

(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  
20. November 2014 (20.11.2014)



(10) Internationale Veröffentlichungsnummer  
**WO 2014/183953 A1**

(51) Internationale Patentklassifikation:  
**G06F 17/50** (2006.01)

(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/EP2014/057867

(22) Internationales Anmeldedatum:  
17. April 2014 (17.04.2014)

(25) Einreichungssprache: Deutsch

(26) Veröffentlichungssprache: Deutsch

(30) Angaben zur Priorität:  
10 2013 209 148.6 16. Mai 2013 (16.05.2013) DE  
10 2013 213 807.5 15. Juli 2013 (15.07.2013) DE

(71) Anmelder: **SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT** [DE/DE]; Wittelsbacherplatz 2, 80333 München (DE).

(72) Erfinder: **FEITEN, Wendelin**; Max-Löw-Str. 47, 85579 Neubiberg (DE). **FIEGERT, Michael**; Therese-Giehse-Allee 86, 81739 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, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, 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, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

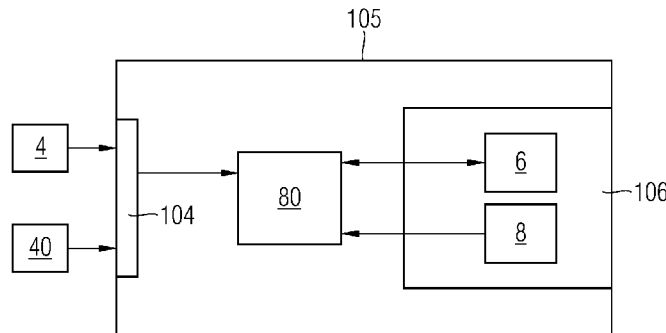
(84) Bestimmungsstaaten (soweit nicht anders angegeben, für jede verfügbare regionale Schutzrechtsart): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), eurasisches (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), europäisches (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE,

[Fortsetzung auf der nächsten Seite]

(54) Title: ARRANGEMENT AND METHOD FOR SENSOR FUSION AND PRODUCTION METHOD FOR DEVELOPING A FUSION MODEL

(54) Bezeichnung : ANORDNUNG UND VERFAHREN ZUR SENSORFUSION SOWIE HERSTELLUNGSVERFAHREN ZUR ERSTELLUNG EINES FUSIONSMODELLS

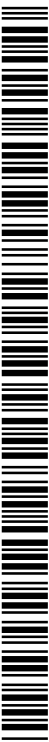
FIG 3



(57) Abstract: A calculation rule which, by means of sensor data (4, 40), permits suitable modifications to be determined in an environment representation (6), i.e., in the internal evaluation of the environment perceived by a driver-assist application, is introduced as a fusion model (8). The fusion model (8) is thus, for example, a calculation rule which indicates how the sensor data (4, 40) are to be interpreted in relation to an environment representation type (for example, a grid chart or object list) and according to which the sensor data (4, 40) can be converted into the environment representation (6). The actual modifications in the environment representation (6), however, are made by a modularly separate inference engine (80) which interprets the fusion model (8) for that purpose. The modular separation of the sensor fusion into fusion model (8) and inference engine (80) reduces dependencies during the development of driver-assist systems and thus enables the work to be divided more flexibly. In addition, expenditure and effort during design and test cycles are reduced. As a result of modularization, design tasks can be divided between suppliers to a greater extent. Furthermore, the fusion model (8) can now be developed by machine learning in that it can be formulated as a factor graph, for example, and parameterized by solving a mixed discrete-continuous optimization problem.

(57) Zusammenfassung:

[Fortsetzung auf der nächsten Seite]



WO 2014/183953 A1



---

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)

---

Als Fusionsmodell (8) wird eine Rechenregel eingeführt, welche es erlaubt, anhand Sensordaten (4, 40) geeignete Änderungen in einer Umgebungsrepräsentation (6), d.h. in der internen, durch eine Fahrerassistenzapplikation wahrgenommene Schätzung der Umgebung, zu ermitteln. Es handelt sich bei dem Fusionsmodell (8) somit beispielsweise um eine Rechenregel, welche angibt, wie die Sensordaten (4, 40) in Bezug auf einen Umgebungsrepräsentations-Typ (beispielsweise Gitterkarte oder Objektliste) zu interpretieren sind, und nach der die Sensordaten (4, 40) in die Umgebungsrepräsentation (6) umgerechnet werden können. Die tatsächlichen Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) werden jedoch von einer modular getrennten Inferenzmaschine (80) vorgenommen, welche hierzu das Fusionsmodell (8) interpretiert. Die modulare Aufteilung der Sensorfusion in Fusionsmodell (8) und Inferenzmaschine (80) verringert Abhängigkeiten bei der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen und ermöglicht somit eine flexiblere Arbeitsteilung. Ferner wird ein Aufwand bei Entwurfs- und Testzyklen reduziert. Durch die Modularisierung können die Entwicklungsaufgaben stärker unter den Lieferanten aufgeteilt werden. Weiterhin lässt sich das Fusionsmodell (8) nun durch maschinelles Lernen erstellen, indem es beispielsweise als Faktorgraph formuliert und durch Lösung eines gemischt diskret-kontinuierlichen Optimierungsproblems parametrisiert wird.

## Beschreibung

Anordnung und Verfahren zur Sensorfusion sowie Herstellungsverfahren zur Erstellung eines Fusionsmodells

5

Für die folgenden Ausführungen müssen die Begriffe "Modell" und "Repräsentation" unterschiedlich definiert werden. Als Modell werden im Folgenden Datenstrukturen bezeichnet, welche Aspekte einer realen Umgebung weitgehend exakt modellieren und daher als zuverlässige Eingabe und/oder Vorgabe für Algorithmen zur Sensorfusion sowie zu deren Training verwendet werden können. Derartige Modelle werden in der Regel von Experten mit großer Sorgfalt und hohem Zeitaufwand erstellt.

10

Abweichend davon soll der Begriff „Repräsentation“ diejenigen geschätzten Annahmen und Meinungen bezeichnen, welche sich eine Software, beispielsweise ein Algorithmus zur Sensorfusion, selbst über eine Umgebung bilden muss. Eine derartige Repräsentation ist folglich Arbeitsergebnis eines Computerprogrammablaufs und muss gegenüber den zuvor genannten Modellen notwendigerweise sowohl in ihrem Detaillierungsgrad als auch in ihrer Zuverlässigkeit zurückbleiben.

20

Entsprechend bezeichnet im Folgenden ein Umgebungsmodell ein weitgehend exaktes Modell einer realen Umgebung, welches ein Experte beispielsweise durch exakte manuelle Vermessung einer Testumgebung und anschließende Konstruktion eines fein aufgelösten Polygonmodells erstellt hat. Demgegenüber bezeichnet im Folgenden eine Umgebungsrepräsentation eine interne Repräsentation einer Umgebung, welche beispielsweise durch einen Algorithmus zur Sensorfusion als Gitterkarte erzeugt wird und notwendigerweise sowohl in ihrem Detaillierungsgrad als auch in ihrer Zuverlässigkeit gegenüber dem Umgebungsmodell zurückbleiben muss. Die Begriffe Umgebungsrepräsentation und interne Umgebungsrepräsentation sind hierbei synonym zu verstehen. Die Begriffe Messwerte, Sensordaten und Sensorsignale werden ebenfalls synonym verwendet.

30

35

Analog hierzu bezeichnet im Folgenden ein Fahrzeugmodell ein weitgehend exaktes Modell eines Fahrzeugs, beispielsweise in Form eines hochauflösenden 3D-Modells oder Bauplans. Demgegenüber bezeichnet im Folgenden eine Fahrzeugrepräsentation geschätzte Zustände des Fahrzeugs, beispielsweise ob ein Schleudern vorliegt oder nicht.

Weiterhin bezeichnet im Folgenden ein Fahrermodell ein weitgehend exaktes Modell eines Fahrers, beispielsweise in Form eines animierten humanoiden 3D-Modells, welches realistische Kopf, Augen- und Lidbewegungen zeigt. Demgegenüber bezeichnet im Folgenden eine Fahrerrepräsentation geschätzte bzw. vermutete Zustände des Fahrers, beispielsweise ob er ermüdet ist oder nicht.

Häufig wird es sich bei der Umgebung um eine Umgebung eines Fahrzeugs handeln. Als Sonderfall kann es sich bei der Umgebung jedoch auch um das Fahrzeug selbst bzw. um dessen Fahrer handeln. Sofern nicht genauer bezeichnet, soll der Begriff Umgebungsmodell daher im Folgenden auch die Sonderfälle Fahrzeugmodell und Fahrermodell beinhalten. Ebenso soll der Begriff Umgebungsrepräsentation, sofern nicht genauer bezeichnet, im Folgenden auch die Sonderfälle Fahrzeugrepräsentation und Fahrerrepräsentation beinhalten.

Die im Folgenden beschriebenen Algorithmen können jedoch auch ein Umgebungsmodell, ein Fahrzeugmodell und/oder ein Fahrermodell sowie eine Umgebungsrepräsentation, eine Fahrzeugrepräsentation und/oder eine Fahrerrepräsentation nebeneinander verwenden, wobei diese dann in getrennten Modulen vorliegen und in geeigneter Weise gemeinsam zusammenwirken.

Ein wesentlicher Schritt im Entwurf von Fahrerassistenzsystemen ist die Herleitung von internen Repräsentationen der Umgebung, des Fahrzeugs und des Fahrers aus den Messwerten von einem oder mehreren Sensoren, im Folgenden als Fusionsalgorithmus bezeichnet. In einem Fahrzeug werden heutzutage mehrere Fahrerassistenzapplikationen integriert. Die Festlegung

des Fusionsalgorithmus sowie die Implementierung der eigentlichen Applikation auf Grund der verwendeten Umgebungsrepräsentation liegen herkömmlicherweise in der Hand des jeweiligen Entwicklers.

5

Der konkrete Fusionsalgorithmus bleibt dabei der Erfahrung und dem Fingerspitzengefühl des jeweiligen Entwicklers überlassen und wird in der Regel von Hand entwickelt. Ein entscheidendes Element dieser Entwicklung ist die Art und Weise, wie aus Sensordaten auf die Umgebungsrepräsentation geschlossen werden kann, also das inverse Sensormodell. Der manuelle Entwurf bzw. das manuelle Parametrieren dieses inversen Sensormodells erfordert allerdings wieder Expertise über sämtliche anderen verwendeten Systeme, Modelle und Repräsentationen. Der jeweilige Entwickler muss daher die Eigenheiten der eingesetzten Sensoren und des Umgebungsrepräsentations-Typs genau kennen. Ferner benötigt er Expertenwissen über die Techniken des Schließens unter Unsicherheit.

20 Wenn ein neuer Sensortyp in das System integriert werden soll, muss der gesamte Fusionsalgorithmus wieder aufgeschnürt werden. Dann muss der Fusionsalgorithmus wieder unter Berücksichtigung des neuen Sensortyps neu formuliert werden. Auch hierzu muss der Entwickler wieder die Eigenheiten dieses neuen Sensortyps genau kennen.

Nach gegenwärtigem Stand ist es im Entwurf von Fahrerassistenzsystemen somit üblich, den Fusionsalgorithmus von Hand zu entwerfen und anschließend experimentell bzw. in Simulation zu überprüfen, wie gut die resultierende Umgebungsrepräsentation den Ansprüchen der Fahrerassistenzapplikation genügt.

Es stellt sich die Aufgabe, eine Anordnung und ein Verfahren zur Sensorfusion sowie ein Herstellungsverfahren zur Erstellung eines Fusionsmodells anzugeben, welche eine Wiederverwendbarkeit der entsprechenden Anordnungen und Verfahren erhöhen und/oder Entwicklungsarbeiten im Bereich der Sensorfusion vereinfachen.

Diese Aufgabe wird erfindungsgemäß durch eine Anordnung zur Sensorfusion gelöst,

- 5 - umfassend eine Schnittstelle zum Empfang realer Sensordaten oder virtueller Sensordaten,
- umfassend einen Speicher, auf welchem eine Umgebungsrepräsentation gespeichert ist, welche einem vorgegebenen Umgebungsrepräsentations-Typ entspricht, gekennzeichnet durch
- 10 - eine Inferenzmaschine, in welcher ein Computerprogramm abgearbeitet wird, welches eingerichtet ist, anhand eines modular von der Inferenzmaschine getrennten Fusionsmodells Änderungen in der Umgebungsrepräsentation vorzunehmen, welche die realen Sensordaten oder virtuellen Sensordaten
- 15 mit der Umgebungsrepräsentation fusionieren.

Auf dem computerlesbaren Datenträger ist ein Fusionsmodell gespeichert, welches für eine Verwendung durch die Inferenzmaschine der Anordnung eingerichtet ist.

20

Weiterhin wird die Aufgabe erfindungsgemäß durch ein Verfahren zur Sensorfusion gelöst,

- bei dem reale Sensordaten oder virtuelle Sensordaten empfangen werden,
- 25 - bei dem auf eine Umgebungsrepräsentation zugegriffen wird, welche einem vorgegebenen Umgebungsrepräsentations-Typ entspricht, dadurch gekennzeichnet, dass
- eine Inferenzmaschine rechnergestützt anhand eines modular
- 30 von der Inferenzmaschine getrennten Fusionsmodells Änderungen in der Umgebungsrepräsentation vornimmt, welche die realen Sensordaten oder virtuellen Sensordaten mit der Umgebungsrepräsentation fusionieren.

35 Außerdem wird die Aufgabe erfindungsgemäß durch ein Herstellungsverfahren zur Erstellung eines Fusionsmodells gelöst,

- bei dem rechnergestützt anhand eines Sensormodells virtuelle Messungen in einem Umgebungsmodell simuliert und an-

hand der virtuellen Messungen virtuelle Sensordaten erzeugt werden, die ein Umgebungsmodell zumindest teilweise abbilden,

- 5 - bei dem ein Fusionsmodell mindestens eine Rechenregel, mindestens eine Datenstruktur, mindestens eine Funktion und/oder mindestens einen Algorithmus angibt, welche die virtuellen Sensordaten als Eingabe erhält und als Ausgabe entsprechende Änderungen in einer Umgebungsrepräsentation mit einem vorgegeben Umgebungsrepräsentations-Typ vor-  
10 schreibt,
- bei dem das Fusionsmodell durch rechnergestütztes maschinelles Lernen erstellt wird, wobei
  - eine Ziel-Umgebungsrepräsentation aus dem Umgebungsmodell und dem Umgebungsrepräsentations-Typ hergeleitet  
15 wird, welche ein Trainingsziel für das maschinelle Lernen vorgibt,
  - das Fusionsmodell durch Lösung eines kontinuierlichen Optimierungsproblems parametrisiert wird,
  - eine von dem Fusionsmodell modular getrennte  
20 Inferenzmaschine rechnergestützt anhand des Fusionsmodells (8) und der realen Sensordaten oder virtuellen Sensordaten Änderungen in der Umgebungsrepräsentation vornimmt, welche die realen Sensordaten oder virtuellen Sensordaten mit der Umgebungsrepräsentation fusionieren,  
25 ren,
  - die Umgebungsrepräsentation mit der Ziel-Umgebungsrepräsentation verglichen wird, woraus sich ein Fehler ergibt, welcher bei der Lösung des kontinuierlichen Optimierungsproblems minimiert wird.

30

Auf dem computerlesbaren Datenträger ist ein Computerprogramm gespeichert, welches eines der Verfahren ausführt, wenn es in einem Mikroprozessor abgearbeitet wird.

35 Das Computerprogramm wird in einem Mikroprozessor abgearbeitet und führt dabei eines der Verfahren aus.

Die im Folgenden ausgeführten Vorteile und Erläuterungen müssen nicht notwendigerweise die Gegenstände der unabhängigen Patentansprüche betreffen. Vielmehr kann es sich hierbei auch um Vorteile oder Aspekte handeln, welche lediglich einzelne Ausführungsformen, Varianten oder Weiterbildungen betreffen.

Als Fusionsmodell wird mindestens eine Rechenregel, mindestens eine Datenstruktur, mindestens eine Funktion und/oder mindestens ein Algorithmus verstanden, welche(r) es erlaubt, anhand Sensordaten geeignete Änderungen in einer Umgebungsrepräsentation zu ermitteln. Wie eingangs definiert ist die Umgebungsrepräsentation hierbei eine interne, durch eine Fahrerassistenzapplikation wahrgenommene Schätzung der Umgebung. Es handelt sich bei dem Fusionsmodell somit beispielsweise um eine Rechenregel, welche die Sensordaten in die Umgebungsrepräsentation übersetzt - mit anderen Worten eine Umrechnungsvorschrift, welche angibt, wie die Sensordaten in Bezug auf einen Umgebungsrepräsentations-Typ (beispielsweise Gitterkarte oder Objektliste) zu interpretieren sind, und nach der die Sensordaten in die Umgebungsrepräsentation umgerechnet werden können.

Die tatsächlichen Änderungen in der Umgebungsrepräsentation werden nicht von dem Fusionsmodell, sondern von der Inferenzmaschine vorgenommen, welche hierzu das Fusionsmodell interpretiert. Folglich besteht zumindest funktional eine modulare Trennung zwischen der Inferenzmaschine und dem Fusionsmodell. Die modulare Trennung bedeutet hierbei, dass das Fusionsmodell austauschbar, trainierbar oder veränderbar ist, ohne dass hierbei eine Anpassung der Inferenzmaschine zu erfolgen hätte, welche über die bloße Bereitstellung des neuen Fusionsmodells hinausgehen würde. Folglich kann das Fusionsmodell außerhalb oder innerhalb der Inferenzmaschine angeordnet sein. Ferner kann die Inferenzmaschine als Mikroprozessor, Softwareprogramm oder virtuelle Maschine implementiert werden. Es handelt sich bei der modularen Trennung somit um eine funktionale bzw. logische Trennung. Ergänzend kann optional auch eine räumliche Trennung vorgesehen werden, indem



der Speicherort des Fusionsmodells von der Inferenzmaschine separiert wird.

Die funktionale Trennung des Sensormodells ermöglicht es, einem Entwickler von Fahrerassistenzfunktionen eine Entwurfsbibliothek mit einer Vielzahl hochentwickelter Fusionsmodelle zur Verfügung zu stellen, ohne dass der Entwickler selbst eine vollständige Expertise über die jeweiligen Algorithmen besitzen muss.

10

Bei dem Herstellungsverfahren für das Fusionsmodell wird als Umgebungsrepräsentations-Typ beispielsweise einer der folgenden vorgegeben: 2D-Gitterkarte, 3D-Gitter- oder Würfelkarte, Polygonmodell, Objektlisten (Liste der Mittelpunkte von Objekten oder von Rechteckhüllen mit Größenangabe) oder einfache Listen von Zuständen.

15

Die modulare Aufteilung der Sensorfusion in Fusionsmodell und Inferenzmaschine verringert Abhängigkeiten bei der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen und ermöglicht somit eine flexiblere Arbeitsteilung. Ferner wird ein Aufwand bei Entwurfs- und Testzyklen reduziert. Durch die Modularisierung können die Entwicklungsaufgaben stärker unter den Lieferanten aufgeteilt werden.

25

Ein weiterer Vorteil liegt in der Möglichkeit, Fahrerassistenzsysteme durch die geschaffene erhöhte Modularität schrittweise weiter zu entwickeln. Statt wie herkömmlich jede Applikation mit eigenen Sensoren auszustatten, können bestehende Sensoren und Inferenzmaschinen zur Sensorfusion wiederverwendet werden, indem deren Fusionsmodelle geeignet modifiziert werden. Der Mehrpreis einer neuen Fahrerassistenzapplikation orientiert sich dann nur noch an den gegebenenfalls zusätzlich verbauten Sensoren und den Kosten für neue Software.

35

Die Inferenzmaschine sowie weitere benötigte Recheneinheiten, Simulatoren etc. können hardwaretechnisch und/oder auch soft-

waretechnisch implementiert werden. Bei einer hardwaretechnischen Implementierung kann sie als Vorrichtung oder als Teil einer Vorrichtung, zum Beispiel als Computer oder als Mikroprozessor oder als Steuerrechner eines Fahrzeuges ausgebildet  
5 sein. Bei einer softwaretechnischen Implementierung kann die jeweilige Einheit als Computerprogrammprodukt, als eine Funktion, als eine Routine, als Teil eines Programmcodes oder als ausführbares Objekt ausgebildet sein.

10 Bei dem computerlesbaren Datenträger handelt es sich beispielsweise um eine Speicherkarte, einen USB-Stick, eine CD-ROM, eine DVD oder auch um einen Datenträger eines Servers, von welchem eine Datei mit dem Computerprogramm in einem Netzwerk bereitgestellt oder geliefert wird. Dies kann zum  
15 Beispiel in einem drahtlosen Kommunikationsnetzwerk durch die Übertragung der entsprechenden Datei erfolgen.

Gemäß einer Ausführungsform ist die Inferenzmaschine ein graphenbasierter generischer probabilistischer  
20 Inferenzapparat. Das Fusionsmodell beinhaltet einen Faktorgraphen.

Weiterhin existiert eine Weiterbildung,  
- bei der sowohl die Umgebungsrepräsentation auch die virtuellen Sensordaten Zufallsvariable enthalten,  
25 - bei der der Faktorgraph des Fusionsmodells jede dieser Zufallsvariablen in einem Variablenknoten abbildet, und  
- bei der der Faktorgraph Faktorknoten enthält, welche die Variablenknoten verbinden und bedingte Wahrscheinlichkeiten zwischen den Variablenknoten beschreiben.  
30

Gemäß einer Ausführungsform ergibt sich ein Herstellungsverfahren,  
- bei dem der Fehler anhand einer Fehlerfunktion ermittelt  
35 wird, welche Anforderungen einer Fahrerassistenzfunktion berücksichtigt.

In einer Weiterbildung ergibt sich ein Herstellungsverfahren,

- bei dem das Umgebungsmodell eine Umgebung eines Fahrzeugs, ein Fahrzeug mit Zuständen und/oder einen Fahrer eines Fahrzeugs modelliert, und
- bei dem das Sensormodell eine 2D- oder 3D-Kamera, einen  
5 Ultraschallsensor, einen 2D- oder 3D-Laserscanner, ein 2D-  
oder 3D-Radar, ein Lidar, einen Raddrehungssensor, einen  
Inertialsensor, einen Beschleunigungssensor, einen Drehra-  
tensensor, einen Temperatursensor, einen Luftfeuchtesen-  
sor, einen Positionssensor zur Bestimmung zumindest eines  
10 Parameters der Fahrdynamik eines Fahrzeuges, einen Sitzbe-  
legungssensor oder einen Entfernungssensor modelliert, und
- bei dem der vorgegebene Umgebungsrepräsentations-Typ eine  
2D- oder 3D-Gitterkarte, eine Objektliste oder eine Liste  
von Zuständen ist.

15

Gemäß einer Ausführungsform ergibt sich ein Herstellungsverfahren,

- bei dem das Fusionsmodell durch Lösung eines gemischt diskret-kontinuierlichen Optimierungsproblems aus einer Menge  
20 von Fusionsmodellen ausgewählt und parametrisiert wird.

In einer Weiterbildung ergibt sich ein Herstellungsverfahren,

- bei dem die Inferenzmaschine ein probabilistischer Inferenzapparat ist,
- 25 - bei dem das Fusionsmodell einen Faktorgraphen beinhaltet,
- bei dem sowohl die Umgebungsrepräsentation als auch die realen Sensordaten oder die virtuellen Sensordaten Zufallsvariable enthalten,
- bei dem der Faktorgraph des Fusionsmodells jede dieser Zu-  
30 fallsvariablen in einem Variablenknoten abbildet, und
- bei dem der Faktorgraph Faktorknoten enthält, welche die Variablenknoten verbinden und bedingte Wahrscheinlichkeiten zwischen den Variablenknoten beschreiben,
- bei dem die Faktorknoten und die Verbindungen jedes  
35 Faktorknotens durch den diskreten Teil des Optimierungs-  
problems bestimmt werden, wodurch das Fusionsmodell aus  
der Menge möglicher Faktorgraphen ausgewählt wird, und

- bei dem kontinuierliche Parameter der Faktorknoten durch den kontinuierlichen Teil des Optimierungsproblems bestimmt werden, wodurch das Fusionsmodell parametrisiert wird.

5

Gemäß einer Ausführungsform ergibt sich ein Herstellungsverfahren,

- bei dem das gemischt diskret-kontinuierliche Optimierungsproblem gelöst wird mithilfe
  - von genetischen Algorithmen,
  - von Ameisen-Algorithmen, oder
  - einer nichtlinearen Optimierung, insbesondere mittels eines Branch-and-Bound-Algorithmus.

10

15

In einer Weiterbildung ergibt sich ein Herstellungsverfahren,

- bei dem der Umgebungsrepräsentations-Typ (7) eine 2D- oder 3D-Gitterkarte ist,

- bei dem die Zufallsvariablen in der Umgebungsrepräsentation (6) jeweils für Zellen oder Würfel eingetragen und aktualisiert werden, und

20

- bei dem die Zufallsvariablen eine Unsicherheit einer Information ausdrücken, insbesondere eine Belegungswahrscheinlichkeit für die jeweilige Zelle oder den jeweiligen Würfel.

25

Im Folgenden werden Ausführungsbeispiele der Erfindung anhand von Figuren näher erläutert. In den Figuren sind gleiche oder funktionsgleiche Elemente mit denselben Bezugszeichen versehen, sofern nichts anderes angegeben ist. Es zeigen:

30

Figur 1 eine Architektur eines Fahrerassistenzsystems,

Figur 2 ein maschinelles Lernverfahren für ein Fusionsmodell,

35

Figur 3 eine Anordnung bzw. ein Verfahren zur Sensorfusion.

Figur 1 zeigt eine Architektur eines Fahrerassistenzsystems und insbesondere den Aufbau einer Umgebungsrepräsentation 6 aus realen Sensordaten 4. Ein Sensor 1 führt eine reale Messung 3 in einer realen Umgebung 2 durch und erzeugt hierbei die realen Sensordaten 4. Für die Übersetzung der realen Sensordaten 4 in die Umgebungsrepräsentation 6 ist im Grunde immer eine Sensordatenfusion 5 erforderlich. Denn ab der zweiten Messung muss bereits eine zeitliche Fusion vorgenommen werden. Mehrere Sensoren an unterschiedlichen Orten erfordern eine örtliche Fusion der realen Sensordaten 4. Weiterhin müssen auch unterschiedliche Sensortypen, etwa Ultraschall und Kamera, unter besonderer Berücksichtigung ihrer Eigenschaften durch die Sensordatenfusion 5 fusioniert werden.

Ohne Einschränkung der Allgemeinheit kann das hier beschriebene Ausführungsbeispiel als Entwurfsprozess und Entwurfssystem für Fahrerassistenzsysteme verstanden werden. Die in Figur 1 gezeigte generische Architektur eines Fahrerassistenzsystems ist also nicht auf eine Formalisierung des Entwurfsprozesses beschränkt, sondern eignet sich auch als Systemarchitektur zur Sensorfusion sowie zur Implementierung einer Fahrerassistenz-Anwendung 9, welche ein Fahrzeugverhalten 100 steuert.

Bei dieser Architektur kommt der Sensordatenfusion 5 eine zentrale Rolle zu. Sie ist dafür verantwortlich, aus der Folge der realen Sensordaten 4 verschiedener Sensoren 1 die Umgebungsrepräsentation 6, d.h. wie eingangs definiert eine interne Repräsentation der Umgebung, des Fahrzeugzustandes und/oder des Zustandes des Fahrers herzuleiten. Die Einträge in der Umgebungsrepräsentation 6 stammen folglich aus Beobachtungen, d.h. den realen Sensordaten 4.

Meist wird dabei ein Umgebungsrepräsentations-Typ 7, d.h. der Typ der Umgebungsrepräsentation 6, vom Entwickler vorab festgelegt. Der Umgebungsrepräsentations-Typ 7 kann z.B. eine Belegungsgitterkarte sein oder eine Objektliste, er kann Parameter des Fahrzeugzustandes festlegen oder eine Menge mögli-

cher Zustände für den Fahrer vorgeben ("müde", "wach", "gleichmütig", "angespannt", ...).

Die zustandsabhängigen Einträge in der Umgebungsrepräsentation 6 werden modifiziert, je nachdem, was die Sensoren 1 messen. Z.B. kann die Belegungswahrscheinlichkeit in einer Zelle einer Belegungsgitterkarte erhöht werden, wenn der Sensor 1 einen Abstand zu einem Hindernis in entsprechendem Abstand misst. Die Einträge in der Umgebungsrepräsentation 6, wie z.B. eine Belegungswahrscheinlichkeit, drücken in der Regel eine Unsicherheit der Information aus. Daher entsprechen sie meist einem der bekannten Unsicherheitskalküle, insbesondere aus der Fuzzy-Theorie, dem Dempster-Shafer-Kalkül oder der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Meistens wird Wahrscheinlichkeitsrechnung verwendet, und die Einträge sind Zufallsvariable. Aus Effizienzgründen wird oft eine parametrische Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung zugrunde gelegt, es kann aber auch eine stichprobenbasierte Darstellung gewählt werden, wie es im Gebiet der autonomen Roboter üblich ist.

Die Rechenregel, nach der die Einträge in der Umgebungsrepräsentation 6 aufgrund der realen Sensordaten 4 modifiziert werden, ist in Figur 1 als Fusionsmodell 8 eingetragen.

Ein Beispiel für die Fahrerassistenz-Anwendung 9 ist eine Fahrerassistenzfunktion zum automatischen Einparken. Dieses Beispiel ist angelehnt an die Darstellungen in Thrun, Burgard und Fox: "Probabilistic Robotics", MIT Press 2005, Kap. 6. Die Fahrerassistenz-Anwendung 9 zum automatischen Einparken braucht als Umgebungsrepräsentation 6 eine Karte der Umgebung, in der eine Parklücke identifiziert werden kann und dann eine Bahn in diese Parklücke hinein geplant werden kann. Der Umgebungsrepräsentations-Typ 7 dieser Karte wird in der Regel eine Belegungsgitterkarte sein. Dazu wird die Ebene, in der sich das Fahrzeug befindet, meistens in quadratische, gleich große Zellen aufgeteilt, für die festgehalten wird, ob diese Zelle belegt ist oder nicht. Die Kantenlänge einer Zelle liegt meist zwischen  $0.05\text{ m}$  und  $1.0\text{ m}$ , kann aber auch kleiner

oder größer sein. Eine solche Gitterkarte ist ein Beispiel für eine Umgebungsrepräsentation 6 der Umgebung.

Die Umgebungsrepräsentation 6 soll also grundsätzlich über  
5 einen gewissen Zeitraum hinweg statisch sein, d.h. in ihr sollen die Teile der realen Umgebung 2 modelliert sein, die sich über eine gewisse Zeit hinweg nicht ändern. Die Messung hängt eigentlich ab von der realen Umgebung 2. Bei der Herleitung der Umgebungsrepräsentation 6, wird dies in der Lite-  
10 ratur häufig synonym genommen zu der Information in der Umgebungsrepräsentation 6, also der Karte der Umgebung.

Figur 2 zeigt eine separate und explizite Modellierung der  
Sensoreigenschaften mit einem Sensormodell 10, der Umgebungs-  
15 eigenschaften mit einem Umgebungsmodell 20, des Umgebungsrepräsentations-Typ 7 und der Umgebungsrepräsentation 6 selbst. Dabei wird im Entwurfsprozess die erforderliche Expertise über die Sensorhardware von der Expertise über Anwendungsbe-  
reiche entkoppelt.

20 Das Sensormodell 10, ein nicht gezeigtes Fahrzeugmodell und das Umgebungsmodell 20 ermöglichen hierbei die Simulation virtueller Messungen 30, woraus virtuelle Sensordaten 40 resultieren. Die zuvor angesprochene Entkopplung geschieht da-  
25 durch, dass im Sensormodell 10 zum Einen die Sensorhardware so ausführlich physikalisch modelliert wird, dass mittels einer geeigneten Simulation und aufgrund des entsprechend ausführlichen Umgebungsmodells 20 die virtuellen Messungen 30 für den Sensor simuliert werden können. Dabei wird nicht etwa  
30 ein deterministischer, also immer gleicher Messwert ermittelt, sondern die virtuellen Sensordaten 40 unterliegen den gleichen zufälligen Schwankungen wie die in Experimenten ermittelten realen Sensordaten (vgl. Figur 1). Das Sensormodell 10 enthält folglich die physikalischen Eigenschaften des Sen-  
35 sors. Welche das sind, hängt natürlich von den jeweiligen Sensortypen ab.

Das Umgebungsmodell 20 enthält diejenigen physikalischen Eigenschaften der Umgebung, die zur Simulation bzw. Herleitung der "ground truth" der internen Umgebungsrepräsentation benötigt werden: Für jedes Sensormodell 10, das verwendet werden  
5 soll, müssen im Umgebungsmodell 20 die entsprechenden physikalischen Eigenschaften der Umgebung enthalten sein.

Für eine Videokamera als Sensor umfassen diese Eigenschaften die Geometrie und die Texturen (optischen Reflexionseigenschaften) der Objekte. Zahlreiche sehr weit entwickelte Beispiele für solche Umgebungsmodelle 20 finden sich in den Bereichen Computeranimation für Filme, Computerspiele, Architektursimulation, etc. Bei diesen Umgebungsmodellen 20 werden z.T. auch Eigenschaften des Übertragungsmediums mit simuliert  
10 (Nebel, Regen, Schnee, ...) sowie Eigenschaften der Beleuchtung.  
15

Für die Simulation eines Ultraschallsensors reicht als Umgebungsmodell 20 eine Approximation der Geometrie zusammen mit den akustischen Reflexionseigenschaften. Je nach Simulationsprinzip werden die Objekte im Umgebungsmodell 20 so modelliert, dass Schnitte mit Strahlen berechnet werden können, oder dass die Reflektion von Wellen an den Oberflächen berechnet werden kann. Dazu werden dann auch die Normalen auf  
20 den Oberflächen benötigt.  
25

Die Formate, in denen zum Einen das Sensormodell 10 und zum Anderen das Umgebungsmodell 20 aufgestellt sind, müssen zu den entsprechenden Simulatoren passen. Hierzu empfiehlt sich  
30 eine Standardisierung, die allerdings einen gewissen Freiraum lassen sollte. Aussichtsreichster Kandidat dafür ist auch hier eine probabilistische Formulierung, d.h. die entsprechenden Parameter werden als Zufallsvariable aufgefasst.

35 In diesem Kontext beschreibt das Fahrzeugmodell, wo sich die Sensoren relativ zum Fahrzeug befinden. In erster Linie sind hier die geometrischen Verhältnisse relevant. Es können aber auch elektrische Verhältnisse relevant werden, wenn z.B. laut



Sensormodell 10 Schwankungen in der Versorgungsspannung zu erhöhtem Rauschen bei den Messwerten führen können. In diesem Fall ist auch die Versorgungsspannung (ggf. als Zufallsvariable) Teil des Fahrzeugmodells.

5

Die Sensorsimulation erstellt aus dem Sensormodell 10 und dem Umgebungsmodell 20 die gleichen virtuellen Sensordaten 40, wie sie auch die echten Sensoren in einer realen Einsatzumgebung erzeugen würden. Die Simulation kann als Eingangswerte Zufallsvariable verarbeiten, und auch die virtuellen Sensordaten 40 sind Zufallsvariable, und ihre Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung wird mit simuliert.

Die Simulation kann dabei auf sehr unterschiedlichen Genauigkeitsstufen erfolgen, wobei in der Regel ein umso höherer Speicherplatz- und Rechenzeitbedarf entsteht, je genauer die Simulation ist.

Eine sehr einfache Simulation beruht darauf, dass für eine diskrete, oft sehr kleine Zahl von vom Sensor ausgehenden Strahlen die Schnittpunkte dieser Strahlen mit Objekten in der Umgebung gebildet werden. Dazu müssen also im Umgebungsmodell 20 die Schnittpunkte von Strahlen mit Objekten gebildet werden können. Diese Simulation vernachlässigt die Reflektion von akustischen Wellen an Flächen und liefert somit mehr Messwerte als der physikalische Sensor.

In einer anderen Simulationsmethode werden zusätzlich zu den Schnittpunkten der Strahlen mit den Oberflächen auch die Normalenvektoren auf den Oberflächen an den Schnittpunkte berücksichtigt. Dadurch kann man beurteilen, ob eine Schallwelle zu einem Empfänger hin reflektiert wird (dies kann auch der Sender sein) und somit ein Echo gemessen wird, oder ob kein Echo gemessen wird.

35

Eine weitere Simulationsmethode wird deutlich stärker vom Umgebungsrepräsentations-Typ 7 der Umgebungsrepräsentation 6 geprägt. Konkret wird hier das Volumen der internen Umge-

bungsrepräsentation in Gitterzellen zerlegt und der Verlauf der Druckverteilung über die Zeit simuliert. Dieses Verfahren (je nach Auflösung, d.h. Größe der Gitterzellen und Zeitintervalle) simuliert die Echos von sehr zerklüfteten Hindernissen, und simuliert auch Echos die über mehrere Reflektoren zu einem Empfänger gelangen, so genannte Multi-Path Echos.

Beispielsweise sendet der Ultraschallsensor ein kegelförmiges Signal aus. Ein Echo kann durch ein Kreissegment (2D) bzw. einen Kugelschalenabschnitt (3D) innerhalb dieses Kegels beschrieben werden, dessen Radius der gemessenen Entfernung entspricht. Entsprechend wird eine Wahrscheinlichkeit eines Hindernisses in allen Zellen erhöht, die von dem Kreissegment geschnitten werden, und in allen Zellen erniedrigt, die auf dem Weg dorthin vom Strahl passiert wurden.

Durch die Vereinbarung von Formaten können das Sensormodell 10, das Umgebungsmodell 20 und das Fahrzeugmodell von verschiedenen Lieferanten stammen und dennoch zusammenpassen. Ähnliche de facto Standards existieren bereits im Bereich CAD (z.B. das STEP Format). Im Kontext der Ausführungsbeispiele werden Standards benötigt, in denen auch die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen beschrieben werden können.

Bei der expliziten Trennung der Modellierung kann das Sensormodell 10 vom Sensorhersteller stammen. Das Umgebungsmodell 20 kann von einer Firma stammen, die sich auf die 3D Modellierung spezialisiert hat. Der Simulator kann wiederum von einer Firma stammen, die sich auf Simulation spezialisiert hat. Das Fahrzeugmodell steuert in Zukunft der Systemintegrator bei. Verwendet werden die Modelle und der Simulator normalerweise vom Systemintegrator, also einem Automobilhersteller oder -designer.

Durch die getrennte Modellierung (im Sensormodell 10) und physikalische Simulation (im Umgebungsmodell 20) lassen sich die verschiedenen Beiträge von physikalischer Sensorhardware und von Sensorsignalkonditionierung (Sensormodell 10) auf der

Ebene der Systemintegration trennen von den Einflüssen aus der Einsatzumgebung (Umgebungsmodell 20). Dabei braucht der Systemintegrator keine Expertise mehr über die Sensorhardware, da diese im Sensormodell 10 erfasst ist. Durch die Simulation des Gesamtsystems (Sensormodell 10 + Fahrzeugmodell 15 + Umgebungsmodell 20) wird so das für die gegebene Applikation relevante Vorwärtssensormodell entwickelt.

Davon unbenommen bleibt die Möglichkeit, das simulierte Vorwärtssensormodell an echten Daten zu validieren bzw. Parameter in diesem Modell zu schätzen.

Im Folgenden wird, nach wie vor im Kontext der Figur 2, ein Ausführungsbeispiel für die Ableitung einer Ziel-Umgebungsrepräsentation 60 zur Vorbereitung eines maschinellen Lernens des Fusionsmodells 8 erläutert.

Um den Entwurf des Fusionsmodells 8 zu unterstützen, wird wie in Figur 2 gezeigt aus vielen Gründen eine Simulation aller wesentlichen Aspekte aller Module im System durchgeführt. In Figur 2 ist einerseits ein Ausschnitt aus dem Fahrerassistenzsystem gezeigt, bei dem die physikalischen Sensoren 1 und die reale Umgebung 2 aus Figur 1 durch entsprechende Modelle ersetzt sind, und in dem die realen Messungen 3 aus Figur 1 durch virtuelle Messungen 30 ersetzt sind. Der Ausschnitt reicht bis zur Umgebungsrepräsentation 6, die in diesem Fall also aus den virtuellen Sensordaten 40 hergeleitet wird. Zusätzlich ist in Figur 2 eine gewünschte wahrgenommene Umgebungsrepräsentation gezeigt, die Ziel-Umgebungsrepräsentation 60. Diese ist vom gleichen Umgebungsrepräsentations-Typ 7 wie die Umgebungsrepräsentation 6.

Auf Grundlage der beabsichtigten Fahrerassistenzfunktion ist es möglich, im Rahmen einer direkten Herleitung 70 zu entscheiden, welche Informationen aus dem Umgebungsmodell 20 in der Umgebungsrepräsentation 6 geschätzt werden sollen. Für ein automatisches Einparken wird z.B. ein Abbild der Parklücke benötigt, also der in einem bestimmten Bereich vorhande-

nen statischen Hindernisse. In diese Umgebungsrepräsentation 6 sollen bewegte Objekte nicht eingetragen werden, insbesondere, wenn sie die Parklücke wieder verlassen. Ziel ist also eine Belegungsgitterkarte, in der jede Zelle, die einem statischen Objekt entspricht, mit hoher Wahrscheinlichkeit als  
5 belegt gekennzeichnet ist, und jede Zelle, die nicht einem statischen Objekt entspricht, mit hoher Wahrscheinlichkeit als frei gekennzeichnet ist.

10 Diese Wahrscheinlichkeiten können nach den Erfordernissen der Applikation, z.B. des Einparkens, gewichtet sein. So kann verlangt werden, dass die richtige Schätzung der belegten Zellen vor der richtigen Schätzung der freien Zellen in unmittelbarer Umgebung der belegten Zellen Vorrang hat. Dies  
15 führt dazu, dass ein geplanter Weg in die Parklücke mit hoher Wahrscheinlichkeit auch fahrbar ist, während es vorkommen kann, dass ein an sich physikalisch möglicher Weg in die Parklücke wegen der ungenauen Umgebungsrepräsentation 6 nicht gefunden wird.

20 Ebenso werden Eigenheiten der Sensoren berücksichtigt. So können Sensoren von Fahrerassistenzsystemen in der Regel nicht das Innere von Gegenständen abbilden. Daher kann der Belegungszustand von Zellen der Belegungsgitterkarte, die zu  
25 inneren Punkten der statischen Objekte im Umgebungsmodell 20 gehören, als "unbekannt" spezifiziert werden (unabhängig davon, wie dieser Zustand im Zusammenhang mit einem spezifischen probabilistischen Modell von "belegt" oder "frei" im Einzelfall kodiert ist).

30 Sämtliche dieser Aspekte werden berücksichtigt, um die Ziel-Umgebungsrepräsentation 60 im Rahmen der direkten Herleitung 70 entsprechend auszugestalten.

35 Im Folgenden wird, nach wie vor im Kontext der Figur 2, ein Ausführungsbeispiel für das maschinelle Lernen des Fusionsmodells 8 erläutert.

Das Fusionsmodell 8 wird nun danach beurteilt, wie genau die mittels dieses Fusionsmodells 8 aus den virtuellen Sensordaten 40 erstellte Umgebungsrepräsentation 6 mit der Ziel-Umgebungsrepräsentation 60 übereinstimmt. Dabei kann wie oben angedeutet diese Fehlerfunktion auch auf die Anforderungen der Fahrerassistenzfunktion abgestimmt sein. So kann es z. B. als sehr großer Fehler bewertet werden, wenn eine Zelle in der Umgebungsrepräsentation 6 eine höhere Bewertung für "frei" enthält als in der Ziel-Umgebungsrepräsentation 60, während umgekehrt eine höhere Bewertung für "belegt" in der Umgebungsrepräsentation 6 mit einem geringeren Fehlerwert bewertet wird.

Ohne Einschränkung der Allgemeinheit wird im Folgenden anhand eines Beispiels aus Thrun, Burgard und Fox: "Probabilistic Robotics", MIT Press 2005, S. 294 ff, ein vergleichsweise einfacher Ansatz illustriert und für ein maschinelles Lernen des Fusionsmodells 8 adaptiert.

Ziel ist es, die Umgebungsrepräsentation 6 aus dem (hier zur Vereinfachung als bekannt angenommenen) Fahrzeugzustand und den virtuellen Sensordaten 40 zu schätzen, genauer gesagt aus einer Folge von Fahrzeugzuständen  $x_{1:t}$  und einer Folge von Sensordaten  $z_{1:t}$ . Gesucht ist also die Belegungswahrscheinlichkeit  $p(m|z_{1:t}, x_{1:t})$ . In der Praxis wird hier wegen Begrenzungen bei Speicherplatz und Rechenzeit bevorzugt inkrementell gerechnet, also  $p(m_t|m_{t-1}, z_t, x_t)$ . Diese Wahrscheinlichkeit zu ermitteln ist die Rolle der in Figur 2 gezeigten Sensordatenfusion 5.

Die Sensordatenfusion 5 wird hierbei von einer Inferenzmaschine 80 unter Rückgriff auf das Fusionsmodell 8 durchgeführt. Eine eingehende Erläuterung dieser Zusammenhänge erfolgt im Kontext der Figur 3 sowie im Kontext der weiter unten beschriebenen Faktorgraphen.

Wie in Thrun, Burgard und Fox: "Probabilistic Robotics", MIT Press 2005, S. 294 ff beschrieben, wird jeder Gitterzelle der

Belegungsgitterkarte eine binäre (d.h. zweiwertige) Zufallsvariable zugewiesen, mit den beiden Werten *free* und *occ*, für "frei" und "belegt". Für jede Zelle muss gelten  $p(\text{free}) + p(\text{occ}) = 1$ , daher muss nur eine Zahl gespeichert werden, z.B.  $p(\text{occ})$ . Wenn  $p(\text{occ}) = 1$  ist, dann ist die entsprechende Zelle sicher belegt, und wenn  $p(\text{occ}) = 0$  ist, dann ist diese Zelle sicher frei. Im folgenden Beispiel gilt  $0 < p(\text{occ}) < 1$ , was in der Praxis völlig ausreicht.

Es wird weiterhin angenommen, dass diese Belegungswahrscheinlichkeit für eine Zelle unabhängig ist von der Belegungswahrscheinlichkeit anderer Zellen (was nicht mit der Wirklichkeit übereinstimmt). Damit kann dann jede Zelle für sich genommen aktualisiert werden.

Selbst die Aktualisierung einer einzelnen Zelle kann noch auf sehr unterschiedliche Art erfolgen. Thrun, Burgard und Fox: "Probabilistic Robotics", MIT Press 2005, S. 94 gibt mit einem binären Bayes-Filter mit statischem Zustand ein einfaches Beispiel, welches hierzu verwendet werden kann. Aufgrund von Vorteilen bei der numerischen Berechnung (insbesondere bei Näherung an die Intervallgrenzen 0 und 1), wird in der Zelle nicht  $p(\text{occ})$  eingetragen, sondern der Quotient  $l(\text{occ}) := \log \frac{p(\text{occ})}{1-p(\text{occ})}$ , die „log odds ratio“ bzw. das logarithmische Quotenverhältnis. Da dies für jede Zelle ein anderer Wert sein wird, wird als Zufallsvariable die Belegungswahrscheinlichkeit  $m_i$  der Zelle  $i$  gewählt.

Damit wird der neue Wert einer Zelle berechnet als  $l_{t,i} = l_{t-1,i} + \log \frac{p(m_i|z_t, x_t)}{1-p(m_i|z_t, x_t)} - l_0$ , wobei  $p(m_i|z_t, x_t)$ , genannt das inverse Sensormodell, eine Vergrößerung oder Verringerung der Belegungswahrscheinlichkeit der Zelle  $i$  beschreibt und  $l_0 = \log \frac{p(m_i)}{1-p(m_i)}$  eine generelle a-priori-Belegungswahrscheinlichkeit ist (ohne Kenntnis des Fahrzeugzustands oder einer Messung, also nur abhängig von der Umgebung).

In diesem Beispiel besteht die genaue Auslegung des Fusionsmodells 8 darin, wie der Term  $\log \frac{p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)}{1-p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)}$  aus den virtuellen Sensordaten 40 zu interpretieren ist. In einem einfachen Fall werden dafür verschiedene Konstanten gewählt, wobei diese  
 5 Wahl eher einem empirischen Ansatz entspricht als einer formal strengen Herleitung. Damit ist das Fusionsmodell 8 gegeben durch

- 10 •  $\log \frac{p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)}{1-p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)} = l_{occ}$ , wenn die Zelle im Sichtbereich des Sensors liegt (z.B. Öffnungswinkel einer Ultraschallkeule) und der Messwert zu dem Abstand zwischen Zelle und Sensor passt,
- 15 •  $\log \frac{p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)}{1-p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)} = l_{free}$ , wenn die Zelle im Sichtbereich des Sensors liegt (z.B. Öffnungswinkel der Ultraschallkeule) und der Messwert kleiner als der Abstand zwischen Zelle und Sensor ist, oder
- 20 •  $\log \frac{p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)}{1-p(\mathbf{m}_i|z_t, x_t)} = l_0$  sonst, d.h. die Belegungswahrscheinlichkeit ändert sich nicht.

Zur Bestimmung der numerischen Werte von  $l_{occ}$  und  $l_{free}$  sind also genaue Kenntnisse des Sensors erforderlich. Zur Bestimmung von  $l_0$  sind sowohl Kenntnisse der Umgebung als auch des Verwendungszwecks der Karte erforderlich.  
 25

Diese Kenntnisse sind aber in der vorgeschlagenen Entwicklungsumgebung bereits in die Sensormodelle 10, die Umgebungsmodelle 20 und die Simulationsalgorithmen eingeflossen, ebenso wie in die direkte Herleitung 70 der Zielumgebungsrepräsentation 60.  
 30

Daher können die Parameter  $l_{occ}$ ,  $l_{free}$  und  $l_0$  auch durch einen Optimierungsalgorithmus gefunden werden, der die Qualität der  
 35 in der Simulation entstandenen Umgebungsrepräsentation 6 optimiert. Dies ist in diesem Fall ein kontinuierliches Opti-

mierungsproblem, welches in Figur 2 durch eine Fusionsmodell-Optimierung 50 gelöst wird.

Die Unterstützung der Entwickler lässt sich auch auf die Auswahl einer geeigneten Klasse des Fusionsmodells 8 erweitern, wobei die Wahl der Klasse als diskrete Variable aufgefasst werden kann. Damit erweitert sich das Problem zum gemischt diskret-kontinuierlichen Optimierungsproblem. Bei der Lösung dieser Probleme sind in letzter Zeit erhebliche Fortschritte erzielt worden.

Eine mögliche Ausführung eines Fusionsmodells 8, welches durch diskrete und/oder kontinuierliche Parameter für eine spezifische Sensordatenfusionsaufgabe konfiguriert wird, besteht in einem Faktorgraph, wie er in dem Dokument "Factor graph" beschrieben ist, erhältlich im Internet am 11.07.13 unter [http://en.wikipedia.org/wiki/Factor\\_graph](http://en.wikipedia.org/wiki/Factor_graph). In diesem Formalismus werden Zufallsvariable, die den momentanen Zustand der Umgebungsrepräsentation charakterisieren, aufgefasst als Variablenknoten eines Graphen. Ebenso werden die Zufallsvariablen, die den realen Sensordaten oder den virtuellen Sensordaten 40 entsprechen, als Variablenknoten aufgefasst. Die Variablenknoten sind verbunden mit Faktorknoten, die die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen diesen Zufallsvariablen beschreiben. Diese bedingten Wahrscheinlichkeiten können zu verschiedenen parametrischen Klassen von Verteilungen gehören, z.B. zu Exponentialverteilungen.

Für viele praktische Einsatzfälle existieren effiziente Algorithmen zur Implementierung der Inferenzmaschine 80, welche die Wahrscheinlichkeiten der Variablenknoten im Faktorgraphen ermitteln. Eine entsprechende Implementierung dieser Algorithmen findet sich beispielsweise in dem Softwarepaket GTSAM des Georgia Institute of Technology, dokumentiert in dem Dokument "The Borg Lab", erhältlich im Internet am 11.07.13 unter <https://collab.cc.gatech.edu/borg/>. Eine weitere Implementierung ist G2O der Universität Freiburg bzw. des OpenSLAM Konsortiums, dokumentiert in dem Dokument "g2o: A General



Framework for Graph Optimization", erhältlich im Internet am 11.07.13 unter <http://openslam.org/g2o.html>.

Mit der Inferenzmaschine 80 in Verbindung mit dem  
5 Faktorgraphen als Fusionsmodell 8 ist es möglich, den Zustand der Umgebungsrepräsentation 6 aus realen Sensordaten oder den virtuellen Sensordaten 40 zu ermitteln. Insofern stellen diese Algorithmen ein Beispiel für einen generischen Inferenzapparat dar. Das Fusionsmodell 8 besteht aus einem  
10 Faktorgraphen, dessen Struktur durch diskrete Parameter beschreibbar ist (Variablenknoten und Faktorknoten nach Typ und Verbindungsstruktur), während die Parameter zur näheren Festlegung der Faktorknoten - ebenfalls Teil des Fusionsmodells 8 - in der Regel kontinuierliche Parameter sind, z.B.  
15 Mittelwert und Kovarianz in einer Normalverteilung.

Durch diese Charakterisierung des entsprechenden Faktorgraphen wird das Auffinden einer Ausprägung des Fusionsmodells 8, hier durch Definition des Faktorgraphen, eine  
20 Aufgabe der gemischt diskret-kontinuierlichen Optimierung mit den diskreten und kontinuierlichen Parametern als Variablen. Diese Art von Problemen ist unter der Bezeichnung MINLP (Mixed Integer and Non Linear Programming) seit längerem Gegenstand einer aktiven und sehr erfolgreichen Forschung. Als  
25 Lösungen für die MINLP Problem wurden neben den seit längerem bekannten Genetischen Algorithmen (als ein Beispiel für stochastische Optimierung) auch Ameisen-Algorithmen angegeben. Letztere sind unter anderem aus dem Dokument "Ameisenalgorithmus", erhältlich im Internet am 11.07.13 unter  
30 <http://de.wikipedia.org/wiki/Ameisenalgorithmus>, bekannt.

Auf Prinzipien der nichtlinearen Optimierung bauen NLP basierte "Branch and Bound"-Verfahren und viele weitere, welche sich ebenfalls eignen. Ein Überblick findet sich in dem Dokument P. Bonami, M. Kilinc, und J. Linderoth: "Algorithms and  
35 Software for Convex Mixed Integer Nonlinear Programs", in Jon Lee and Sven Leyffer, editors, Mixed Integer Nonlinear Pro-

gramming, The IMA Volumes in Mathematics and its Applications, Volume 154, 2012, Seiten 1-39.

Ein Überblick über weitere hier anwendbare Verfahren des Maschinellen Lernens wie z.B. Bayessche Netze findet sich in D. Koller und N. Friedman: "Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques", MIT Press, 2009, Seiten 134-141.

Figur 3 zeigt ein Ausführungsbeispiel für eine Anordnung 105 und ein Verfahren zur Sensorfusion. Über eine Schnittstelle 104, beispielsweise eine Anbindung zu einem Fahrzeug-Bussystem, ein USB-, WLAN-, Ethernet- oder Bluetooth-Port, werden reale Sensordaten 4 oder virtuelle Sensordaten 40 empfangen. In einem Speicher 106, beispielsweise eine Festplatte, ein Flash-Speicher oder ein RAM-Baustein, ist eine Umgebungsrepräsentation 6 gespeichert ist, welche einem vorgegebenen Umgebungsrepräsentations-Typ entspricht.

In einer Inferenzmaschine 80, beispielsweise ein in geeigneter Weise programmierter Mikroprozessor, wird ein Computerprogramm abgearbeitet, welches eingerichtet ist, anhand eines modular von der Inferenzmaschine 80 getrennten Fusionsmodells 8 Änderungen in der Umgebungsrepräsentation 6 vorzunehmen, welche die realen Sensordaten 4 oder virtuellen Sensordaten 40 mit der Umgebungsrepräsentation 6 fusionieren.

Die modulare Trennung bedeutet hierbei, dass das Fusionsmodell 8 austauschbar oder veränderbar ist, ohne dass hierbei eine Anpassung der Inferenzmaschine 80 zu erfolgen hätte, welche über die bloße Bereitstellung des neuen Fusionsmodells 8 hinausgehen würde. Folglich kann das Fusionsmodell 8 wahlweise wie in Figur 3 gezeigt im Speicher 106 oder auf einem computerlesbaren Datenträger, welcher in der Inferenzmaschine 80 selbst angeordnet ist, gespeichert sein, beispielsweise auf einer SD-Karte, einem USB-Stick, einem RAM-Baustein oder Mikrochip.

Ferner kann die Inferenzmaschine 80 auch als Softwareprogramm oder virtuelle Maschine implementiert werden, welche ihrerseits dann beispielsweise in einem in Figur 3 durch die Anordnung 105 repräsentierten Mikroprozessor abgearbeitet werden.  
5

Es handelt sich bei der modularen Trennung somit um eine funktionale bzw. logische Trennung. Ergänzend kann optional auch eine räumliche Trennung vorgesehen werden, indem der Speicherort des Fusionsmodells 8 von der Inferenzmaschine separiert wird.  
10

Die beschriebenen Ausführungsbeispiele, Ausführungsformen, Varianten und Weiterbildungen lassen sich frei miteinander kombinieren. Insbesondere können beliebige Teilaspekte der Ausführungsbeispiele im Kontext von Figur 1 und 2 in das im Kontext der Figur 3 beschriebene Ausführungsbeispiel aufgenommen werden.  
15

## Patentansprüche

1. Anordnung zur Sensorfusion,
  - 5 - umfassend eine Schnittstelle (104) zum Empfang realer Sensordaten (4) oder virtueller Sensordaten (40),
  - umfassend einen Speicher (106), auf welchem eine Umgebungsrepräsentation (6) gespeichert ist, welche einem vorgegebenen Umgebungsrepräsentations-Typ (7) entspricht, gekennzeichnet durch
  - 10 - eine Inferenzmaschine (80), in welcher ein Computerprogramm abgearbeitet wird, welches eingerichtet ist, anhand eines modular von der Inferenzmaschine (80) getrennten Fusionsmodells (8) Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) vorzunehmen, welche die realen Sensordaten (4) oder
  - 15 virtuellen Sensordaten (40) mit der Umgebungsrepräsentation (6) fusionieren.
  
2. Anordnung nach Anspruch 1,
  - 20 - bei der das Fusionsmodell (8) mindestens eine Rechenregel, mindestens eine Datenstruktur, mindestens eine Funktion und/oder mindestens einen Algorithmus angibt, welche die realen Sensordaten (4) oder die virtuellen Sensordaten (40) als Eingabe erhält und als Ausgabe entsprechende Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) vorschreibt.
  - 25
  
3. Anordnung nach Anspruch 2,
  - bei der die Inferenzmaschine (80) ein graphenbasierter generischer probabilistischer Inferenzapparat ist, und
  - bei der das Fusionsmodell (8) einen Faktorgraphen beinhaltet.
  - 30
  
4. Anordnung nach Anspruch 3,
  - bei der sowohl die Umgebungsrepräsentation (6) als auch die virtuellen Sensordaten (40) Zufallsvariable enthalten,
  - 35 - bei der der Faktorgraph des Fusionsmodells (8) jede dieser Zufallsvariablen in einem Variablenknoten abbildet, und

- bei der der Faktorgraph Faktorknoten enthält, welche die Variablenknoten verbinden und bedingte Wahrscheinlichkeiten zwischen den Variablenknoten beschreiben.
- 5 5. Computerlesbarer Datenträger,
- auf dem ein Fusionsmodell (8) gespeichert ist, welches für eine Verwendung durch die Inferenzmaschine (80) der Anordnung nach einem der Ansprüche 1 bis 4 eingerichtet ist.
- 10 6. Computerlesbarer Datenträger nach Anspruch 5,
- bei dem das Fusionsmodell (8) einen Faktorgraphen beinhaltet,
  - bei dem sowohl die Umgebungsrepräsentation (6) als auch die virtuellen Sensordaten (40) Zufallsvariable enthalten,
  - 15 - bei dem der Faktorgraph jede dieser Zufallsvariablen in einem Variablenknoten abbildet, und
  - bei der der Faktorgraph Faktorknoten enthält, welche die Variablenknoten verbinden und bedingte Wahrscheinlichkeiten zwischen den Variablenknoten beschreiben.
- 20
7. Verfahren zur Sensorfusion,
- bei dem reale Sensordaten (4) oder virtuelle Sensordaten (40) empfangen werden,
  - bei dem auf eine Umgebungsrepräsentation (6) zugegriffen
  - 25 wird, welche einem vorgegebenen Umgebungsrepräsentations-Typ (7) entspricht,
- dadurch gekennzeichnet, dass
- eine Inferenzmaschine (80) rechnergestützt anhand eines modular von der Inferenzmaschine (80) getrennten Fusions-
  - 30 modells (8) Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) vornimmt, welche die realen Sensordaten (4) oder virtuellen Sensordaten (40) mit der Umgebungsrepräsentation (6) fusionieren.
- 35 8. Verfahren nach Anspruch 7,
- bei dem das Fusionsmodell (8) mindestens eine Rechenregel, mindestens eine Datenstruktur, mindestens eine Funktion und/oder mindestens einen Algorithmus angibt, welche die

realen Sensordaten (4) oder die virtuellen Sensordaten (40) als Eingabe erhält und als Ausgabe entsprechende Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) vorschreibt.

- 5 9. Verfahren nach Anspruch 8,
- bei der die Inferenzmaschine (80) ein graphenbasierter generischer probabilistischer Inferenzapparat ist, und
  - bei der das Fusionsmodell (8) einen Faktorgraphen beinhaltet.
- 10
10. Verfahren nach Anspruch 9,
- bei dem sowohl die Umgebungsrepräsentation (6) als auch die realen Sensordaten (4) oder virtuellen Sensordaten (40) Zufallsvariable enthalten,
- 15 - bei dem der Faktorgraph des Fusionsmodells (8) jede dieser Zufallsvariablen in einem Variablenknoten abbildet, und
- bei dem der Faktorgraph Faktorknoten enthält, welche die Variablenknoten verbinden und bedingte Wahrscheinlichkeiten zwischen den Variablenknoten beschreiben.
- 20
11. Herstellungsverfahren zur Erstellung eines Fusionsmodells (8),
- bei dem rechnergestützt anhand eines Sensormodells (10) virtuelle Messungen (30) in einem Umgebungsmodell (20) simuliert und anhand der virtuellen Messungen (30) virtuelle Sensordaten (40) erzeugt werden, die ein Umgebungsmodell (20) zumindest teilweise abbilden,
- 25
- bei dem ein Fusionsmodell (8) mindestens eine Rechenregel, mindestens eine Datenstruktur, mindestens eine Funktion
- 30 und/oder mindestens einen Algorithmus angibt, welche die virtuellen Sensordaten (40) als Eingabe erhält und als Ausgabe entsprechende Änderungen in einer Umgebungsrepräsentation (6) mit einem vorgegeben Umgebungsrepräsentations-Typ (7) vorschreibt,
- 35 - bei dem das Fusionsmodell (8) durch rechnergestütztes maschinelles Lernen erstellt wird, wobei
- eine Ziel-Umgebungsrepräsentation (60) aus dem Umgebungsmodell (20) und dem Umgebungsrepräsentations-Typ

- (7) hergeleitet wird, welche ein Trainingsziel für das maschinelle Lernen vorgibt,
- das Fusionsmodell (8) durch Lösung eines kontinuierlichen Optimierungsproblems parametrisiert wird,
  - 5 - eine von dem Fusionsmodell (8) modular getrennte Inferenzmaschine (80) rechnergestützt anhand des Fusionsmodells (8) und der realen Sensordaten (4) oder virtuellen Sensordaten (40) Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) vornimmt, welche die realen Sensordaten (4) oder virtuellen Sensordaten (40) mit der Umgebungsrepräsentation (6) fusionieren,
  - 10 - die Umgebungsrepräsentation (6) mit der Ziel-Umgebungsrepräsentation (60) verglichen wird, woraus sich ein Fehler ergibt, welcher bei der Lösung des kontinuierlichen Optimierungsproblems minimiert wird.
  - 15

12. Herstellungsverfahren nach Anspruch 11,

- bei dem das Fusionsmodell (8) mindestens eine Rechenregel, mindestens eine Datenstruktur, mindestens eine Funktion und/oder mindestens einen Algorithmus angibt, welche die realen Sensordaten (4) oder die virtuellen Sensordaten (40) als Eingabe erhält und als Ausgabe entsprechende Änderungen in der Umgebungsrepräsentation (6) vorschreibt.
- 20

25 13. Herstellungsverfahren nach Anspruch 11 oder 12,

- bei dem der Fehler anhand einer Fehlerfunktion ermittelt wird, welche Anforderungen einer Fahrerassistenzfunktion berücksichtigt.

30 14. Herstellungsverfahren nach einem der Ansprüche 11 bis 13,

- bei dem das Umgebungsmodell (20) eine Umgebung eines Fahrzeugs, ein Fahrzeug mit Zuständen und/oder einen Fahrer eines Fahrzeugs modelliert, und
- bei dem das Sensormodell (10) eine 2D- oder 3D-Kamera, einen Ultraschallsensor, einen 2D- oder 3D-Laserscanner, ein 2D- oder 3D-Radar, ein Lidar, einen Raddrehungssensor, einen Inertialsensor, einen Beschleunigungssensor, einen Drehratensensor, einen Temperatursensor, einen Luftfeuch-
- 35

- tesensor, einen Positionssensor zur Bestimmung zumindest eines Parameters der Fahrdynamik eines Fahrzeuges, einen Sitzbelegungssensor oder einen Entfernungssensor modelliert, und
- 5 - bei dem der vorgegebene Umgebungsrepräsentations-Typ (7) eine 2D- oder 3D-Gitterkarte, eine Objektliste oder eine Liste von Zuständen ist.
15. Herstellungsverfahren nach einem der Ansprüche 11 bis 14,
- 10 - bei dem das Fusionsmodell (8) durch Lösung eines gemischt diskret-kontinuierlichen Optimierungsproblems aus einer Menge von Fusionsmodellen (8) ausgewählt und parametriert wird.
- 15 16. Herstellungsverfahren nach Anspruch 15,
- bei dem die Inferenzmaschine (80) ein probabilistischer Inferenzapparat ist,
- bei dem das Fusionsmodell (8) einen Faktorgraphen beinhaltet,
- 20 - bei dem sowohl die Umgebungsrepräsentation (6) als auch die realen Sensordaten (4) oder die virtuellen Sensordaten (40) Zufallsvariable enthalten,
- bei dem der Faktorgraph des Fusionsmodells (8) jede dieser Zufallsvariablen in einem Variablenknoten abbildet, und
- 25 - bei dem der Faktorgraph Faktorknoten enthält, welche die Variablenknoten verbinden und bedingte Wahrscheinlichkeiten zwischen den Variablenknoten beschreiben,
- bei dem die Faktorknoten und die Verbindungen jedes Faktorknotens durch den diskreten Teil des Optimierungs-
- 30 problems bestimmt werden, wodurch das Fusionsmodell aus der Menge möglicher Faktorgraphen ausgewählt wird, und
- bei dem kontinuierliche Parameter der Faktorknoten durch den kontinuierlichen Teil des Optimierungsproblems bestimmt werden, wodurch das Fusionsmodell (8) parametriert
- 35 wird.
17. Herstellungsverfahren nach Anspruch 16,



- bei dem das gemischt diskret-kontinuierlichen Optimierungsproblem gelöst wird mithilfe
    - von genetischen Algorithmen,
    - von Ameisen-Algorithmen, oder
  - 5 - einer nichtlinearen Optimierung, insbesondere mittels eines Branch-and-Bound-Algorithmus.
18. Herstellungsverfahren nach Anspruch 16 oder 17,
- 10 - bei dem der Umgebungsrepräsentations-Typ (7) eine 2D- oder 3D-Gitterkarte ist,
  - bei dem die Zufallsvariablen in der Umgebungsrepräsentation (6) jeweils für Zellen oder Würfel eingetragen und aktualisiert werden, und
  - 15 - bei dem die Zufallsvariablen eine Unsicherheit einer Information ausdrücken, insbesondere eine Belegungswahrscheinlichkeit für die jeweilige Zelle oder den jeweiligen Würfel.
19. Computerlesbarer Datenträger,
- 20 - auf dem ein Computerprogramm gespeichert ist, welches das Verfahren nach einem der Ansprüche 7 bis 10 oder das Herstellungsverfahren nach einem der Ansprüche 11 bis 18 ausführt, wenn es in einem Mikroprozessor abgearbeitet wird.
- 25 20. Computerprogramm,
- welches in einem Mikroprozessor abgearbeitet wird und dabei das Verfahren nach einem der Ansprüche 7 bis 10 oder das Herstellungsverfahren nach einem der Ansprüche 11 bis 18 ausführt.

FIG 1

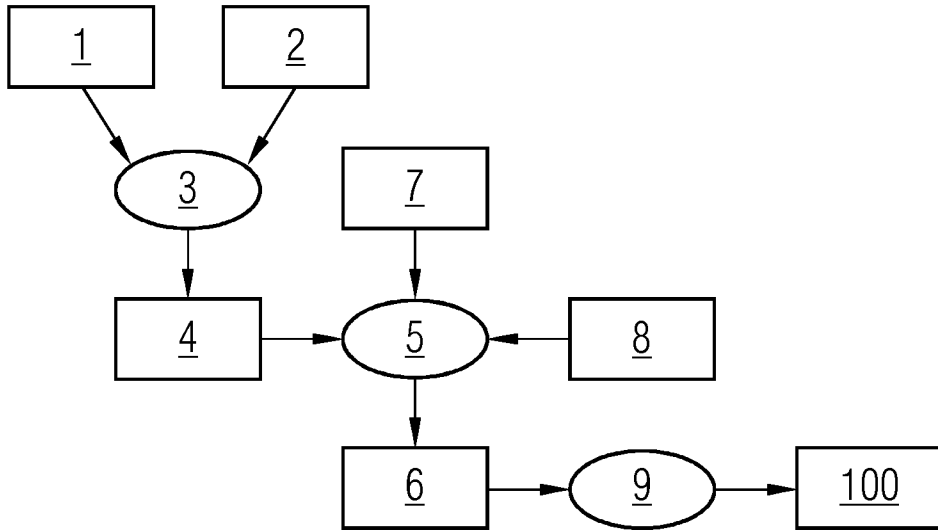


FIG 2

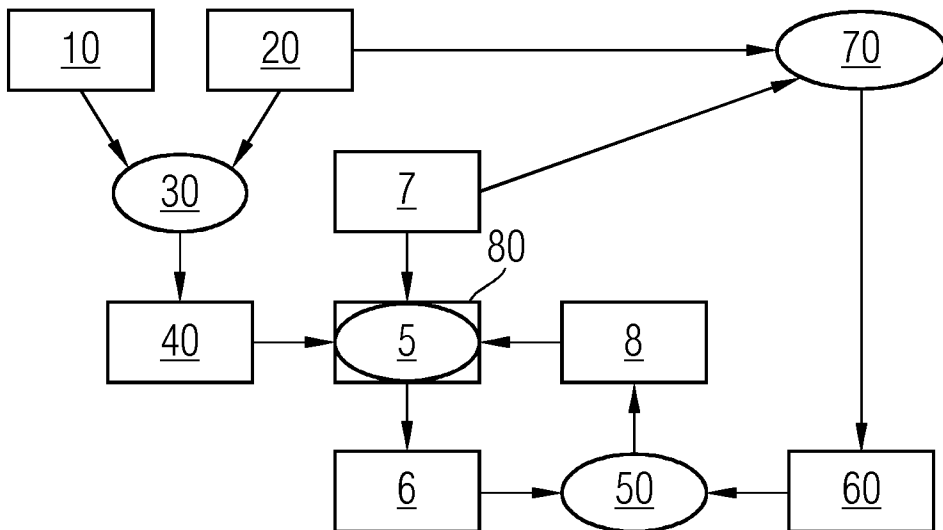
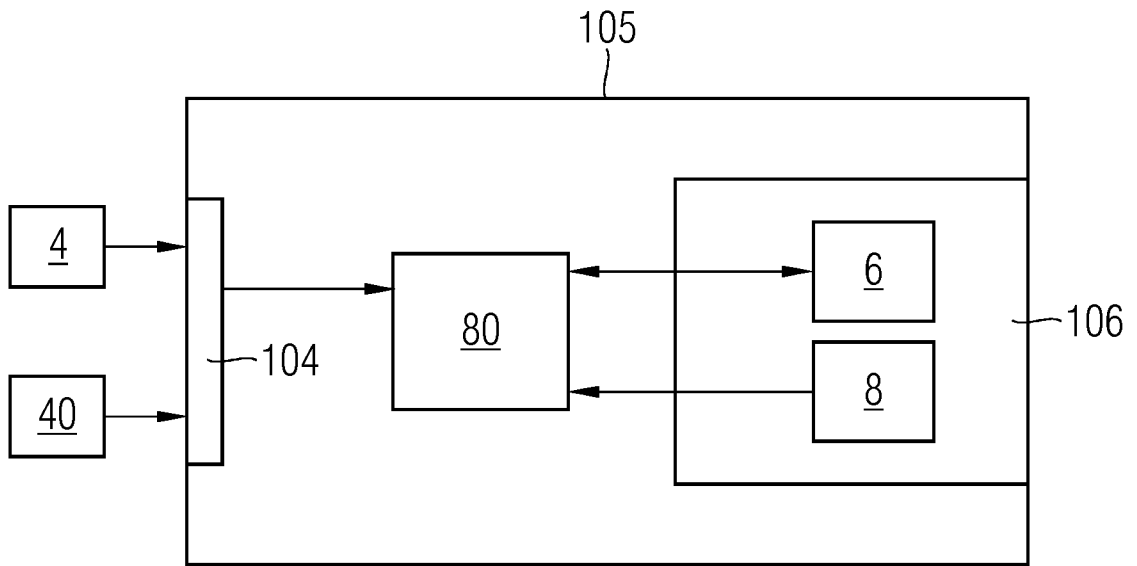


FIG 3



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No  
PCT/EP2014/057867

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER  
INV. G06F17/50  
ADD.  
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)  
G06F

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	B. SCHICK ET AL: "Simulationsmethoden zur Evaluierung und Verifizierung von Funktion, Güte und Sicherheit von Fahrerassistenzsystemen im durchgängigen MIL-, SIL-, und HIL-Prozess", 3. TAGUNG AKTIVE SICHERHEIT DURCH FAHRERASSISTENZ, 31 December 2008 (2008-12-31), pages 1-14, XP055072518, München the whole document ----- -/--	1-20

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  28 August 2014	Date of mailing of the international search report  04/09/2014
---	--

Name and mailing address of the ISA/ European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016	Authorized officer  Lerbinger, Klaus
--	--

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No  
PCT/EP2014/057867

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	<p>MICHAEL AEBERHARD ET AL: "Object existence probability fusion using Dempster-Shafer theory in a high-level sensor data fusion architecture", INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM (IV), 2011 IEEE, IEEE, 5 June 2011 (2011-06-05), pages 770-775, XP031998940, DOI: 10.1109/IVS.2011.5940430 ISBN: 978-1-4577-0890-9 the whole document</p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1-20
A	<p>KAWASAKI N ET AL: "Standard platform for sensor fusion on advanced driver assistance system using Bayesian network", INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM, 2004 IEEE PARMA, ITALY JUNE 14-17, 2004, PISCATAWAY, NJ, USA, IEEE, 14 June 2004 (2004-06-14), pages 250-255, XP010727477, DOI: 10.1109/IVS.2004.1336390 ISBN: 978-0-7803-8310-4 the whole document</p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1-20

## A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES

INV. G06F17/50

ADD.

Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPC) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPC

## B. RECHERCHIERTE GEBIETE

Recherchierter Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole)

G06F

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

## C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	B. SCHICK ET AL: "Simulationsmethoden zur Evaluierung und Verifizierung von Funktion, Güte und Sicherheit von Fahrerassistenzsystemen im durchgängigen MIL-, SIL-, und HIL-Prozess", 3. TAGUNG AKTIVE SICHERHEIT DURCH FAHRERASSISTENZ, 31. Dezember 2008 (2008-12-31), Seiten 1-14, XP055072518, München das ganze Dokument ----- -/--	1-20



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

"&amp;" Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist

Datum des Abschlusses der internationalen Recherche

28. August 2014

Absendedatum des internationalen Recherchenberichts

04/09/2014

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

Lerbinger, Klaus

C. (Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN		
Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	<p>MICHAEL AEBERHARD ET AL: "Object existence probability fusion using Dempster-Shafer theory in a high-level sensor data fusion architecture", INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM (IV), 2011 IEEE, IEEE, 5. Juni 2011 (2011-06-05), Seiten 770-775, XP031998940, DOI: 10.1109/IVS.2011.5940430 ISBN: 978-1-4577-0890-9 das ganze Dokument</p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1-20
A	<p>KAWASAKI N ET AL: "Standard platform for sensor fusion on advanced driver assistance system using Bayesian network", INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM, 2004 IEEE PARMA, ITALY JUNE 14-17, 2004, PISCATAWAY, NJ, USA, IEEE, 14. Juni 2004 (2004-06-14), Seiten 250-255, XP010727477, DOI: 10.1109/IVS.2004.1336390 ISBN: 978-0-7803-8310-4 das ganze Dokument</p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1-20