelt aus den Eingangssignalen (x) ein fusioniertes Ausgangssignal (y), welches den Erwartungswert (y_m) und den Exaktheitswert (y_e) umfasst. Das Ausgangssignal (y) werden einer Ansteuereinheit (80) zugeführt, die hieraus Ansteuersignale (A) ermittelt, welche dem Aktor (10) zugeführt werden, um den Aktor (10) entsprechend anzusteuern. In weiteren Ausführungsbeispielen kann die Ansteuereinheit (80) weitere Signale von anderen Komponenten des Steuerungssystems empfangen, um den Aktor (10) anzusteuern. Insbesondere kann die Ansteuereinheit (80) ein Klassifikationssignal (c) eines Bildklassifikators (70) entgegennehmen, wobei das Klassifikationssignal (c) vorzugsweise eine Klassifikation der Umgebung (20) durch den Bildklassifikator (70) auf Basis zumindest eines Kamerasignals (S_a) von zumindest einem zweiten Sensor (30a), zum Beispiel ein Kamera- oder Videosensor, ein LIDAR-Sensor oder ein Radarsensor, charakterisiert. Zum Beispiel kann das Klassifikationssignal (c) eine Klassifikation von Objekten in der Umgebung (20) des Steuerungssystems (40) charakterisieren.

[0050] Der Aktor (10) empfängt die Ansteuersignale (A), wird entsprechend angesteuert und führt eine entsprechende Aktion aus. Der Aktor (10) kann hierbei eine (nicht notwendigerweise baulich integrierte) Ansteuerlogik umfassen, welches aus dem Ansteuersignal (A) ein zweites Ansteuersignal ermittelt, mit dem dann der Aktor (10) angesteuert wird.

[0051] In weiteren Ausführungsformen umfasst das Steuerungssystem (40) den Sensor (30). In noch weiteren Ausführungsformen umfasst das Steuerungssystem (40) alternativ oder zusätzlich auch den Aktor (10).

[0052] In weiteren bevorzugten Ausführungsformen umfasst das Steuerungssystem (40) eine zumindest einen Prozessor (45) und zumindest ein maschinenlesbares Speichermedium (46), auf dem Anweisun-

gen gespeichert sind, die dann, wenn sie auf den Prozessoren (45) ausgeführt werden, das Steuerungssystem (40) veranlassen, das erfindungsgemäße Verfahren auszuführen.

[0053] In alternativen Ausführungsformen ist alternativ oder zusätzlich zum Aktor (10) eine Anzeigeeinheit (10a) vorgesehen, die vom Ansteuersignal (A) angesteuert wird. Hier kann alternativ oder zusätzlich mit dem Ansteuersignal (A) die Anzeigeeinheit (10a) angesteuert werden und beispielsweise das Ergebnis der Fusion der Sensorsignale (30) angezeigt werden.

[0054] Fig. 3 zeigt, wie das Steuerungssystem (40) zur Steuerung eines wenigstens teilautonomen Roboters, hier eines wenigstens teilautonomen Kraftfahrzeugs (100), eingesetzt werden kann.

[0055] Bei den ersten Sensoren (30) kann es sich beispielsweise um vorzugsweise im Kraftfahrzeug (100) angeordnete Ultraschallsensoren handeln, mittels welchen ein Nässewert einer Straße gemessen wird, auf der das Kraftfahrzeug (100) sich bewegt. Die Ultraschallsensoren (30) ermitteln hierbei jeweils einen Erwartungswert des Nässewertes sowie einen Exaktheitswert des Nässewertes.

[0056] Das neuronale Netz (60) ist eingerichtet, die Sensorsignale (S) der verschiedenen Ultraschallsensoren (30) zu fusionieren und einen Erwartungswert (y_m) bezüglich des Nässewertes und einen Exaktheitswert (y_e) bezüglich des Nässewertes zu ermitteln. Der Erwartungswert (y_m) und der Exaktheitswert (y_e) werden im Ausgabesignal (y) vom neuronalen Netz (60) ausgegeben. Zu diesem Zweck umfasst das neuronale Netz (60) in diesem Ausführungsbeispiel in der letzten Schicht (L_n) ein stochastisches Neuron, welches den Erwartungswert (y_m) und den Exaktheitswert (y_e) ermittelt.

[0057] Der Bildklassifikator (70) ist eingerichtet aus Videoaufzeichnungen (S_a) der Umgebung (20) mittels Kamerasensoren (30a) Objekte zu detektieren, mit denen das Kraftfahrzeug (100) nicht kollidieren darf, insbesondere andere Straßenteilnehmer wie etwa andere Kraftfahrzeuge, Fußgänger oder Fahrradfahrer. Die vom Bildklassifikator (70) klassifizierten Objekte werden der Ansteuereinheit (80) durch das Klassifikationssignal (c) übermittelt.

[0058] Bei dem vorzugsweise im Kraftfahrzeug (100) angeordneten Aktor (10) kann es sich beispielsweise um eine Bremse, einen Antrieb oder eine Lenkung des Kraftfahrzeugs (100) handeln. Das Ansteuersignal (A) kann dann derart ermittelt werden, dass der Aktor oder die Aktoren (10) derart angesteuert wird, dass das Kraftfahrzeug (100) beispielsweise eine Kollision mit den vom Bildklassifikator (70) identifizierten Objekte verhindert, insbeson-

dere, wenn es sich um Objekte bestimmter Klassen, z.B. um Fußgänger, handelt. Das Ansteuersignal (10) des Aktors (10) wird jedoch auch durch den durch das neuronale Netz (60) ermittelten Erwartungswert (y_m) des Nässewerts und Exaktheitswert (y_e) des Nässewerts bestimmt. Wenn zum Beispiel der Exaktheitswert (y_e) einen vordefinierten dritten Schwellenwert überschreitet oder ihm gleich ist, kann davon ausgegangen werden, dass der Erwartungswert (y_m) die tatsächliche Nässe der Straße präzise charakterisiert. In diesem Fall kann das Kraftfahrzeug (100) seine Fahrt ohne Einschränkungen fortsetzen, wenn der Erwartungswert (y_m) unterhalb eines vordefinierten vierten Schwellenwerts liegt. Falls der Erwartungswert (y_m) größer oder gleich dem vierten Schwellenwert ist, kann beispielsweise eine maximale Geschwindigkeit verringert werden, mit der das Kraftfahrzeug (100) sich bewegen darf. Diese Einschränkung kann ebenfalls gewählt werden, wenn der Exaktheitswert (y_e) den dritten Schwellenwert unterschreitet.

[0059] Auch ist es beispielsweise bei einem Kraftfahrzeug (100) mit nicht automatisierter Lenkung möglich, dass die Anzeigeeinheit (10a) mit dem Ansteuersignal (A) derart angesteuert wird, dass sie ein optisches oder akustisches Warnsignal ausgibt, wenn der Exaktheitswert (y_e) den dritten Schwellenwert unterschreitet oder wenn der Erwartungswert (y_m) den vierten Schwellenwert überschreitet oder ihm gleich ist.

[0060] Alternativ kann es sich bei den ersten Sensoren (30) auch um Sensoren zur Positionsbestimmung handeln, zum Beispiel GPS-Sensoren, GLO-NASS-Sensoren, Galileo-Sensoren oder Beidou-Sensoren. In diesem Fall kann das neuronale Netz (60) jeweils vier Erwartungswerte bezüglich der Position und vier Exaktheitswerte bezüglich der Position ermitteln und im Ausgabesignal (y) ausgeben. In diesem Ausführungsbeispiel verwendet das neuronale Netz (60) vier stochastische Neuronen in der letzten Schicht (L_n), die jeweils einen Erwartungswert und einen Exaktheitswert ermitteln. Die Anzahl der Erwartungswerte und Exaktheitswerte ist in diesem Ausführungsbeispiel nur beispielhaft gewählt. Die Anzahl an gewünschter Anzahl von Erwartungswerten und Exaktheitswerten kann über die Anzahl an stochastischen Neuronen in der letzten Schicht (L_n) des neuronalen Netzes (60) festgelegt werden.

[0061] Der Aktor (10) kann dann zum Beispiel so angesteuert werden, dass bestimmte automatisierte Fahrfunktionen abhängig von der Position des Kraftfahrzeugs (100) deaktiviert werden können. Zum Beispiel ist denkbar, dass das Kraftfahrzeug (100) sich nur automatisiert fortbewegen darf, falls es in einem bestimmten Land ist und die Funktion abgeschaltet wird, sobald eine Grenze zu einem anderen Land überschritten wird.

[0062] Alternativ kann es sich bei dem wenigstens teilautonomen Roboter auch um einen anderen mobilen Roboter (nicht abgebildet) handeln, beispielsweise um einen solchen, der sich durch Fliegen, Schwimmen, Tauchen oder Schreiten fortbewegt. Bei dem mobilen Roboter kann es sich beispielsweise auch um einen wenigstens teilautonomen Rasenmäher oder einen wenigstens teilautonomen Putzroboter handeln. Auch in diesen Fällen kann das Ansteuersignal (A) derart ermittelt werden, dass Antrieb und/oder Lenkung des mobilen Roboters derart angesteuert werden, dass der wenigstens teilautonome Roboter beispielsweise eine Kollision mit vom Bildklassifikator (70) identifizierten Objekten verhindert.

[0063] Fig. 4 zeigt ein Ausführungsbeispiel eines Trainingssystems (140) welches ausgebildet ist das neuronale Netz (60) zu trainieren. Zum Training greift eine Trainingsdateneinheit (150) auf eine computerimplementierte Datenbank (St_2) zu, wobei die Datenbank (St_2) zumindest einen Trainingsdatensatz (T) umfasst, wobei der Trainingsdatensatz (T) jeweils Tupel von Sensoraufzeichnungen (x_i) und einem gewünschten Ausgabesignal (y_i) umfasst, wobei die Sensoraufzeichnungen (x_i) Aufzeichnungen einer Mehrzahl von Sensorsignalen sind, die durch das neuronale Netz (60) fusioniert werden sollen und das gewünschte Ausgabesignal (y_i) vom neuronalen Netz ermittelt werden soll.

[0064] Die Trainingsdateneinheit (150) ermittelt zumindest ein Tupel von Sensoraufzeichnungen (x_i) und gewünschtem Ausgabesignale (y_i) des Trainingsdatensatzes (T) und übermittelt die Sensoraufzeichnungen (x_i) an das neuronale Netz (60). Das neuronale Netz (60) ermittelt auf Basis der Sensoraufzeichnungen (x_i) ein Ausgabesignal (\hat{y}_i).

[0065] Das gewünschte Ausgabesignal (y_i) und ermittelte Ausgabesignal (\hat{y}_i) werden an eine Veränderungseinheit (180) übermittelt.

[0066] Basierend auf dem ermittelten Ausgabesignal (\hat{y}_i) und dem gewünschten Ausgabesignal (y_i) werden dann von der Veränderungseinheit (180) neue Modellparameter (Φ'), insbesondere neue Gewichte, für das neuronale Netz bestimmt. Hierfür vergleicht die Veränderungseinheit (180) das ermittelte Ausgabesignal (\hat{y}_i) mit dem gewünschten Ausgabesignal (y_i) mittels einer Verlustfunktion, Loss Function. Die Loss Function ermittelt ein Maß dafür, wie weit das ermittelte Ausgabesignal (\hat{y}_i) vom gewünschten Ausgabesignal (y_i) abweicht. Als Loss Function kann vorzugsweise der L1-Verlust, L1-Loss, oder der L2-Verlust, L2-Loss, gewählt werden.

[0067] Die Veränderungseinheit (180) ermittelt auf Grundlage des ermittelten Maßes der die neuen

Modellparameter (Φ'). Im Ausführungsbeispiel geschieht dies mittels eines Gradientenabstiegsverfahren, vorzugsweise Stochastic Gradient Descent oder Adam.

[0068] Die ermittelten neuen Modellparameter (Φ') werden in einem Modellparameterspeicher (St_1) gespeichert.

[0069] In weiteren Ausführungsbeispielen wird das beschriebene Training iterativ für eine vordefinierte Anzahl an Iterationsschritten wiederholt oder iterativ wiederholt, bis das Maß einen vordefinierten Schwellenwert unterschreitet. In mindestens einer der Iterationen werden die in einer vorherigen Iteration bestimmten neuen Modellparameter (Φ') als Modellparameter (Φ) des neuronalen Netzes verwendet.

[0070] Des Weiteren kann das Trainingssystem (140) mindestens einen Prozessor (145) und mindestens ein maschinenlesbares Speichermedium (146) umfassen, welches Befehle enthält, welche, wenn sie durch den Prozessor (145) ausgeführt werden, das Trainingssystem (140) veranlassen, ein Trainingsverfahren nach einem der Aspekte der Erfindung auszuführen.

[0071] Der Begriff „Computer“ umfasst beliebige Geräte zur Abarbeitung vorgegebener Rechenvorschriften. Diese Rechenvorschriften können in Form von Software vorliegen, oder in Form von Hardware, oder auch in einer Mischform aus Software und Hardware.

ZITATE ENTHALTEN IN DER BESCHREIBUNG

Zitierte Patentliteratur

- DE 102020201133 [0002]

Patentansprüche

1. Computerimplementiertes Verfahren zur Fusion einer Mehrzahl von Sensorsignalen (x) mittels eines neuronalen Netzes (60), wobei ein Sensorsignal (x) zumindest einen ersten Wert umfasst, der einen Erwartungswert einer physikalischen Größe charakterisiert, und einen zweiten Wert umfasst, der eine Streuung der physikalischen Größe charakterisiert, ferner wobei das neuronale Netz (60) basierend auf der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) eine Ausgabe (y) ermittelt, die eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) charakterisiert, und die Ausgabe (y) auf einer von einem ersten Neuron ermittelten ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) basiert, wobei die ermittelte erste Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) zumindest einen ersten Wert umfasst, der einen Erwartungswert einer Fusion der Mehrzahl von ersten Werten der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) charakterisiert, und einen zweiten Wert umfasst, der mit dem ersten Wert korrespondiert und eine Streuung der Fusion charakterisiert, wobei das Bestimmen der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) die folgenden Schritte umfasst:

- Ermitteln einer ersten Eingabe für das erste Neuron, wobei die erste Eingabe entweder die Mehrzahl von Sensorsignalen (x) oder eine Mehrzahl von ersten Werten umfasst, die jeweils eine Fusion der Mehrzahl von Sensorsignalen (x) charakterisieren, und für jeden ersten Wert einen zweiten Wert umfasst, der mit dem ersten Wert korrespondiert und eine Streuung der durch den ersten Wert charakterisierten Fusion charakterisiert;
- Ermitteln eines dritten Werts basierend auf einer linearen Transformation der ersten Werte der ersten Eingabe;
- Ermitteln des ersten Werts der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n), wobei der erste Wert der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) durch ein Anwenden einer Aktivierungsfunktion auf den dritten Wert ermitteln wird;
- Ermitteln des zweiten Werts der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) basierend auf einer linearen Transformation der zweiten Werte der ersten Eingabe;
- Falls eine absolute Differenz zwischen dem ermittelten ersten Wert der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) und dem ermittelten dritten Wert ungleich Null ist, anpassen des ermittelten zweiten Werts der ersten Zwischenausgabe derart, dass der angepasste zweite Wert eine höhere Streuung charakterisiert als der ursprünglich ermittelte zweite Wert.

2. Verfahren nach Anspruch 1, wobei der ermittelte zweite Wert der ersten Zwischenausgabe (z_1, z_2, z_n) auf einen Wert gesetzt wird, der eine größtmögliche Streuung charakterisiert, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

3. Verfahren nach Anspruch 2, wobei der ermittelte zweite Wert ein Exaktheitswert ist und der ermittelte zweite Wert zu Null gesetzt wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

4. Verfahren nach Anspruch 2, wobei der ermittelte zweite Wert eine Varianz ist und der zweite ermittelte Wert auf einen größtmöglichen Wert gesetzt wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

5. Verfahren nach Anspruch 1, wobei der ermittelte zweite Wert abhängig von der Größe der absoluten Differenz angepasst wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

6. Verfahren nach Anspruch 5, wobei der ermittelte zweite Wert ein Exaktheitswert ist und mit einem Divisor verringert wird, der auf einem Produkt aus dem zweiten Wert vor der Anpassung und der quadratischen Differenz aus dem ersten Wert und dem dritten Wert ermittelt wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

7. Verfahren nach Anspruch 6, wobei der ermittelte zweite Wert nach der Formel

$$e = \frac{e_v}{1 + e_v (\mu_v - \mu)^2}$$

angepasst wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist, wobei e der angepasste zweite Wert ist, e_v der ermittelte zweite Wert ist, μ der erste Wert der ersten Zwischenausgabe ist und μ_v der dritte Wert ist.

8. Verfahren nach Anspruch 5, wobei der ermittelte zweite Wert eine Varianz ist und mit einem Summanden vergrößert wird, der basierend auf einer quadratischen Differenz aus dem ersten Wert und dem dritten Wert ermittelt wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist.

9. Verfahren nach Anspruch 8, wobei der ermittelte zweite Wert nach der Formel

$$\sigma^2 = \sigma_v^2 + (\mu_v - \mu)^2$$

angepasst wird, falls die absolute Differenz ungleich Null ist, wobei σ^2 der angepasste zweite Wert ist, σ_v^2 der ermittelte zweite Wert ist, μ der erste Wert der ersten Zwischenausgabe ist und μ_v der dritte Wert ist.

10. Computerimplementiertes Verfahren zum Trainieren des neuronalen Netzes (60) nach einem der vorhergehenden Ansprüche.

11. Trainingsvorrichtung (140), welche eingerichtet ist, das Verfahren nach Anspruch 10 auszuführen.

12. Computerprogramm, welches eingerichtet ist, das Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 10 auszuführen.

13. Maschinenlesbares Speichermedium (46, 146), auf dem das Computerprogramm nach Anspruch 12 gespeichert ist.

Es folgen 4 Seiten Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen

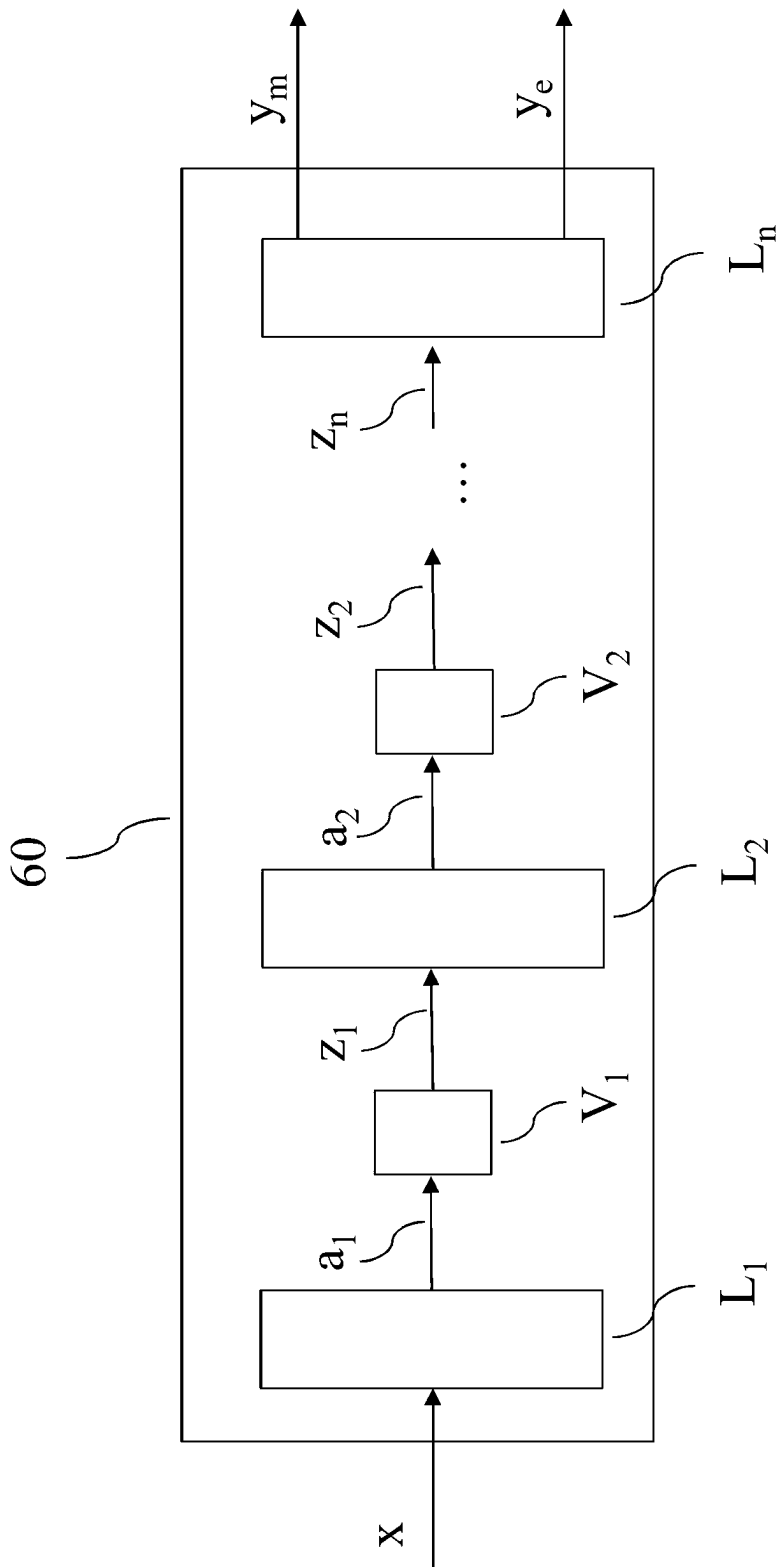


Fig. 1

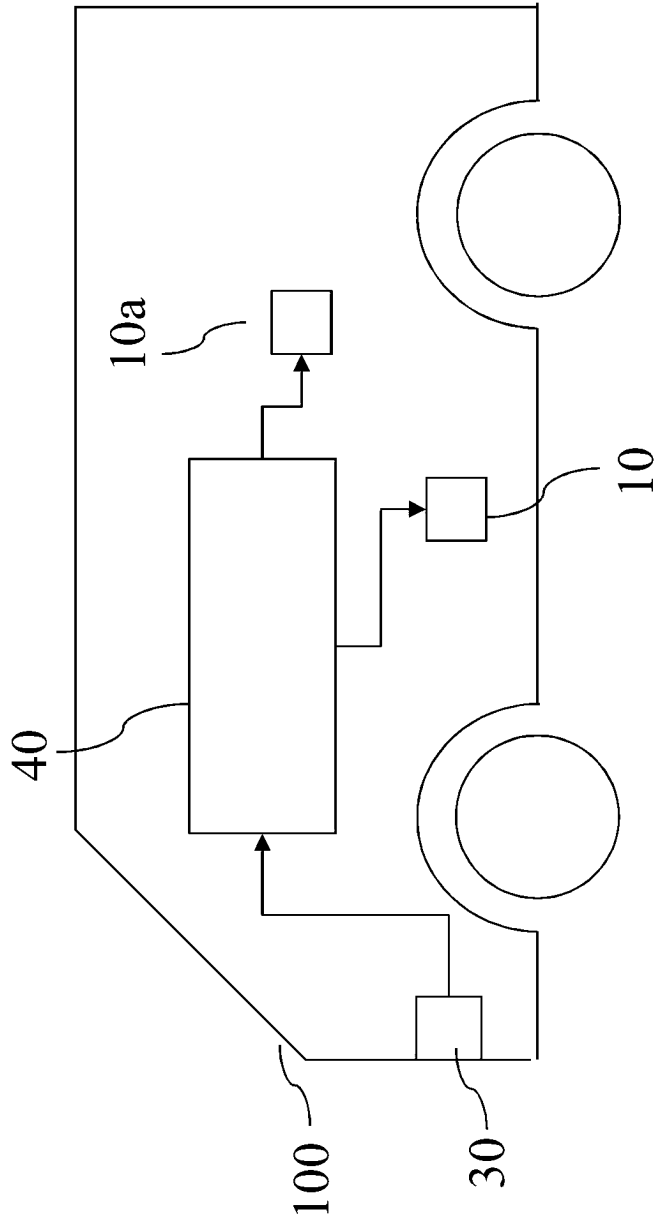


Fig. 3

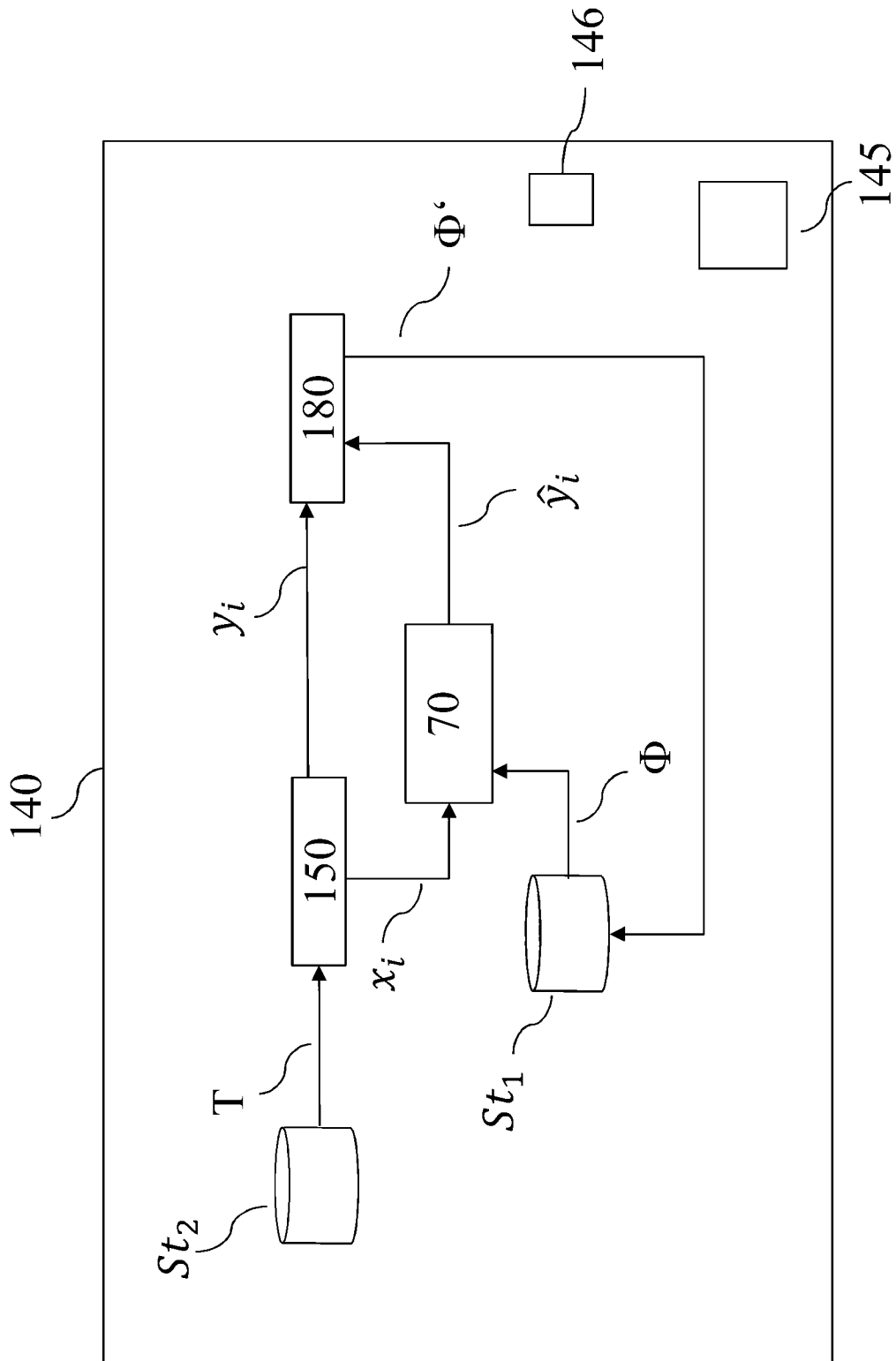


Fig. 4