

(12) NACH DEM VERTRAG ÜBER DIE INTERNATIONALE ZUSAMMENARBEIT AUF DEM GEBIET DES
PATENTWESENS (PCT) VERÖFFENTLICHTE INTERNATIONALE ANMELDUNG

(19) Weltorganisation für geistiges Eigentum
Internationales Büro

(43) Internationales Veröffentlichungsdatum
30. Mai 2024 (30.05.2024)



(10) Internationale Veröffentlichungsnummer
WO 2024/109986 A1

(51) Internationale Patentklassifikation:

G01S 13/72 (2006.01) G01S 15/86 (2020.01)
B60W 40/10 (2012.01) G01S 15/931 (2020.01)
G01S 13/86 (2006.01) G01S 17/86 (2020.01)
G01S 13/931 (2020.01) G01S 17/931 (2020.01)

(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/DE2023/100860

(22) Internationales Anmeldedatum:
13. November 2023 (13.11.2023)

(25) Einreichungssprache: Deutsch

(26) Veröffentlichungssprache: Deutsch

(30) Angaben zur Priorität:
10 2022 131 297.6
25. November 2022 (25.11.2022) DE

(71) Anmelder: **BAYERISCHE MOTOREN WERKE AK-
TIENGESSELLSCHAFT** [DE/DE]; Petuelring 130, 80809
München (DE).

(72) Erfinder: **STUMPP, Ludwig-Ferdinand**; Happelstra-
ße 62, 74074 Heilbronn (DE). **VALVERDE, Die-
go**; Wilhelm-Hertz-Strasse 12B, 80805 München (DE).
SCHMIDT, Sebastian; Pflegerbauerstraße 10, 81925
München (DE).

(81) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für
jede verfügbare nationale Schutzrechtsart): AE, AG, AL,
AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY,
BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DJ, DK, DM,
DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT,
HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG,
KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY,
MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY, MZ, NA,
NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO,
RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH,
TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS,
ZA, ZM, ZW.

(84) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für
jede verfügbare regionale Schutzrechtsart): ARIPO (BW,
CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD,
SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), eurasisches (AM, AZ, BY,
KG, KZ, RU, TJ, TM), europäisches (AL, AT, BE, BG, CH,
CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS,
IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO,
RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM,
GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

Veröffentlicht:

— mit internationalem Recherchenbericht (Artikel 21 Absatz
3)

(54) Title: METHOD AND DEVICE FOR COMBINING STATE HYPOTHESES

(54) Bezeichnung: VERFAHREN UND VORRICHTUNG ZUR FUSIONIERUNG VON ZUSTANDS-HYPOTHESEN

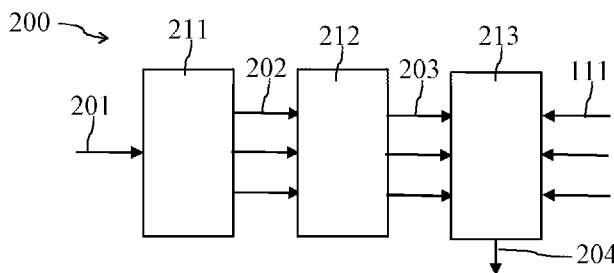


Fig. 2

(57) Abstract: The invention relates to a device for determining
the state of a vehicle, the device being designed to determine K
different state hypotheses relating to the state of the vehicle, with
 $K > 1$. The device is also designed to determine a feature vector,
by which the driving situation of the vehicle is described, and to
determine K weights for the corresponding K state hypotheses on
the basis of the feature vector and by means of a machine-learned
unit. The device is also designed to combine the K state hypotheses
on the basis of the corresponding K weights to form a combined
state hypothesis relating to the state of the vehicle.

(57) Zusammenfassung: Es wird eine Vorrichtung zur Ermitt-
lung des Zustands eines Fahrzeugs beschrieben, wobei die Vor-
richtung eingerichtet ist, K unterschiedliche Zustands-Hypothesen
in Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs zu ermitteln, mit $K > 1$.
Die Vorrichtung ist ferner eingerichtet, einen Merkmalsvektor zu
ermitteln, durch den die Fahrsituation des Fahrzeugs beschrieben
wird, und auf Basis des Merkmalsvektors und anhand einer Ma-
schinen-erlernten Einheit K Gewichte für die entsprechenden K
Zustands-Hypothesen zu ermitteln. Die Vorrichtung ist ferner ein-
gerichtet, die K Zustands-Hypothesen auf Basis der entsprechen-
den K Gewichte zu einer fusionierten Zustands-Hypothese in Be-
zug auf den Zustand des Fahrzeugs zu fusionieren.



WO 2024/109986 A1

5

10

15 Verfahren und Vorrichtung zur Fusionierung von Zustands-Hypothesen

Die Erfindung betrifft ein Verfahren und eine entsprechende Vorrichtung, die darauf ausgerichtet sind, Zustands-Hypothesen von unterschiedlichen Sensoren eines Fahrzeugs zu fusionieren.

20

Ein Fahrzeug kann eine Vielzahl von unterschiedlichen Sensoren umfassen, die z.B. eingerichtet sind, Sensordaten in Bezug auf das Umfeld des Fahrzeugs und/oder in Bezug auf eine fahrdynamische Messgröße des Fahrzeugs zu erfassen.

Die Sensordaten der Vielzahl von Sensoren können ausgewertet werden, um den

25 Zustand des Fahrzeugs zu ermitteln, wobei sich der Zustand insbesondere auf die Position des Fahrzeugs in dem von dem Fahrzeug befahrenen Fahrbahnnetz (etwa auf die Position innerhalb der digitalen Karte für das Fahrbahnnetz) beziehen kann.

30 Aus den Sensordaten der unterschiedlichen Sensoren können sich ggf. mehrere unterschiedliche Zustands-Hypothesen in Bezug auf den aktuellen Zustand des

- 2 -

Fahrzeugs ergeben. Das vorliegende Dokument befasst sich mit der technischen Aufgabe, diese unterschiedlichen Zustands-Hypothesen in effizienter und robuster Weise zu fusionieren, um eine besonders präzise Zustandsermittlung zu bewirken.

- 5 Die Aufgabe wird durch jeden der unabhängigen Ansprüche gelöst. Vorteilhafte Ausführungsformen werden u.a. in den abhängigen Ansprüchen beschrieben. Es wird darauf hingewiesen, dass zusätzliche Merkmale eines von einem unabhängigen Patentanspruch abhängigen Patentanspruchs ohne die Merkmale des unabhängigen Patentanspruchs oder nur in Kombination mit einer Teilmenge
- 10 der Merkmale des unabhängigen Patentanspruchs eine eigene und von der Kombination sämtlicher Merkmale des unabhängigen Patentanspruchs unabhängige Erfindung bilden können, die zum Gegenstand eines unabhängigen Anspruchs, einer Teilungsanmeldung oder einer Nachanmeldung gemacht werden kann. Dies gilt in gleicher Weise für in der Beschreibung beschriebene technische
- 15 Lehren, die eine von den Merkmalen der unabhängigen Patentansprüche unabhängige Erfindung bilden können.

- Gemäß einem Aspekt wird eine Vorrichtung zur Ermittlung des Zustands eines (Kraft-) Fahrzeugs beschrieben. Der Zustand des Fahrzeugs kann die Position des
- 20 Fahrzeugs umfassen, insbesondere die Position auf der von dem Fahrzeug befahrenen Fahrbahn und/oder die Position innerhalb der digitalen Karte für das von dem Fahrzeug befahrene Fahrbahnnetz.

- Die Vorrichtung ist eingerichtet, K unterschiedliche Zustands-Hypothesen in
- 25 Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs zu ermitteln, mit $K > 1$ (z.B. $K > 2$, oder $K > 3$).

- Die Vorrichtung kann eingerichtet sein, die K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen auf Basis von Sensordaten einer Vielzahl von Sensoren des
- 30 Fahrzeugs zu ermitteln. Beispielhafte Sensoren sind,

- 3 -

- ein oder mehrere Umfeldsensoren (z.B. ein oder mehrere Kameras, Radarsensoren, Lidarsensoren und/oder Ultraschallsensoren), die jeweils eingerichtet sind, Sensordaten in Bezug auf das Umfeld des Fahrzeugs zu erfassen; und/oder
- 5 • ein oder mehrere Fahrzeugsensoren (z.B. ein Geschwindigkeitssensor, ein Raddrehzahlsensor, eine inertielle Messeinheit, etc.), die jeweils eingerichtet sind, Sensordaten in Bezug auf eine fahrdynamische Messgröße (z.B. die Fahrgeschwindigkeit, die Raddrehzahl, die Beschleunigung, den Lenkwinkel, etc.) des Fahrzeugs zu erfassen;
- 10 und/oder
- ein Empfänger eines globalen Navigationssatellitensystems (GNSS), insbesondere ein GPS-Empfänger.

Die unterschiedlichen Zustands-Hypothesen können jeweils auf Basis von
15 Sensordaten von zumindest teilweise unterschiedlichen Sensoren aus der Vielzahl von Sensoren des Fahrzeugs ermittelt werden. Alternativ oder ergänzend können unterschiedliche Methoden verwendet werden, um die unterschiedlichen Zustands-Hypothesen zu ermitteln.

- 20 Die K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen können z.B. umfassen,
- eine Zustands-Hypothese, die auf Basis von Sensordaten des GNSS-Empfängers ermittelt wird (wobei die Sensordaten des GNSS-Empfängers z.B. in Zusammenhang mit der digitalen Karte für das von dem Fahrzeug befahrene Fahrbahnnetz ausgewertet werden); und/oder
 - 25 • eine Zustands-Hypothese, die auf Basis von Fahrspurmarkierungen auf der von dem Fahrzeug befahrenen Fahrbahn ermittelt wird (wobei die Fahrspurmarkierungen z.B. auf Basis der Kameradaten einer Kamera des Fahrzeugs erkannt werden); und/oder
 - eine Zustands-Hypothese, die auf Basis von ein oder mehreren
30 Landmarken in dem Umfeld des Fahrzeugs ermittelt wird (wobei die ein oder mehreren Landmarken durch die digitale Karte angezeigt und/oder

- 4 -

auf Basis der Kameradaten einer Kamera des Fahrzeugs erkannt werden);
und/oder

- eine Zustands-Hypothese, die auf Basis von Odometriedaten des Fahrzeugs (z.B. die Fahrgeschwindigkeit und/oder den Lenkwinkel des Fahrzeugs) ermittelt wird.

Es können somit auf Basis von jeweils aktuellen Sensordaten K unterschiedliche Zustands-Hypothesen für einen aktuellen Zeitpunkt ermittelt werden. In entsprechender Weise können für eine Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten auf Basis der jeweils aktuellen Sensordaten jeweils K aktuelle Zustands-Hypothesen für den jeweils aktuellen Zeitpunkt ermittelt werden.

Die Vorrichtung ist ferner eingerichtet, einen Merkmalsvektor zu ermitteln, durch den die (jeweils aktuelle) Fahrsituation des Fahrzeugs beschrieben wird. Der Merkmalsvektor kann auf Basis von Sensordaten der Vielzahl von Sensoren des Fahrzeugs ermittelt werden. Ferner kann der Merkmalsvektor eine Vielzahl von Merkmalen umfassen (z.B. jeweils als Vektorkomponente). Beispielhafte Merkmale sind,

- ein Merkmal in Bezug auf die Fahrgeschwindigkeit und/oder die Beschleunigung des Fahrzeugs; und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf die Verkehrsdichte auf der von dem Fahrzeug befahrenen Fahrbahn; und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf ein oder mehrere Witterungsbedingungen in dem Umfeld des Fahrzeugs; und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf Lichtverhältnisse in dem Umfeld des Fahrzeugs; und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf ein Ausmaß und/oder einen Typ von Niederschlag (z.B. Regen oder Schnee) in dem Umfeld des Fahrzeugs; und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf den Straßentyp (z.B. Autobahn, Stadt, Landstraße, etc.) der von dem Fahrzeug befahrenen Fahrbahn; und/oder

- ein Merkmal in Bezug auf das Vorliegen bzw. das Nicht-Vorliegen eines Hindernisses für ein GNSS (insbesondere GPS) Signal; wobei beispielhafte Hindernisse ein Tunnel, ein relativ hohes Gebäude (etwa in der Innenstadt), und/oder eine Brückenunterfahung sind.

5

Es kann somit auf Basis von Sensordaten der ein oder mehreren Sensoren des Fahrzeugs ein Merkmalsvektor ermittelt werden, der die aktuell vorliegende Fahrsituation des Fahrzeugs beschreibt. Der Merkmalsvektor kann an einer Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten aktualisiert werden, um die
10 jeweils aktuell vorliegende Fahrsituation zu beschreiben.

Die Vorrichtung ist ferner eingerichtet, auf Basis des Merkmalsvektors und anhand einer Maschinen-erlernten Einheit K Gewichte für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen zu ermitteln. Dabei können die K Gewichte normiert sein,
15 z.B. derart, dass die Summe der K Gewichte einem Normierungswert (z.B. 1) entspricht.

Die Vorrichtung kann insbesondere eingerichtet sein, auf Basis des Merkmalsvektors und anhand der Maschinen-erlernten Einheit K Vertrauenswerte
20 für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen zu ermitteln. Dabei können die K Vertrauenswerte die Vertrauenswürdigkeit und/oder die Güte der entsprechenden K Zustands-Hypothesen anzeigen bzw. angeben. Die K Vertrauenswerte können ggf. nicht normiert sein. Die K Vertrauenswerte können dann anhand einer Normierungseinheit normiert werden, um die entsprechenden K Gewichte zu
25 ermitteln. Die Normierungseinheit kann eine Softmax-Funktion verwenden, um die K Vertrauenswerte zu normieren. So können in besonders effizienter und präziser Weise K normierte Gewichte für eine Fahrsituations-abhängige Fusionierung der K Zustands-Hypothesen ermittelt werden.

30 Die Vorrichtung ist ferner eingerichtet, die K Zustands-Hypothesen auf Basis der entsprechenden K Gewichte zu einer fusionierten Zustands-Hypothese in Bezug

auf den Zustand des Fahrzeugs zu fusionieren. Die Vorrichtung kann insbesondere eingerichtet sein, die K Zustands-Hypothesen mit den entsprechenden K Gewichten zu gewichten. Die fusionierte Zustands-Hypothese kann dann in präziser und effizienter Weise als gewichteter Mittelwert der K

5 Zustands-Hypothesen ermittelt werden.

Es wird somit eine Vorrichtung beschrieben, die ausgebildet ist, in effizienter Weise eine Fahrsituations-abhängige Fusionierung von K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen zu bewirken. So kann eine besonders präzise fusionierte

10 Zustands-Hypothese bereitgestellt werden.

Die Maschinen-erlernte Einheit kann ein oder mehrere künstliche neuronale Netze umfassen. Ferner kann die Maschinen-erlernte Einheit anhand von Trainingsdaten angelernt worden sein, wobei die Trainingsdaten z.B. eine Vielzahl von

15 Trainings-Datensätzen umfassen. Die einzelnen Trainings-Datensätze können jeweils einen Trainings-Merkmalvektor zur Beschreibung der jeweils vorliegenden bestimmten Fahrsituation aufweisen. Des Weiteren können die einzelnen Trainings-Datensätze jeweils K Trainings-Vertrauenswerte und/oder K Trainings-Gewichte umfassen, die bei der jeweils vorliegenden bestimmten

20 Fahrsituation zur Fusionierung der K Zustands-Hypothesen zu verwenden sind. Alternativ oder ergänzend können die einzelnen Trainings-Datensätze jeweils K Trainings-Zustands-Hypothesen und eine fusionierte Trainings-Zustands-Hypothese für die bestimmte Fahrsituation angeben. Die Trainingsdaten können experimentell (im Rahmen von Fahrten von ein oder mehreren Fahrzeugen)

25 und/oder anhand von Simulationen ermittelt worden sein.

Zum Anlernen der Maschinen-erlernten Einheit kann anhand der Maschinen-erlernten Einheit auf Basis des Trainings-Merkmalvektors und der K individuellen Trainings-Zustands-Hypothesen aus einem Trainings-Datensatz eine

30 prädizierte, fusionierte, Ist-Zustands-Hypothese ermittelt werden. Diese kann mit der fusionierten Trainings-Zustands-Hypothese aus dem Trainings-Datensatz

- 7 -

verglichen werden. Dies kann in entsprechender Weise für eine Vielzahl von unterschiedlichen Trainings-Datensätzen aus den Trainingsdaten durchgeführt werden, um den Wert einer Fehlerfunktion (z.B. einer mittleren (ggf. quadratischen) Abweichung zwischen den einzelnen Ist-Zustands-Hypothesen und den entsprechenden Trainings-Zustands-Hypothesen) zu ermitteln. Anhand eines Backpropagation-Algorithmus kann die Fehlerfunktion auf die einzelnen Parameter der Maschinen-erlernten Einheit zurück propagiert werden, um die Parameter anzupassen und um somit (in iterativer Weise) die Maschinen-erlernte Einheit anzulernen.

10

Es kann somit ein überwachtes Lernen der Maschinen-erlernten Einheit durchgeführt worden sein. Die Maschinen-erlernte Einheit kann dabei angelern worden sein, um für die jeweils vorliegende Fahrsituation (die jeweils durch einen Merkmalsvektor beschrieben wird) die Vertrauenswürdigkeit und/oder die Güte der unterschiedlichen Zustands-Hypothesen anzugeben (wobei die Vertrauenswürdigkeit und/oder die Güte durch einen Vertrauenswert beschrieben wird).

15

Durch die Verwendung einer derart angelerten Maschinen-erlernten Einheit kann eine besonders präzise Fahrsituations-abhängige Fusion bewirkt werden.

20

Die Vorrichtung kann eingerichtet sein, für eine Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten jeweils, K unterschiedliche Zustands-Hypothesen für den jeweils aktuellen Zeitpunkt zu ermitteln, und einen Merkmalsvektor zu ermitteln, durch den die Fahrsituation des Fahrzeugs an dem jeweils aktuellen Zeitpunkt beschrieben wird (zu diesem Zweck können die an dem jeweils aktuellen Zeitpunkt vorliegenden Sensordaten der ein oder mehreren Sensoren des Fahrzeugs verwendet werden).

25

Die Vorrichtung kann ferner eingerichtet sein, auf Basis des Merkmalsvektors und anhand der Maschinen-erlernten Einheit K Gewichte für die entsprechenden K

30

Zustands-Hypothesen zu ermitteln. Die K Zustands-Hypothesen können auf Basis der entsprechenden K Gewichte zu der fusionierten Zustands-Hypothese für den jeweils aktuellen Zeitpunkt fusioniert werden.

- 5 Die Vorrichtung kann somit eingerichtet sein, insbesondere in iterativer Weise, den Zustand des Fahrzeugs an einer Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten auf Basis der für den jeweiligen Zeitpunkt ermittelten fusionierten Zustands-Hypothese zu aktualisieren. Dies kann unter Verwendung eines Kalman-Filters erfolgen.

10

Es kann somit dauerhaft während des Betriebs des Fahrzeugs eine präzise Fusion von Zustands-Hypothesen bewirkt werden.

- Die einzelnen (individuellen) Zustands-Hypothesen können sich ggf. auf unterschiedliche (Zwischen-) Zeitpunkte beziehen. Es kann bewirkt werden (z.B. anhand von K Kalman-Filter für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen), dass die einzelnen Zustands-Hypothesen jeweils auf einen gemeinsamen Zeitpunkt prädiert werden. Mit anderen Worten, es kann (z.B. anhand von entsprechenden Kalman-Filtern) bewirkt werden, dass die zu fusionierenden K Zustands-Hypothesen jeweils zeitsynchron sind (und sich somit jeweils auf einen einzigen gemeinsamen Zeitpunkt beziehen). Diese K zeitsynchronen Zustands-Hypothesen können dann in präziser Weise auf Basis der entsprechenden K Gewichte zu der fusionierten Zustands-Hypothese (für den jeweiligen gemeinsamen Zeitpunkt) fusioniert werden.

25

- Alternativ oder ergänzend kann ein Kalman-Filter dazu verwendet werden, den Zustand des Fahrzeugs an einer Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten zu aktualisieren. Dabei kann auf Basis des Zustands an einem vorhergehenden Zeitpunkt unter Verwendung eines Modells ein prädiert Zustand für den nachfolgenden Zeitpunkt ermittelt werden. Ferner kann die fusionierte Zustands-Hypothese für den nachfolgenden Zeitpunkt als Messupdate verwendet werden,

30

um basierend auf dem prädizierten Zustand und basierend auf der fusionierten Zustands-Hypothese den aktualisierten Zustand an dem nachfolgenden Zeitpunkt zu ermitteln.

- 5 Die Vorrichtung kann ferner eingerichtet sein, das Fahrzeug, insbesondere eine Fahrfunktion zur automatisierten Längs- und/oder Querführung des Fahrzeugs, in Abhängigkeit von der fusionierten Zustands-Hypothese (an der Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten) zu betreiben. So kann ein besonders zuverlässiger automatisierter Betrieb des Fahrzeugs bewirkt werden.

10

Gemäß einem weiteren Aspekt wird ein (Straßen-) Kraftfahrzeug (insbesondere ein Personenkraftwagen oder ein Lastkraftwagen oder ein Bus oder ein Motorrad) beschrieben, das die in diesem Dokument beschriebene Vorrichtung umfasst.

- 15 Gemäß einem weiteren Aspekt wird ein Verfahren zur Ermittlung des Zustands eines (Kraft-) Fahrzeugs beschrieben. Das Verfahren umfasst das Ermitteln von K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen für den Zustand des Fahrzeugs, mit $K > 1$. Des Weiteren umfasst das Verfahren das Ermitteln eines Merkmalsvektors, durch den die Fahrsituation des Fahrzeugs beschrieben wird, sowie das Ermitteln, auf
- 20 Basis des Merkmalsvektors und anhand einer Maschinen-erlernten Einheit, von K Gewichten für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen. Das Verfahren umfasst ferner das Fusionieren der K Zustands-Hypothesen auf Basis der entsprechenden K Gewichte zu einer fusionierten Zustands-Hypothese für den Zustand des Fahrzeugs.

25

Gemäß einem weiteren Aspekt wird ein Software (SW) Programm beschrieben. Das SW Programm kann eingerichtet werden, um auf einem Prozessor (z.B. auf einem Steuergerät eines Fahrzeugs) ausgeführt zu werden, und um dadurch das in diesem Dokument beschriebene Verfahren auszuführen.

30

Gemäß einem weiteren Aspekt wird ein Speichermedium beschrieben. Das Speichermedium kann ein SW Programm umfassen, welches eingerichtet ist, um auf einem Prozessor ausgeführt zu werden, und um dadurch das in diesem Dokument beschriebene Verfahren auszuführen.

5

Es ist zu beachten, dass die in diesem Dokument beschriebenen Verfahren, Vorrichtungen und Systeme sowohl alleine, als auch in Kombination mit anderen in diesem Dokument beschriebenen Verfahren, Vorrichtungen und Systemen verwendet werden können. Des Weiteren können jegliche Aspekte der in diesem Dokument beschriebenen Verfahren, Vorrichtungen und Systemen in vielfältiger Weise miteinander kombiniert werden. Insbesondere können die Merkmale der Ansprüche in vielfältiger Weise miteinander kombiniert werden. Ferner sind in Klammern aufgeführte Merkmale als optionale Merkmale zu verstehen.

- 15 Im Weiteren wird die Erfindung anhand von Ausführungsbeispielen näher beschrieben. Dabei zeigen
- Figur 1a beispielhafte Komponenten eines Fahrzeugs;
- Figur 1b beispielhafte Zustands-Hypothesen;
- Figur 2 eine beispielhafte Vorrichtung zur Ermittlung einer fusionierten Zustands-
- 20 Hypothese für den Zustand eines Fahrzeugs; und
- Figur 3 ein Ablaufdiagramm eines beispielhaften Verfahrens zur Ermittlung einer fusionierten Zustands-Hypothese für den Zustand eines Fahrzeugs.

Wie eingangs dargelegt, befasst sich das vorliegende Dokument mit der

25 effizienten und präzisen Ermittlung des Zustands eines Fahrzeugs. Der Zustand des Fahrzeugs kann durch einen Zustandsvektor beschrieben werden, der ein oder mehrere Zustandsgrößen aufweisen kann. Beispielhafte Zustandsgrößen zur Beschreibung des Zustands des Fahrzeugs sind,

- die Position des Fahrzeugs (z.B. die Position innerhalb einer digitalen Karte, welche das von dem Fahrzeug befahrene Fahrbahnnetz beschreibt); und/oder

30

- die Geschwindigkeit des Fahrzeugs; und/oder
- die Orientierung des Fahrzeugs; und/oder
- die (Längs- und/oder Quer-) Beschleunigung des Fahrzeugs.

5 Fig. 1a zeigt ein beispielhaftes Fahrzeug 100, das eine Vielzahl von unterschiedlichen Umfeldsensoren 102 aufweist. Beispielhafte Umfeldsensoren 102 sind ein oder mehrere Kameras, ein oder mehrere Radarsensoren, ein oder mehrere Ultraschallsensoren, ein oder mehrere Lidarsensoren, etc. Das Fahrzeug 100 umfasst ferner eine Vielzahl von Fahrzeugsensoren 103, wie z.B. einen
10 Geschwindigkeitssensor, einen Beschleunigungssensor, eine inertielle Messeinheit, einen Lenksensor, einen Raddrehzahlsensor, etc.

Eine (Steuer-) Vorrichtung 101 des Fahrzeugs 100 ist eingerichtet, die Sensordaten der Vielzahl von Sensoren 102, 103 des Fahrzeugs 100 auszuwerten,
15 um den Zustand des Fahrzeugs 100 zu ermitteln. Dabei kann der Zustand, insbesondere einer in Fig. 1b dargestellte Zustands-Hypothese 111, in rekursiver und/oder iterativer Weise an einer Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten auf Basis der jeweils aktuell verfügbaren Sensordaten aktualisiert werden. Zu diesem Zweck kann ein Kalman-Filter verwendet werden.

20

Die Vorrichtung 101 kann ferner eingerichtet sein, ein oder mehrere Längs- und/oder Querführungsaktoren 104 des Fahrzeugs 100 auf Basis des ermittelten Zustands des Fahrzeugs 100 anzusteuern, z.B. um das Fahrzeug 100 automatisiert längs- und/oder querzuführen. Beispielsweise kann der ermittelte Zustand des
25 Fahrzeugs 100 die Lage des Fahrzeugs 100 innerhalb der von dem Fahrzeug 100 befahrenen Fahrbahn anzeigen. Die ein oder mehreren Aktoren 104 können in Abhängigkeit von dem ermittelten Zustand angesteuert werden, um das Fahrzeug 100 automatisiert innerhalb einer bestimmten Fahrspur der Fahrbahn längs- und/oder querzuführen.

30

Fig. 1b zeigt eine beispielhafte Fahrbahn 110, auf der das Fahrzeug 100 angeordnet ist. Auf Basis der an einem bestimmten Zeitpunkt n verfügbaren Sensordaten der Vielzahl von Sensoren 102, 103 kann eine Mehrzahl von unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 (d.h. es können mehrere unterschiedliche Zustands-Hypothesen 111) in Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs 100 an dem Zeitpunkt n ermittelt werden. Die unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 können dabei auf Basis der Sensordaten von unterschiedlichen Sensoren 102, 103 ermittelt worden sein. Beispielhafte Zustands-Hypothesen 111 in Bezug auf die Position des Fahrzeugs 100 können sein,

- eine Zustands-Hypothese 111, die auf Basis der GNSS (globales Navigationssatellitensystems) Koordinaten, insbesondere auf Basis der GPS-Koordinaten, des Fahrzeugs 100 ermittelt wird; und/oder
- eine Zustands-Hypothese 111, die auf Basis von Odometriedaten (z.B. des Lenksensors und/oder des Geschwindigkeitssensors und/oder des Raddrehzahlsensors) ermittelt wird; und/oder
- eine Zustands-Hypothese 111, die auf Basis von ein oder mehreren Landmarken in dem Umfeld des Fahrzeugs 100 ermittelt wird (wobei die ein oder mehreren Landmarken auf Basis der Sensordaten einer Umfeldkamera und/oder eines Radarsensors und/oder eines Lidarsensors erkannt und/oder lokalisiert werden können); und/oder
- eine Zustands-Hypothese 111, die auf Basis von ein oder mehreren Fahrspurmarkierungen auf der von dem Fahrzeug 100 befahrenen Fahrbahn 110 ermittelt wird (wobei die ein oder mehreren Fahrspurmarkierungen auf Basis der Sensordaten einer Umfeldkamera erkannt und/oder lokalisiert werden können).

Es können somit für einen Zeitpunkt n K unterschiedliche Zustands-Hypothesen 111 ermittelt werden (mit $K > 1$). Die K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen können fusioniert werden, um eine fusionierte Zustands-Hypothese zu ermitteln, die z.B. im Rahmen eines Kalman-Filters (als Messupdate) verwendet werden

kann, um den aktuellen Zustand des Fahrzeugs 100 (an dem Zeitpunkt n) zu ermitteln.

- Die Güte, insbesondere die Genauigkeit, und/oder die Vertrauenswürdigkeit der unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 kann von der jeweils vorliegenden Fahrsituation abhängen. Beispielsweise kann die Güte einer auf GNSS-Koordinaten basierenden Zustands-Hypothese 111 von den jeweils aktuell vorliegenden Witterungsbedingungen abhängen. Ferner kann die Güte einer Zustands-Hypothese 111, die von den Kameradaten einer Umfeldkamera 102 abhängt, von den jeweils vorliegenden Lichtverhältnissen abhängen. Des Weiteren kann die Güte einer Zustands-Hypothese 111, die von den Sensordaten eines Umfeldsensors 102 abhängt, von der aktuell vorliegenden Verkehrsdichte abhängen.
- Die Vorrichtung 101 kann eingerichtet sein, die Fusion der K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 in Abhängigkeit von der jeweils aktuell vorliegenden Fahrsituation des Fahrzeugs 100 zu bewirken. Zu diesem Zweck können die Sensordaten der Vielzahl von Sensoren 102, 103 ausgewertet werden, um die aktuelle vorliegende Fahrsituation zu beschreiben, wobei die Fahrsituation z.B. durch einen Merkmalvektor beschrieben werden kann, der eine bestimmte Menge von Vektorkomponenten für unterschiedliche Merkmale der Fahrsituation aufweist. Beispielhafte Merkmale der Fahrsituation sind,
- die Fahrgeschwindigkeit des Fahrzeugs 100; und/oder
 - die Verkehrsdichte im Umfeld des Fahrzeugs 100; und/oder
 - die Lichtverhältnisse im Umfeld des Fahrzeugs 100; und/oder
 - das Ausmaß und/oder der Typ des Niederschlags; und/oder
 - das Vorliegen eines Hindernisses für ein GNSS, insbesondere für ein GPS, Signal (etwa eine Brücke, ein Tunnel oder ein Gebäude) im Umfeld des Fahrzeugs 100; und/oder
 - der Straßentyp der von dem Fahrzeug 100 befahrenen Fahrbahn 110.

Die Vorrichtung 101 kann ferner eingerichtet sein, auf Basis des Merkmalsvektors zur Beschreibung der (an dem aktuellen Zeitpunkt n vorliegenden) Fahrsituation eine Fahrsituations-spezifische Fusionsmethode zur Fusionierung der K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 zu ermitteln. Die kombinierte
5 und/oder fusionierte Zustands-Hypothese kann dann unter Verwendung der Fahrsituations-spezifischen Fusionsmethode ermittelt werden.

Die Fahrsituations-spezifische Fusionsmethode kann anhand einer Maschinen-erlernten Einheit ermittelt werden. Dabei kann die Maschinen-erlernte Einheit im
10 Vorfeld auf Basis von Trainingsdaten angelernt worden sein.

Fig. 2 zeigt eine beispielhafte Vorrichtung 200 zur Fusionierung von K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 zu einer fusionierten Zustands-Hypothese 204. Die Vorrichtung 200 umfasst eine Fusionseinheit 213, die
15 eingerichtet ist, die K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 unter Verwendung von K Gewichten 203 für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen 111 zu der fusionierten Zustands-Hypothese 204 zu fusionieren. Dabei kann innerhalb der Fusionseinheit 213 die fusionierte Zustands-Hypothese 204 als gewichteter Mittelwert der K Zustands-Hypothesen 111 (unter
20 Verwendung der entsprechenden K Gewichte 203) ermittelt werden.

Als Fusionsmethode kann somit das Bilden eines gewichteten Mittelwerts der K Zustands-Hypothesen 111 verwendet werden. Die K Gewichte 203 zur Gewichtung der entsprechenden K Zustands-Hypothesen 111 können in
25 Abhängigkeit von der jeweils vorliegenden Fahrsituation, insbesondere in Abhängigkeit von dem Merkmalsvektor 201 zur Beschreibung der jeweils vorliegenden Fahrsituation, angepasst werden. Es können somit Fahrsituations-spezifische Gewichte 203 und somit eine Fahrsituations-spezifische Fusionsmethode verwendet werden.

Die K Gewichte 203 können anhand einer Maschinen-erlernten Einheit 211 ermittelt werden, wobei die Maschinen-erlernte Einheit 211 z.B. ein oder mehreren künstliche neuronale Netze umfasst. Die Maschinen-erlernte Einheit 211 kann eingerichtet sein, auf Basis des Merkmalsvektors 201 K

- 5 Vertrauenswerte 202 für die K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 zu ermitteln. Der Vertrauenswert 202 für eine Zustands-Hypothese 111 kann die Güte und/oder die Vertrauenswürdigkeit der Zustands-Hypothese 111 angeben. Dabei können die Güte und/oder die Vertrauenswürdigkeit mit steigendem Vertrauenswert 202 steigen.

10

Die K Vertrauenswerte 202 können in einer Normierungseinheit 212 normiert werden, um entsprechende K Gewichte 203 zu ermitteln, deren Summe einen Normierungswert, z.B. 1, ergibt. Die Normierungseinheit 212 kann zu diesem Zweck die Softmax-Funktion verwenden.

15

Zum Anlernen der Maschinen-erlernten Einheit 211 können Trainingsdaten verwendet werden, wobei die Trainingsdaten eine Vielzahl (z.B. 1000 oder mehr, oder 10000 oder mehr) Trainings-Datensätze umfassen. Die einzelnen Trainings-Datensätze können jeweils einen Trainings-Merkmalvektor 201 (zur

- 20 Beschreibung einer bestimmten Fahrsituation) und eine dazugehörige Menge von Trainings-Vertrauenswerten 202 aufweisen. Die Trainings-Vertrauenswerte 202 können bei Vorliegen der bestimmten Fahrsituation gemessen worden sein. Mit anderen Worten, die Trainings-Vertrauenswerte 202 können angeben, welche Güte und/oder Vertrauenswürdigkeit die unterschiedlichen Zustands-Hypothesen
- 25 111 bei Vorliegen der bestimmten Fahrsituation tatsächlich aufweisen. Die Trainingsdaten können experimentell während des Betriebs von ein oder mehreren Fahrzeugen 100 ermittelt worden sein.

Anhand der Trainingsdaten kann ein überwachtes Lernen der Maschinen-erlernten

30 Einheit 211 durchgeführt werden (z.B. unter Verwendung eines Backpropagation-Algorithmus). Dabei kann die Maschinen-erlernte Einheit 211 auf Basis der

Trainingsdaten mit dem Ziel angelernt werden, eine bestimmte Fehlerfunktion zu reduzieren. Die Fehlerfunktion kann von den in den Trainingsdaten angezeigten Trainings-Vertrauenswerten 202 und von den (auf Basis der in den Trainingsdaten angezeigten Trainings-Merkmalvektoren 201) durch die Maschinen-erlernte

5 Einheit 211 ermittelten Ist-Vertrauenswerten 202 abhängen (z.B. von der (mittleren, ggf. quadratischen) Abweichung der Trainings-Vertrauenswerte 202 von den entsprechenden Ist-Vertrauenswerten 202).

Alternativ oder ergänzend kann die Maschinen-erlernte Einheit 211 in

10 Zusammenhang mit der gesamten Fusions-Vorrichtung 200 angelernt werden. Dabei können Trainingsdaten mit Trainings-Datensätzen verwendet werden, die jeweils ein Paar aus einem Trainings-Merkmalvektor 201 und einer fusionierten Trainings-Zustands-Hypothese 204 (als Ground Truth Referenz) aufweisen. Die einzelnen Trainings-Datensätze können ferner K individuelle Trainings-Zustands-

15 Hypothesen 111 anzeigen (die auf Basis der jeweiligen Teilmenge von Sensoren 102, 103 ermittelt wurde). Im Rahmen des überwachten Lern-Verfahrens zum Anlernen der Maschinen-erlernten Einheit 211 kann jeweils für einen Trainings-Merkmalvektor 201 (anhand der Fusions-Vorrichtung 200, und unter Berücksichtigung der K individuellen Trainings-Zustands-Hypothesen 111) eine

20 prädizierte Ist-Zustands-Hypothese 204 ermittelt und mit der entsprechenden Trainings-Zustands-Hypothese 204 verglichen wird, um den Wert einer Fehlerfunktion (z.B. der mittleren (ggf. quadratischen) Abweichung) zu ermitteln. Basierend auf der Fehlerfunktion können (durch Verwendung eines Backpropagation-Algorithmus) die Parameter der Maschinen-erlernten Einheit

25 211 angepasst werden.

Es können somit zum Anlernen der Maschinen-erlernten Einheit 211 Ground Truth fusionierte Trainings-Zustands-Hypothesen 204 verwendet werden, welche z.B. durch einen (sehr genauen) Sensor zur Lokalisierung (z.B. DGPS

30 (Differential Global Positioning System) oder RTK (Real Time Kinematic)) bereitgestellt werden.

Die Fehlerfunktion, welche das Training der Maschinen-erlernten Einheit 211 ermöglicht, kann durch einen Vergleich der durch die Einheit 211 prädizierten Ist-Zustands-Hypothese 204 und der fusionierten Trainings-Zustands-Hypothese 204
5 laut Ground Truth Referenz ermittelt werden. Es kann somit ein End-zu-End Training der Maschinen-erlernten Einheit 211 innerhalb der Fusions-Vorrichtung 200 erfolgen. Anhand Backpropagation kann der Fehler auf einzelne Gewichte 203, auf einzelne Vertrauenswerte 202, und schließlich auf die Parameter der Maschinen-erlernten Einheit 211 zurückgeleitet werden. wodurch die Parameter
10 der Maschinen-erlernten Einheit 211 während des Trainings angepasst werden.

Dadurch, dass die Fehlerfunktion an der gleichen Stelle wie die finale Prädiktion angreift (d.h. an den fusionierten Zustands-Hypothesen 204), kann in besonders zuverlässiger Weise die Güte der finalen Prädiktion sichergestellt werden. Ferner
15 kann damit die Plausibilität der einzelnen K Vertrauenswerte 202 und/oder Gewichte 203 in Hinblick auf eine genaue Lokalisierung erreicht werden.

Alternative oder ergänzende Methoden zur Erzeugung einer Ground-Truth Referenz (d.h. zur Ermittlung der Trainings-Zustands-Hypothesen 204) umfassen
20 z.B. post-processing Optimierungsverfahren, welche nach einer Testfahrt eines Fahrzeugs 100 global angewandt werden können, um ursprüngliche Positionsschätzungen zu optimieren.

Während des Betriebs des Fahrzeugs 100 kann somit für einen bestimmten
25 Zeitpunkt n ein Merkmalsvektor 201 ermittelt werden, der die an dem bestimmten Zeitpunkt n vorliegende Fahrsituation beschreibt. Ferner kann anhand der Maschinen-erlernten Einheit 211 eine Menge von Vertrauenswerten 202 ermittelt werden, die durch die Normierungseinheit 212 in eine entsprechende Menge von (normierten) Gewichten 203 überführt wird. Die Menge von Gewichten 203 kann
30 zur Fusionierung der unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 verwendet werden, um eine fusionierte Zustands-Hypothese 204 für den bestimmten

Zeitpunkt n zu ermitteln. Die fusionierte Zustands-Hypothese 204 kann dazu verwendet werden, den aktuellen Zustand des Fahrzeugs 100 an dem bestimmten Zeitpunkt n zu ermitteln. Dabei kann die fusionierte Zustands-Hypothese 204 z.B. als Messupdate in einem Kalman-Filter verwendet werden.

5

Es sei darauf hingewiesen, dass die von der Maschinen-erlernten Einheit 211 ermittelte Menge von Vertrauenswerten 202 dazu verwendet werden kann (ggf. unabhängig von der in diesem Dokument beschriebenen Fusion), die entsprechende Menge von (individuellen) Zustands-Hypothesen 111 zu bewerten.

- 10 Beispielsweise kann das Fahrzeug 100 eine Fahrfunktion aufweisen, die auf Basis ein oder mehrerer (individueller) Zustands-Hypothesen 111 betrieben wird (ggf. ohne Zugriff auf die fusionierte Zustands-Hypothese 204). Die von der Maschinen-erlernten Einheit 211 ermittelten Vertrauenswerte 202 und/oder Gewichte 203 für die ein oder mehreren (individuellen) Zustands-Hypothesen 111
- 15 können dann von der Fahrfunktion berücksichtigt werden. So können die Güte und/oder die Zuverlässigkeit der Fahrfunktion erhöht werden.

Die in diesem Dokument beschriebene Vorrichtung 101 kann somit eingerichtet sein, K unterschiedliche Zustands-Hypothesen 111 in Bezug auf den Zustand des

20 Fahrzeugs 100 zu ermitteln, mit $K > 0$ (ggf. $K = 1$), sowie einen Merkmalsvektor 201 zu ermitteln, durch den die (aktuelle) Fahrsituation des Fahrzeugs 100 beschrieben wird. Die Vorrichtung 101 kann ferner eingerichtet sein, auf Basis des Merkmalsvektors 201 und anhand der Maschinen-erlernten Einheit 211 K Gewichte 203 und/oder K Vertrauenswerte 202 für die entsprechenden K

- 25 Zustands-Hypothesen 111 zu ermitteln. Des Weiteren kann die Vorrichtung 101 eingerichtet sein, eine Fahrfunktion des Fahrzeugs 100 auf Basis der K Zustands-Hypothesen 111 und auf Basis der entsprechenden K Vertrauenswerte 202 und/oder Gewichte 203 zu betreiben (ggf. ohne eine Fusion der K Zustands-Hypothesen 111 zu bewirken). So können die Güte und/oder die Zuverlässigkeit
- 30 der Fahrfunktion erhöht werden.

Fig. 3 zeigt ein Ablaufdiagramm eines (ggf. Computer-implementierten) Verfahrens 300 zur Ermittlung des Zustands eines (Kraft-) Fahrzeugs 100. Der Zustand kann sich auf die Position des Fahrzeugs 100 beziehen. Ferner kann der Zustand durch eine Zustandsvektor mit ein oder mehreren Zustandsgrößen
5 beschrieben werden. Das Verfahren 300 umfasst das Ermitteln 301 von K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 in Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs 100, mit $K > 1$. Die einzelnen Zustands-Hypothesen 111 können auf Basis von Sensordaten von ein oder mehreren Sensoren 102, 103 des Fahrzeugs 100 ermittelt werden. Dabei können für unterschiedliche Zustands-Hypothesen
10 111 zumindest teilweise unterschiedliche Sensoren 102, 103 und/oder zumindest teilweise unterschiedliche Methoden zur Ermittlung der jeweiligen Zustands-Hypothese 111 verwendet werden.

Das Verfahren 300 umfasst ferner das Ermitteln 302 eines Merkmalsvektors 201,
15 durch den die Fahrsituation des Fahrzeugs 100 beschrieben wird. Der Merkmalsvektor 201 kann ein oder mehrere Merkmale zur Beschreibung der Fahrsituation umfassen, in der sich das Fahrzeug 100 befindet. Die einzelnen Merkmale können auf Basis von Sensordaten von ein oder mehreren Sensoren 102, 103 des Fahrzeugs 100 ermittelt werden.

20 Des Weiteren umfasst das Verfahren 300 das Ermitteln 303, auf Basis des Merkmalsvektors 201 und anhand einer Maschinen-erlernten Einheit 211, von K Gewichten 203 für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen 111. Die Maschinen-erlernte Einheit 211 kann im Vorfeld auf Basis von Trainingsdaten
25 angelernt worden sein. Dabei können insbesondere die Parameter von ein oder mehreren neuronalen Netzen angelernt worden sein.

Das Verfahren 300 umfasst weiter das Fusionieren 304 der K Zustands-Hypothesen 111 auf Basis der entsprechenden K Gewichte 203 zu einer
30 fusionierten Zustands-Hypothese 204 für den Zustand des Fahrzeugs 100. Dabei kann insbesondere (unter Verwendung der K Gewichte 203) ein gewichteter

Mittelwert der K Zustands-Hypothesen 111 ermittelt werden, um die fusionierte Zustands-Hypothese 204 zu ermitteln.

- 5 Durch die in diesem Dokument beschriebenen Maßnahmen kann eine besonders effiziente und präzise Fusion von unterschiedlichen Zustands-Hypothesen 111 bewirkt werden. So können die Güte der Zustandsermittlung und die Güte einer automatisierten Fahrfunktion eines Fahrzeugs 100 (die die fusionierte Zustands-Hypothese 204 verwendet) erhöht werden.
- 10 Die vorliegende Erfindung ist nicht auf die gezeigten Ausführungsbeispiele beschränkt. Insbesondere ist zu beachten, dass die Beschreibung und die Figuren nur beispielhaft das Prinzip der vorgeschlagenen Verfahren, Vorrichtungen und Systeme veranschaulichen sollen.

Ansprüche

- 1) Vorrichtung (101) zur Ermittlung eines Zustands eines Fahrzeugs (100);
wobei die Vorrichtung (101) eingerichtet ist,
- 5 – K unterschiedliche Zustands-Hypothesen (111) in Bezug auf den
Zustand des Fahrzeugs (100) zu ermitteln, mit $K > 1$;
- einen Merkmalsvektor (201) zu ermitteln, durch den eine Fahrsituation
des Fahrzeugs (100) beschrieben wird;
- auf Basis des Merkmalsvektors (201) und anhand einer Maschinen-
10 erlernten Einheit (211) K Gewichte (203) für die entsprechenden K
Zustands-Hypothesen (111) zu ermitteln; und
- die K Zustands-Hypothesen (111) auf Basis der entsprechenden K
Gewichte (203) zu einer fusionierten Zustands-Hypothese (204) in
Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs (100) zu fusionieren.
- 15
- 2) Vorrichtung (101) gemäß Anspruch 1, wobei
- die Vorrichtung (101) eingerichtet ist, die K unterschiedlichen
Zustands-Hypothesen (111) auf Basis von Sensordaten einer Vielzahl
von Sensoren (102, 103) des Fahrzeugs (100) zu ermitteln; wobei die
20 Vielzahl von Sensoren (102, 103) insbesondere umfasst,
- ein oder mehrere Umfeldsensoren (102), die jeweils
eingerichtet sind, Sensordaten in Bezug auf ein Umfeld des
Fahrzeugs (100) zu erfassen;
- ein oder mehrere Fahrzeugsensoren (103), die jeweils
25 eingerichtet sind, Sensordaten in Bezug auf eine
fahrdynamische Messgröße des Fahrzeugs (100) zu erfassen;
und/oder
- einen Empfänger eines globalen Navigationssatellitensystems;
und
- 30 – unterschiedliche Zustands-Hypothesen (111) auf Basis von
Sensordaten von zumindest teilweise unterschiedlichen Sensoren (102,

103) aus der Vielzahl von Sensoren (102, 103) des Fahrzeugs (100) ermittelt werden.

- 3) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei die
5 Vorrichtung (101) eingerichtet ist, den Merkmalsvektor (201) auf Basis von Sensordaten einer Vielzahl von Sensoren (102, 103) des Fahrzeugs (100) zu ermitteln.
- 4) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei die
10 Vorrichtung (101) eingerichtet ist,
- auf Basis des Merkmalsvektors (201) und anhand der Maschinen-erlernten Einheit (211) K Vertrauenswerte (202) für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen (111) zu ermitteln; wobei die K Vertrauenswerte (202) eine Vertrauenswürdigkeit und/oder eine
15 Güte der entsprechenden K Zustands-Hypothesen (111) anzeigen;
 - die K Vertrauenswerte (202) anhand einer Normierungseinheit (212) zu normieren, um die entsprechenden K Gewichte (203) zu ermitteln; wobei die Normierungseinheit (212) insbesondere eine Softmax-Funktion verwendet, um die K Vertrauenswerte (202) zu normieren.
20
- 5) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei die Vorrichtung (101) eingerichtet ist,
- die K Zustands-Hypothesen (111) mit den entsprechenden K Gewichten (203) zu gewichten; und
25
 - die fusionierte Zustands-Hypothese (204) als gewichteten Mittelwert der K Zustands-Hypothesen (111) zu ermitteln.
- 6) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei
- die Maschinen-erlernte Einheit (211) ein oder mehrere künstliche
30 neuronale Netze umfasst; und/oder

- die Maschinen-erlernte Einheit (211) anhand von Trainingsdaten angelern wurde, die eine Vielzahl von Trainings-Datensätzen umfassen; wobei ein Trainings-Datensatz jeweils umfasst,
 - einen Trainings-Merkmalvektor (201) zur Beschreibung einer bestimmten Fahrsituation; und
 - K Trainings-Zustands-Hypothesen (111) und eine fusionierte Trainings-Zustands-Hypothese (204) für die bestimmte Fahrsituation.
- 5
- 10 7) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei die Vorrichtung (101) eingerichtet ist, für eine Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten jeweils,
- K unterschiedliche Zustands-Hypothesen (111) für den jeweils aktuellen Zeitpunkt zu ermitteln;
 - einen Merkmalsvektor (201) zu ermitteln, durch den die Fahrsituation des Fahrzeugs (100) an dem jeweils aktuellen Zeitpunkt beschrieben wird;
 - auf Basis des Merkmalsvektors (201) und anhand der Maschinen-erlernten Einheit (211) K Gewichte (203) für die entsprechenden K Zustands-Hypothesen (111) zu ermitteln; und
 - die K Zustands-Hypothesen (111) auf Basis der entsprechenden K Gewichte (203) zu der fusionierten Zustands-Hypothese (204) für den jeweils aktuellen Zeitpunkt zu fusionieren.
- 15
- 20
- 25 8) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei die Vorrichtung (101) eingerichtet ist, in iterativer Weise, den Zustand des Fahrzeugs (100) an einer Sequenz von aufeinanderfolgenden Zeitpunkten auf Basis der für den jeweiligen Zeitpunkt ermittelten fusionierten Zustands-Hypothese (204) zu aktualisieren, insbesondere unter Verwendung eines
- 30 Kalman-Filters.

- 24 -

9) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei

- der Merkmalsvektor (201) eine Vielzahl von Merkmalen umfasst; und
- die Vielzahl von Merkmalen insbesondere umfasst,

- 5 – ein Merkmal in Bezug auf eine Fahrgeschwindigkeit und/oder eine Beschleunigung des Fahrzeugs (100); und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf eine Verkehrsdichte auf einer von dem Fahrzeug (100) befahrenen Fahrbahn (110); und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf eine Witterungsbedingung in einem Umfeld des Fahrzeugs (100); und/oder
- 10 – ein Merkmal in Bezug auf Lichtverhältnisse in dem Umfeld des Fahrzeugs (100); und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf ein Ausmaß und/oder einen Typ von Niederschlag in dem Umfeld des Fahrzeugs (100); und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf einen Straßentyp der von dem
- 15 Fahrzeug (100) befahrenen Fahrbahn (110); und/oder
- ein Merkmal in Bezug auf das Vorliegen eines Hindernisses für ein Signal eines globalen Navigationssatellitensystems.

10) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei die K
20 unterschiedlichen Zustands-Hypothesen (111) umfassen,

- eine Zustands-Hypothese (111), die auf Basis von Sensordaten eines globalen Navigationssatellitensystem ermittelt wird; und/oder
- eine Zustands-Hypothese (111), die auf Basis von Fahrspurmarkierungen auf einer von dem Fahrzeug (100) befahrenen
- 25 Fahrbahn (110) ermittelt wird; und/oder
- eine Zustands-Hypothese (111), die auf Basis von ein oder mehreren Landmarken in einem Umfeld des Fahrzeugs (100) ermittelt wird; und/oder

- 25 -

- eine Zustands-Hypothese (111), die auf Basis von Odometriedaten des Fahrzeugs (100) ermittelt wird.

11) Vorrichtung (101) gemäß einem der vorhergehenden Ansprüche, wobei der
5 Zustand des Fahrzeugs (100) eine Position des Fahrzeugs (100) umfasst,
insbesondere eine Position auf einer von dem Fahrzeug (100) befahrenen
Fahrbahn (110).

12) Verfahren (300) zur Ermittlung eines Zustands eines Fahrzeugs (100); wobei
10 das Verfahren (300) umfasst,

- Ermitteln (301) von K unterschiedlichen Zustands-Hypothesen (111)
in Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs (100), mit $K > 1$;
- Ermitteln (302) eines Merkmalsvektors (201), durch den eine
Fahrsituation des Fahrzeugs (100) beschrieben wird;
- 15 – Ermitteln (303), auf Basis des Merkmalsvektors (201) und anhand
einer Maschinen-erlernten Einheit (211), von K Gewichten (203) für
die entsprechenden K Zustands-Hypothesen (111); und
- Fusionieren (304) der K Zustands-Hypothesen (111) auf Basis der
entsprechenden K Gewichte (203) zu einer fusionierten Zustands-
20 Hypothese (204) in Bezug auf den Zustand des Fahrzeugs (100).

Zeichnungen

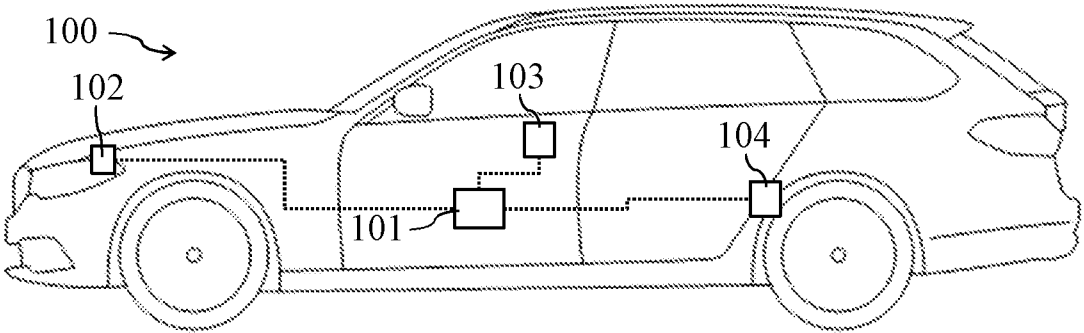


Fig. 1a

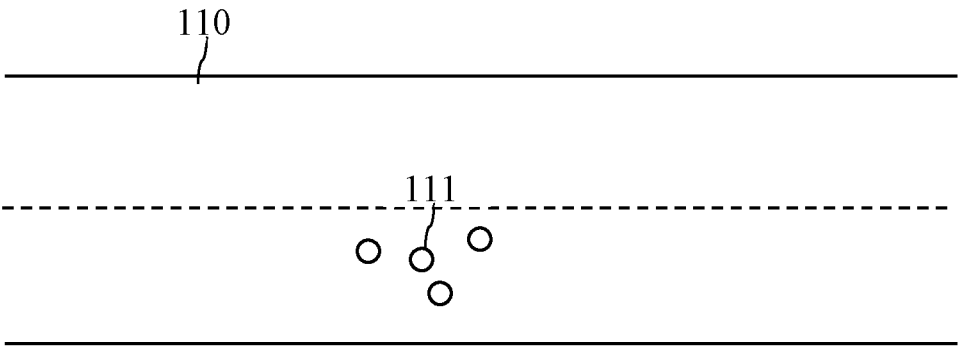


Fig. 1b

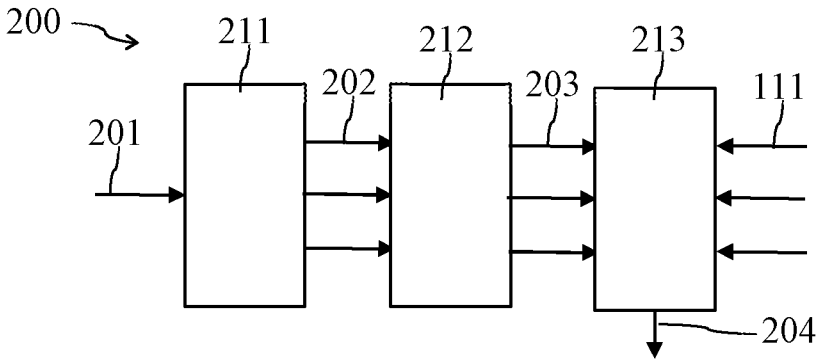
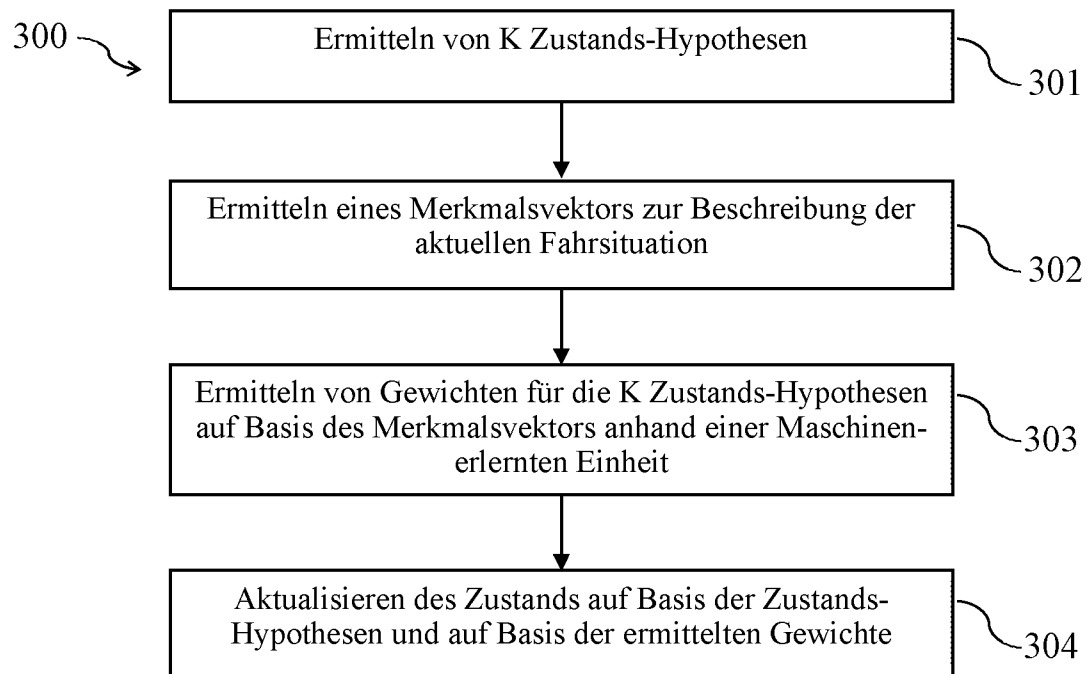


Fig. 2

**Fig. 3**

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/DE2023/100860

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G01S 13/72(2006.01)i; **B60W 40/10**(2012.01)i; **G01S 13/86**(2006.01)i; **G01S 13/931**(2020.01)i; **G01S 15/86**(2020.01)i;
G01S 15/931(2020.01)i; **G01S 17/86**(2020.01)i; **G01S 17/931**(2020.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G01S; B60W

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

EPO-Internal, INSPEC, WPI Data

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JU XIAOLIANG ET AL. "Learning Scene Adaptive Covariance Error Model of LiDAR Scan Matching for Fusion Based Localization" 2019 IEEE INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM (IV), IEEE, 09 June 2019 (2019-06-09), pages 1789-1796 DOI: 10.1109/IVS.2019.8813840 XP033605980 page 1790, left-hand column, line 5 - line 18 page 1790, left-hand column, line 38 - right-hand column, line 6 page 1791, left-hand column, line 3 - right-hand column, line 7 page 1792, right-hand column, line 5 - line 22 algorithm I figures 1-11	1-12



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

15 February 2024

Date of mailing of the international search report

05 March 2024

Name and mailing address of the ISA/EP

European Patent Office
p.b. 5818, Patentlaan 2, 2280 HV Rijswijk
Netherlands

Telephone No. (+31-70)340-2040

Facsimile No. (+31-70)340-3016

Authorized officer

Köppe, Maro

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/DE2023/100860

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	BROSSARD MARTIN ET AL. "AI-IMU Dead-Reckoning" <i>IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT VEHICLES, IEEE</i> , Vol. 5, No. 4, 13 March 2020 (2020-03-13), pages 585-595, [retrieved on 2020-11-20] DOI: 10.1109/TIV.2020.2980758 ISSN: 2379-8858, XP011822377 abstract figures 1-10	1-12
A	BROSSARD MARTIN ET AL. "Learning Wheel Odometry and IMU Errors for Localization" <i>2019 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA), IEEE</i> , 20 May 2019 (2019-05-20), pages 291-297 DOI: 10.1109/ICRA.2019.8794237 XP033594217 abstract figures 1-8	1-12
A	EP 3657213 B1 (THALES SA [FR]) 09 March 2022 (2022-03-09) abstract paragraph [0040] - paragraph [0041] figure 3	1-12

International application No.
PCT/DE2023/100860

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
EP	3657213	B1	09 March 2022	CN	111209927	A	29 May 2020
				EP	3657213	A1	27 May 2020
				FR	3089038	A1	29 May 2020
				US	2020168111	A1	28 May 2020

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES		
INV.	G01S13/72 B60W40/10 G01S13/86 G01S13/931 G01S15/86	
	G01S15/931 G01S17/86 G01S17/931	
ADD.		
Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPC) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPC		
B. RECHERCHIERTE GEBIETE		
Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole)		
G01S B60W		
Recherchierte, aber nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Gebiete fallen		
Während der internationalen Recherche konsultierte elektronische Datenbank (Name der Datenbank und evtl. verwendete Suchbegriffe)		
EPO-Internal, INSPEC, WPI Data		
C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN		
Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	JU XIAOLIANG ET AL: "Learning Scene Adaptive Covariance Error Model of LiDAR Scan Matching for Fusion Based Localization", 2019 IEEE INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM (IV), IEEE, 9. Juni 2019 (2019-06-09), Seiten 1789-1796, XP033605980, DOI: 10.1109/IVS.2019.8813840 [gefunden am 2019-08-26] Seite 1790, linke Spalte, Zeile 5 - Zeile 18 Seite 1790, linke Spalte, Zeile 38 - rechte Spalte, Zeile 6 Seite 1791, linke Spalte, Zeile 3 - rechte Spalte, Zeile 7 Seite 1792, rechte Spalte, Zeile 5 - Zeile 22 Algorithm I -/--	1-12
☒ Weitere Veröffentlichungen sind der Fortsetzung von Feld C zu entnehmen ☒ Siehe Anhang Patentfamilie		
* Besondere Kategorien von angegebenen Veröffentlichungen : "A" Veröffentlichung, die den allgemeinen Stand der Technik definiert, aber nicht als besonders bedeutsam anzusehen ist "E" frühere Anmeldung oder Patent, die bzw. das jedoch erst am oder nach dem internationalen Anmeldedatum veröffentlicht worden ist "L" Veröffentlichung, die geeignet ist, einen Prioritätsanspruch zweifelhaft erscheinen zu lassen, oder durch die das Veröffentlichungsdatum einer anderen im Recherchenbericht genannten Veröffentlichung belegt werden soll oder die aus einem anderen besonderen Grund angegeben ist (wie ausgeführt) "O" Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht "P" Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist "T" Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Prinzips oder der ihr zugrundeliegenden Theorie angegeben ist "X" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann allein aufgrund dieser Veröffentlichung nicht als neu oder auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden "Y" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist "&" Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist		
Datum des Abschlusses der internationalen Recherche		Absendedatum des internationalen Recherchenberichts
15. Februar 2024		05/03/2024
Name und Postanschrift der Internationalen Recherchenbehörde Europäisches Patentamt, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016		Bevollmächtigter Bediensteter Köppe, Maro

C. (Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN		
Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
	Abbildungen 1-11 -----	
A	BROSSARD MARTIN ET AL: "AI-IMU Dead-Reckoning", IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT VEHICLES, IEEE, Bd. 5, Nr. 4, 13. März 2020 (2020-03-13), Seiten 585-595, XP011822377, ISSN: 2379-8858, DOI: 10.1109/TIV.2020.2980758 [gefunden am 2020-11-20] Zusammenfassung Abbildungen 1-10 -----	1-12
A	BROSSARD MARTIN ET AL: "Learning Wheel Odometry and IMU Errors for Localization", 2019 INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA), IEEE, 20. Mai 2019 (2019-05-20), Seiten 291-297, XP033594217, DOI: 10.1109/ICRA.2019.8794237 [gefunden am 2019-08-09] Zusammenfassung Abbildungen 1-8 -----	1-12
A	EP 3 657 213 B1 (THALES SA [FR]) 9. März 2022 (2022-03-09) Zusammenfassung Absatz [0040] - Absatz [0041] Abbildung 3 -----	1-12

Angaben zu Veröffentlichungen, die zur selben Patentfamilie gehören

PCT/DE2023/100860

Formblatt PCT/ISA/210 (Anhang Patentfamilie) (April 2005)