



(10) **DE 10 2023 109 651 A1** 2024.10.17

(12) **Offenlegungsschrift**

(21) Aktenzeichen: **10 2023 109 651.6**

(22) Anmeldetag: **17.04.2023**

(43) Offenlegungstag: **17.10.2024**

(51) Int Cl.: **G06V 20/58** (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

(71) Anmelder:

**CARIAD SE, 38440 Wolfsburg, DE; Robert Bosch
Gesellschaft mit beschränkter Haftung, 70469
Stuttgart, DE**

(74) Vertreter:

**Bösherz Goebel Partnerschaft von
Patentanwälten mbB, 40670 Meerbusch, DE**

(72) Erfinder:

Tananaev, Denis, 71067 Sindelfingen, DE

(56) Ermittelter Stand der Technik:

**CORDTS, M., et al.: The stixel world: A
medium-level representation of traffic scenes. In:
Image and Vision Computing, 2017, 68. Jg., S. 40-
52. doi: 10.1016/j.imavis.2017.01.009**

**GARNETT, Noa [u.a.]: Real-time category-
based and general obstacle detection for
autonomous driving. In: Proceedings of the IEEE
International Conference on Computer Vision
(ICCV), 22. Oktober 2017 - 29. Oktober 2017,
Venedig, Italien, S. 198-205. URL: [https://
openaccess.thecvf.com/
content_ICCV_2017_workshops/papers/w3/
Garnett_Real-Time_Category-
Based_and_ICCV_2017_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2017_workshops/papers/w3/Garnett_Real-Time_Category-Based_and_ICCV_2017_paper.pdf) [abgerufen am
2023-05-22].**

**LEVI, Dan ; GARNETT, Noa ; FETAYA, Ethan:
StixelNet: A deep convolutional network for
obstacle detection and road segmentation. In:
Proceedings of the British Machine Vision
Conference 2015 : BMVC 2015, 7-10 September,
Swansea, UK, 2015, S. 109.1-109.12. - ISBN 1-
901725-53-7. DOI: 10.5244/C.29.109. URL: [http://
www.bmva.org/bmvc/2015/papers/paper109/
paper109.pdf](http://www.bmva.org/bmvc/2015/papers/paper109/paper109.pdf) [abgerufen am 2018-10-22].**

Prüfungsantrag gemäß § 44 PatG ist gestellt.

Rechercheantrag gemäß § 43 PatG ist gestellt.

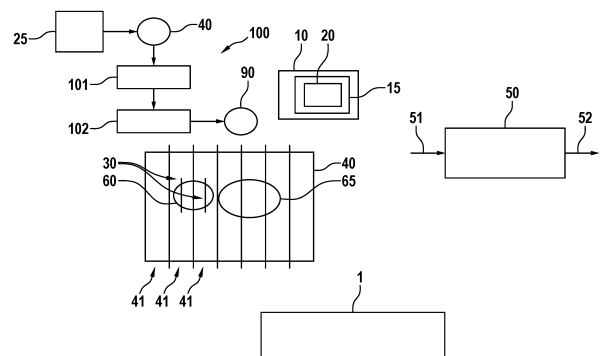
Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen.

(54) Bezeichnung: **Verfahren zum Erzeugen einer Umgebungsdarstellung**

(57) Zusammenfassung: Die Erfindung betrifft ein Verfahren (100) zum Erzeugen einer Umgebungsdarstellung (90), umfassend die nachfolgenden Schritte:

- Bereitstellen (101) zumindest eines Bildes (40), welches aus einer Aufzeichnung durch wenigstens eine Bilderfassungsvorrichtung (25) resultiert und wenigstens ein Objekt (60) und/oder einen befahrbaren Bereich (65) in einer Umgebung der wenigstens einen Bilderfassungsvorrichtung (25) darstellt, wobei das Bild (40) in mehrere Bildspalten (41) unterteilt ist,

- Erzeugen (102) der Umgebungsdarstellung (90), wobei hierzu ein Stixel- und/oder Freiraumelement (30) der jeweiligen Bildspalte (41) des wenigstens einen bereitgestellten Bildes (40) zur Repräsentation des Objektes (60) und/oder des befahrbaren Bereiches (65) parametrisiert wird.



Beschreibung

[0001] Die Erfindung betrifft ein Verfahren zum Erzeugen einer Umgebungsdarstellung. Ferner betrifft die Erfindung ein Maschinenlern-Modell, ein Computerprogramm, eine Vorrichtung sowie ein Speichermedium zu diesem Zweck.

Stand der Technik

[0002] Die Erkennung von Stixeln und Freiräumen ist eine wichtige Aufgabe in der Robotik und bei selbstfahrenden Systemen, da sie es ermöglichen, die Bereiche darzustellen, in denen sich der autonome Agent bewegen kann. Ebenfalls können damit Bereiche dargestellt werden, die für Kollisionsobjekte gefährlich sind und die entsprechend für eine sichere Navigation zu vermeiden sind.

[0003] Die jüngsten Fortschritte im Bereich der tiefen neuronalen Netze haben es ermöglicht, die Leistung und Robustheit von Algorithmen zur Erkennung von Stixeln und Freiräumen erheblich zu steigern. Beispiele für Lösungen, die auf tiefem Lernen (Deep Learning) basieren, werden in den folgenden Artikeln vorgestellt: „Levi et al., StixelNet: A Deep Convolutional Network for Obstacle Detection and Road Segmentation, In: BMVC 2015, Pages 109.1-109.12“ sowie „Verner et al., Real-time category-based and general obstacle detection for autonomous driving, In: ICCV 2017“.

[0004] Obwohl Stixels und Freespace Detection in den dargestellten Systemen gute Ergebnisse liefern können, funktionieren sie oft nicht bei Bildern mit unterschiedlichen Auflösungen. Diese Einschränkung kann kritisch sein, wenn der Stixel-Freespace-Erkennungsalgorithmus für verschiedene Kameras mit unterschiedlichen Auflösungen bereitstellen werden soll.

Offenbarung der Erfindung

[0005] Gegenstand der Erfindung ist ein Verfahren mit den Merkmalen des Anspruchs 1, ein Maschinenlern-Modell mit den Merkmalen des Anspruchs 7, ein Computerprogramm mit den Merkmalen des Anspruchs 8, eine Vorrichtung mit den Merkmalen des Anspruchs 9 sowie ein computerlesbares Speichermedium mit den Merkmalen des Anspruchs 10. Weitere Merkmale und Details der Erfindung ergeben sich aus den jeweiligen Unteransprüchen, der Beschreibung und den Zeichnungen. Dabei gelten Merkmale und Details, die im Zusammenhang mit dem erfindungsgemäßen Verfahren beschrieben sind, selbstverständlich auch im Zusammenhang mit dem erfindungsgemäßen Maschinenlern-Modell, dem erfindungsgemäßen Computerprogramm, der erfindungsgemäßen Vorrichtung sowie dem erfindungsgemäßen computerlesbaren Speichermedium, und jeweils umgekehrt, so dass bezüglich der Offenbarung zu den einzelnen Erfindungsaspekten stets wechselseitig Bezug genommen wird bzw. werden kann.

[0006] Gegenstand der Erfindung ist insbesondere ein Verfahren zum Erzeugen einer Umgebungsdarstellung, umfassend die nachfolgenden Schritte, welche vorzugsweise nacheinander und/oder wiederholt und/oder automatisiert ausgeführt werden können:

- Bereitstellen zumindest eines Bildes, welches aus einer Aufzeichnung durch wenigstens eine Bilderfassungsvorrichtung resultiert und wenigstens ein Objekt und/oder einen befahrbaren Bereich in einer Umgebung der wenigstens einen Bilderfassungsvorrichtung darstellt, wobei das Bild in mehrere Bildspalten unterteilt sein kann,
- Erzeugen der Umgebungsdarstellung, wobei hierzu (insbesondere genau) ein Stixel- und/oder Freiraumelement der jeweiligen Bildspalte des wenigstens einen bereitgestellten Bildes zur Repräsentation des Objektes und/oder des befahrbaren Bereiches parametrisiert werden kann.

[0007] Der befahrbare Bereich kann auch als Freiraum oder engl. Freespace bezeichnet werden. Des Weiteren kann genau ein oder es können mehrere des zumindest einen Bildes und es kann genau eine oder es können mehrere unterschiedliche der wenigstens einen Bilderfassungsvorrichtung vorgesehen sein, welche ggf. das Bild in unterschiedlicher Auflösung bereitstellen. Entsprechend können die Bilder auch unterschiedliche Objekte und/oder befahrbare Bereiche darstellen, vorzugsweise mit unterschiedlicher Auflösung. Auch ist es möglich, dass das Verfahren bei einem einzigen oder unterschiedlichen Systemen wie Robotern und/oder Fahrzeugen zum Einsatz kommen kann, welche(s) die unterschiedlichen Bilderfassungsvorrichtungen aufweist/aufweisen.

[0008] Es ist im Rahmen der Erfindung möglich, dass die Erzeugung der Umgebungsdarstellung zumindest teilweise auf Basis einer Ausgabe eines Modells erfolgt, welches geeignet sein kann, insbesondere ohne Veränderung am Modell und/oder eines erneuten Trainings des Modells, das wenigstens eine bereitgestellte Bild in unterschiedlichen Auflösungen, insbesondere unterschiedlicher Höhe der Bildspalten, als Eingabe zu verarbeiten. Mit anderen Worten kann das Modell derart ausgeführt sein, dass es (insbesondere ohne Veränderung am Modell und/oder eines erneuten Trainings des Modells) unterschiedliche Auflösungen von Bildern verarbeiten kann, so dass das Modell auch für die Verarbeitung von Bildern verschiedener Bilderfassungsvorrichtungen unterschiedlicher Auflösung genutzt werden kann. Dies ist bspw. möglich, wenn das Modell nicht nur ein einziges Stixel- und/oder Freiraumelement, sondern mehrere mögliche Stixel- und/oder Freiraumelementparameter wie mehrere zur Auswahl stehende Positionen pro Bildspalte prädiziert. Bevorzugt ist dabei das Modell als ein Maschinenlern-Modell ausgeführt. Bspw. kann vorgesehen sein, dass eine Stixel-Freespace CNN Decoder Architektur verwendet wird, die eine Multiresolution-Inferenz (engl. Multiresolution Inference) ermöglicht. Weiter kann eine robuste Stixel-Freespace-Parametrisierung verwendet werden, die auf der ordinalen Regression basiert. Damit hat das erfindungsgemäße Verfahren den Vorteil, dass eine, insbesondere auf Maschinenlernen und vorzugsweise CNN-basierte, Lösung für die Erkennung von Stixel und/oder Freiräumen in mehreren Auflösungen (engl. multiresolution stixels detection) bereitgestellt werden kann. Damit wird es ermöglicht, Stixel und Freiräume auf Bilder mit unterschiedlichen Auflösungen anzuwenden.

[0009] Der Ausdruck Stixel- und/oder Freiraumelement kann sich insbesondere auf einen Stixel und/oder ein Element zur Freiraum-Repräsentation beziehen. Die Ausgabe des Modells kann z. B. wenigstens einen Parameter für den jeweiligen Stixel- und/oder Freiraum zur Repräsentation eines Objekts und/oder des Freiraums, letzterer nachfolgend auch als engl. Freespace bezeichnet, umfassen. Der wenigstens eine Parameter umfasst bspw. eine Position in der Bildspalte. Die Stixelelemente können jeweils als Stixel ausgeführt sein und die Höhe vom untersten Punkt bis zum obersten Punkt des nächsten Hindernisses repräsentieren und hierzu entsprechend parametrisiert werden. Auch können die Stixel ggf. ein Klassenlabel und die Entfernung zu diesem Hindernis erhalten.

[0010] Das zumindest eine Bild kann z. B. dadurch bereitgestellt, vorzugsweise ermittelt, werden, dass das zumindest eine Bild als digitale Eingabe verarbeitet wird. Entsprechend kann das zumindest eine Bild als zumindest ein digitales Bild ausgeführt sein und somit digitale Daten umfassen. Dabei kann das Bild z. B. über eine Schnittstelle von einem elektronischen Bildsensor der Bilderfassungsvorrichtung erhalten worden sein, insbesondere mittels einer Analog-Digital-Wandlung. Dies bedeutet, dass das zumindest eine bereitgestellte Bild aus einer Aufzeichnung durch eine Bilderfassungsvorrichtung resultieren kann. Die Verfahrensschritte und vorzugsweise das Bereitstellen des zumindest einen Bildes können dabei durch eine elektronische Datenverarbeitungsvorrichtung und/oder durch ein Computerprogramm, ggf. zumindest teilweise auch innerhalb einer Bilderfassungsvorrichtung wie einer Kamera selbst, ausgeführt werden.

[0011] Das jeweilige Stixelelement ist bspw. als ein Stixel, vorzugsweise als ein „Single Stixel“ (im Gegensatz zu „Multi-Stixel“), ausgeführt. Jedes Stixel kann zumindest einen Teil eines Objektes und/oder einer Oberfläche in der Umgebung, insbesondere eines Ego-Fahrzeuges und/oder Roboters, repräsentieren. Im Rahmen der Erfindung kann ein Stixel auch als Tiefenrepräsentation bezeichnet werden. Insbesondere in der Computer Vision wird als ein Stixel eine Superpixel-Darstellung von Tiefeninformationen in einem Bild in Form eines vertikalen Sticks (auch Streifen bezeichnet) verstanden. Diese Darstellung ermöglicht es, die nächstgelegenen Hindernisse innerhalb eines bestimmten vertikalen Abschnitts der Szene anzunähern (vgl. Badino, Hernán; Franke, Uwe; Pfeiffer, David (2009). The stixel world - A compact medium level representation of the 3D-world. Joint Pattern Recognition Symposium). Stixel können dabei auch als dünne vertikale Rechtecke vorgesehen sein, die einen Ausschnitt einer vertikalen Fläche darstellen, die zum nächstgelegenen Hindernis der beobachteten Szene, d. h. in der Umgebung, gehört. Sie ermöglichen eine drastische Verringerung der Informationsmenge, die zur Darstellung einer Szene bei solchen Problemen erforderlich ist. Ein Stixel kann dabei durch mehrere Parameter charakterisiert sein, wie z. B. eine vertikale Koordinate (Position) und/oder die Höhe des Streifens und/oder die Tiefe. Die unterschiedlichen Tiefen resultieren dabei z. B. von einer Entfernung des Objektes bzw. der Oberfläche in der Umgebung ausgehend vom Fahrzeug mit der Bilderfassungsvorrichtung, d. h. dem Ego-Fahrzeug, bzw. dem Roboter.

[0012] Außerdem ist es von Vorteil, wenn auf Basis einer wenigstens teilautomatisierten Auswertung der erzeugten Umgebungsdarstellung ein wenigstens teilautonomer Roboter, insbesondere ein Fahrzeug, gesteuert wird, vorzugsweise wenigstens teilautomatisiert und bevorzugt autonom gesteuert wird, wobei vorzugsweise die Bilderfassungsvorrichtung als eine Kamera des Roboters ausgebildet ist. Auch ist es möglich, dass der Roboter mehrere Bilderfassungsvorrichtungen aufweist, welche dazu ausgeführt sind, die Bilder in unterschiedlicher Auflösung bereitzustellen. Konkret kann es vorgesehen sein, dass auf Basis einer automa-

tisierten Auswertung der Umgebungsdarstellung ein Fahrzeug automatisiert und vorzugsweise autonom gesteuert wird, wobei die (jeweilige) Bilderfassungsvorrichtung in der Form einer Kamera am Fahrzeug montiert ist. Es ist möglich, dass das Fahrzeug als ein Kraftfahrzeug und/oder Personenkraftfahrzeug und/oder autonomes Fahrzeug ausgebildet sein. Das Fahrzeug kann eine Fahrzeugeinrichtung, bspw. zur Bereitstellung einer autonomen Fahrfunktion und/oder ein Fahrerassistenzsystem aufweisen. Die Fahrzeugeinrichtung kann dazu ausgeführt sein, das Fahrzeug zumindest teilweise automatisch zu steuern und/oder zu beschleunigen und/oder abzubremsen und/oder zu lenken.

[0013] Des Weiteren ist es denkbar, dass das Modell als ein Maschinenlern-Modell ausgeführt ist, und vorzugsweise zumindest oder genau ein künstliches neuronales Netz umfasst, bevorzugt in der Form eines CNN, besonders bevorzugt eines voll gefalteten CNN. Ein CNN kann dabei auch als ein Faltungsneuronales Netzwerk oder Convolutional Neural Network bezeichnet werden. Dabei kann die Ausgabe des Modells, bevorzugt in der Form eines Ausgangstensors, mehrere mögliche und vorzugsweise alternative Positionen für das Stixel- und/oder Freiraumelement in der jeweiligen Bildspalte angeben. Die Parametrisierung des Stixel- und/oder Freiraumelements kann sodann auf Basis der angegebenen möglichen Positionen erfolgen, vorzugsweise dadurch, dass aus den mehreren möglichen (alternativen) Positionen pro Bildspalte eine, insbesondere genau eine, Position für das Stixel- und/oder Freiraumelement ausgewählt wird. Dies kann z. B. mittels einer ordinalen Regression erfolgen. Dabei kann das Stixel- und/oder Freiraumelement vorzugsweise nur mit der ausgewählten Position parametrisiert werden. Dies ermöglicht es, dass das Modell dazu trainiert sein kann, mehrere mögliche Pixelpositionen für die Höhe auszugeben, wobei anschließend ein einzelnes Stixel- und/oder Freiraumelement, insbesondere ein Single stixel und nicht ein Multi stixel, ausgewählt und verwendet werden kann. Die Ordinale Regression kann hierbei einen Voting-Mechanismus für die Auswahl der möglichen Positionen verwenden.

[0014] In einer weiteren Möglichkeit kann es vorgesehen sein, dass die Parametrisierung des jeweiligen Stixel- und/oder Freiraumelements dadurch erfolgt, dass das jeweilige Stixel- und/oder Freiraumelement zumindest durch einen untersten Punkt definiert wird, welchem vorzugsweise eine Tiefeninformation über eine Entfernung des durch das Stixel- und/oder Freiraumelement repräsentierten Objekts zugewiesen wird. Dabei kann für die Parametrisierung des jeweiligen Stixel- und/oder Freiraumelements eine ordinale Regression durchgeführt werden, bevorzugt, um den untersten Punkt des Stixel- und/oder Freiraumelements zu bestimmen. Für jede Spalte des Bildes können somit die Position des unteren und ggf. auch oberen Punktes in Pixelkoordinaten bestimmt werden. Darüber hinaus können durch das Modell ggf. auch die Klassenbezeichnung und eine Tiefeninformation wie ein Abstand zum Objekt für jede Bildspalte bestimmt werden.

[0015] Vorzugsweise kann es vorgesehen sein, dass das Modell dadurch geeignet ist, das wenigstens eine bereitgestellte Bild in den unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe zu verarbeiten, dass eine Höhe der Bildspalten im Wesentlichen bei der Verarbeitung des bereitgestellten Bildes durch das Modell beibehalten wird. Herkömmliche Lösungen reduzieren hingegen die Höhe immer auf 1 Pixel durch das sogenannte Clumping und geben direkt einen Single Stixel aus. Auch kann es vorgesehen sein, dass das Modell dadurch geeignet ist, das wenigstens eine bereitgestellte Bild in den unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe zu verarbeiten, dass mehrere mögliche und ggf. alternative Positionen des Stixel- und/oder Freiraumelements in der jeweiligen Bildspalte ermittelt und in der Ausgabe zur Auswahl gestellt werden. Dabei kann eine Anzahl der möglichen Positionen, die durch das Modell ermittelt und/oder ausgegeben werden, von der Auflösung des bereitgestellten Bildes abhängig sein. Dies hängt damit zusammen, dass bei einer höheren Auflösung auch eine größere Anzahl an möglichen Positionen in der Bildspalte in Frage kommen. Bevorzugt unterscheiden sich die unterschiedlichen Auflösungen hinsichtlich der Höhe der Bildspalten, wobei besonders bevorzugt das Modell geeignet ist, Bilder in mindestens zehn oder mindestens 100 oder mindestens 1000 unterschiedlichen Auflösungen zu verarbeiten.

[0016] Des Weiteren ist es möglich, dass das Modell als ein Maschinenlern-Modell ausgeführt ist, welches im trainierten Zustand dazu ausgeführt ist, bei einer Anwendung auch bei unterschiedlichen Auflösungen der Eingabe eine Vorhersage des Stixel- und/oder Freiraumelements der jeweiligen Bildspalte auszugeben. Dabei kann der trainierte Zustand aus einem Training des Maschinenlern-Modells resultieren, bei welchem Trainingsdaten für das Training mehrere der Bilder in einer Auflösung umfassen, welche von den Auflösungen der Eingabe bei der Anwendung abweicht. In anderen Worten kann das Modell mit einer anderen Auflösung trainiert worden sein, als die, welche bei der späteren Anwendung zum Einsatz kommt, ohne, dass das Modell erneut trainiert werden muss.

[0017] Ebenfalls Gegenstand der Erfindung ist ein Maschinenlern-Modell, welches dazu ausgeführt ist, ein in mehrere Bildspalten unterteiltes Bild in unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe zu verarbeiten, um meh-

rere mögliche Positionen pro Bildspalte für ein jeweiliges Stixel- und/oder Freiraumelement der Bildspalten zu präzisieren. Dabei kann das Bild aus einer Aufzeichnung durch eine Bilderfassungsvorrichtung resultieren und wenigstens ein Objekt und/oder einen befahrbaren Bereich in einer Umgebung der Bilderfassungsvorrichtung darstellen. Ebenfalls kann das jeweilige Stixel- und/oder Freiraumelement dazu ausgeführt sein, das Objekt und/oder den befahrbaren Bereich zu repräsentieren. Damit bringt das erfindungsgemäße Maschinenlern-Modell die gleichen Vorteile mit sich, wie sie ausführlich mit Bezug auf ein erfindungsgemäßes Verfahren beschrieben worden sind. Herkömmliche Lösungen sind oft nicht in der Lage, mit einer vom Trainingszeitpunkt abweichenden Auflösung der Kamera zu arbeiten. Das erfindungsgemäße Verfahren kann den Vorteil bieten, dass das Maschinenlern-Modell mit einer festen Auflösung trainiert wird, jedoch nach dem Training auf Bilderfassungsvorrichtungen wie Kameras mit unterschiedlichen Auflösungen angewendet werden kann, ohne dass ein erneutes Training erforderlich ist. Damit kann der Aufwand wie z. B. für die Beschriftung (engl. Labelling) der Trainingsdaten reduziert werden, da der Datensatz mit der festen Auflösung für das Training für mehrere verschiedene Bilderfassungsvorrichtungs- bzw. Kameraauflösungen verwendet werden kann. Auch ist eine Verallgemeinerbarkeit eines einzelnen Maschinenlern-Modells, insbesondere CNN, über verschiedene Kameras mit unterschiedlicher Auflösung möglich. Somit ist es nicht erforderlich, separate Maschinenlern-Modelle für jede neue Kamera zu trainieren.

[0018] Ebenfalls Gegenstand der Erfindung ist ein Computerprogramm, insbesondere Computerprogrammprodukt, umfassend Befehle, die bei der Ausführung des Computerprogrammes durch einen Computer diesen veranlassen, das erfindungsgemäße Verfahren auszuführen. Damit bringt das erfindungsgemäße Computerprogramm die gleichen Vorteile mit sich, wie sie ausführlich mit Bezug auf ein erfindungsgemäßes Verfahren beschrieben worden sind.

[0019] Ebenfalls Gegenstand der Erfindung ist eine Vorrichtung zur Datenverarbeitung, die eingerichtet ist, das erfindungsgemäße Verfahren auszuführen. Als die Vorrichtung kann bspw. ein Computer vorgesehen sein, welcher das erfindungsgemäße Computerprogramm ausführt. Der Computer kann wenigstens einen Prozessor zur Ausführung des Computerprogramms aufweisen. Auch kann ein nicht-flüchtiger Datenspeicher vorgesehen sein, in welchem das Computerprogramm hinterlegt und von welchem das Computerprogramm durch den Prozessor zur Ausführung ausgelesen werden kann.

[0020] Ebenfalls Gegenstand der Erfindung kann ein computerlesbares Speichermedium sein, welches das erfindungsgemäße Computerprogramm aufweist und/oder Befehle umfasst, die bei der Ausführung durch einen Computer diesen veranlassen, das erfindungsgemäße Verfahren auszuführen. Das Speichermedium ist bspw. als ein Datenspeicher wie eine Festplatte und/oder ein nicht-flüchtiger Speicher und/oder eine Speicherkarte ausgebildet. Das Speichermedium kann z. B. in den Computer integriert sein. Ebenfalls kann das Speichermedium das erfindungsgemäße Maschinenlern-Modell aufweisen.

[0021] Darüber hinaus kann das erfindungsgemäße Verfahren auch als ein computerimplementiertes Verfahren ausgeführt sein.

[0022] Weitere Vorteile, Merkmale und Einzelheiten der Erfindung ergeben sich aus der nachfolgenden Beschreibung, in der unter Bezugnahme auf die Zeichnungen Ausführungsbeispiele der Erfindung im Einzelnen beschrieben sind. Dabei können die in den Ansprüchen und in der Beschreibung erwähnten Merkmale jeweils einzeln für sich oder in beliebiger Kombination erfindungswesentlich sein. Es zeigen:

Fig. 1 eine schematische Visualisierung eines Verfahrens, einer Vorrichtung, eines Maschinenlern-Modells, eines Speichermediums sowie eines Computerprogramms gemäß Ausführungsbeispielen der Erfindung.

Fig. 2 Eine beispielhafte CNN-Kopfarchitektur für das CNN gemäß Ausführungsbeispielen der Erfindung ohne Verklumpung der Höhendimension.

Fig. 3 Eine schematische Visualisierung der Nachbearbeitung des Ausgangstensors, um Stixels zu erhalten.

Fig. 4 Eine schematische Visualisierung der Parametrisierung der Stixels mit Vertrauen.

Fig. 5 Eine schematische Visualisierung der Parametrisierung der Stixels mit ordinaler Regression.

Fig. 6 Ein beispielhaftes Ergebnis der Multiresolution-Inferenz.

Fig. 7 Eine beispielhafte Multikamera-Ausgabe für 3D-Stixels.

Fig. 8 Eine Darstellung der Umgebung in der Draufsicht für die beispielhafte Multikamera-Ausgabe für 3D-Stixels.

[0023] In **Fig. 1** sind ein Verfahren 100, eine Vorrichtung 10, ein Speichermedium 15, ein Maschinenlern-Modell 50 sowie ein Computerprogramm 20 gemäß Ausführungsbeispielen der Erfindung schematisch dargestellt. Das Verfahren 100 dient dabei zum Erzeugen einer Umgebungsdarstellung 90. Gemäß einem ersten Verfahrensschritt 101 erfolgt ein Bereitstellen zumindest eines Bildes 40, welches aus einer Aufzeichnung durch eine Bilderfassungsvorrichtung 25 resultiert und wenigstens ein Objekt 60 und/oder einen befahrbaren Bereich 65 in einer Umgebung der Bilderfassungsvorrichtung 25 darstellt. Dabei ist schematisch dargestellt, dass das Bild 40 in mehrere Bildspalten 41 unterteilt sein kann. Gemäß einem zweiten Verfahrensschritt 102 kann die Umgebungsdarstellung 90 erzeugt werden, wobei hierzu ein Stixel- und/oder Freiraumelement 30 der jeweiligen Bildspalte 41 des wenigstens einen bereitgestellten Bildes 40 zur Repräsentation des Objektes 60 und/oder des befahrbaren Bereiches 65 parametrisiert werden kann. Die Umgebungsdarstellung 90 kann z. B. in der Form von digitalen Daten erzeugt und zur Steuerung eines Roboters ausgewertet werden. Die Erzeugung 102 der Umgebungsdarstellung 90 kann dabei zumindest teilweise auf Basis einer Ausgabe 52 eines Modells 50 erfolgen, welches geeignet ist, das wenigstens eine bereitgestellte Bild 40 in unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe 51 zu verarbeiten. Weiter kann auf Basis einer wenigstens teilautomatisierten Auswertung der erzeugten Umgebungsdarstellung 90 ein in **Fig. 1** dargestellter wenigstens teilautonomer Roboter 1, insbesondere ein Fahrzeug 1, gesteuert werden.

[0024] Ausführungsbeispiele der Erfindung können die Erkennung von generischen Objekten 60 und Freiräumen ermöglichen, was bspw. für zumindest teilautonome Roboter 1 oder Navigationssysteme für selbstfahrende Fahrzeuge 1 mit hochauflösenden Kameras von großer Bedeutung ist. Bei einem zumindest teilautonomen Roboter 1, insbesondere einem selbstfahrenden Fahrzeug 1, ist es bspw. vorgesehen, dass Hindernisse erkannt und ihre semantische Klasse identifiziert werden. Stixels und Freespace sind einfache, aber robuste Darstellungen des befahrbaren Raums und generischer Objekte 60, insbesondere Hindernisse. Stixel dienen insbesondere zur Objektdarstellung und können es ermöglichen, eine Umgebung in Echtzeit wahrzunehmen. Dabei kann ein Bild 40 in mehrere vertikale Säulen aufgeteilt werden, und einzelne bzw. jeder Pixel des Bildes 40 einer solchen Säule zugewiesen werden. Stixels können dann die Höhe der Umgebung entlang jeder Säule repräsentieren. Als der Freespace kann der Bereich im Bild 40 bezeichnet werden, der von Objekten frei ist und somit für durch den zumindest teilautonomen Roboter 1 befahren werden kann.

[0025] Herkömmliche CNN-basierten Lösungen können nicht für verschiedene Kameraauflösungen verallgemeinert werden, was die Skalierung auf viele verschiedene Produkte oder Kameras sehr aufwendig macht. Im Gegensatz dazu ermöglichen Ausführungsbeispiele der Erfindung das Training eines einzelnen CNN, das sich gut auf verschiedene Kameras mit unterschiedlichen Auflösungen verallgemeinern lässt, insbesondere, ohne dass eine aufwendige manuelle Beschriftung und ein erneutes Training erforderlich sind. Dadurch kann auch eine sehr einfache Wartung der Funktionalität für viele verschiedene Produkte mit unterschiedlichen Kamerakonfigurationen ermöglicht werden.

[0026] In **Fig. 2** ist ferner das Modell 50 beispielhaft gezeigt, welches als ein voll gefaltetes CNN (engl. fully convolutional CNN) ausgeführt sein kann. Dabei kann die Ausgabe 52 des Modells 50 einen Ausgangstensor 310 umfassen, welcher in **Fig. 3** mit weiteren Einzelheiten dargestellt ist. Der Ausgangstensor 310 kann mehrere mögliche Positionen für das Stixel- und/oder Freiraumelement 30 in der jeweiligen Bildspalte 41 angeben.

[0027] Die nachfolgend beschriebenen Merkmale betreffen sowohl Stixel- als auch Freiraumelemente 30, auch wenn sie teilweise nur beispielhaft für Stixel oder Freespace beschrieben werden.

[0028] In einem ersten Schritt kann das voll gefaltete CNN auf folgende Weise trainiert werden. Zunächst kann es vorgesehen sein, dass das in **Fig. 2** dargestellte voll gefaltete CNN als Maschinenlern-Modell 50 verwendet wird. Im Gegensatz zu traditionellen CNNs, die am Ende vollständig verbundene Schichten haben, kann das voll gefaltete CNN ausschließlich Faltungs- und Pooling-Schichten aufweisen.

[0029] Es ist in **Fig. 2** erkennbar, dass die Auflösung und/oder die Höhe der Bilder 40 bei der Verarbeitung durch das Modell 50 nicht verändert wird, im Gegensatz zum sonst üblichen Klumpen bzw. engl. Clumping der Dimensionen des Ausgabentensors 310. Das „Clumping“ der Dimensionen des Ausgabentensors 310 kann sich dabei auf einen Prozess beziehen, bei dem der Ausgabentensor 310 in eine andere Dimension transferiert wird. Bei herkömmlichen Lösungen wird dieser Prozess genutzt, um als Ausgabe des Modells einen einzigen Stixel/Freespace pro Bildspalte zu erhalten. Im Gegensatz dazu kann bei dem Modell 50 gemäß Aus-

führungsvarianten der Erfindung auf das Clumping verzichtet werden und es werden stattdessen mehrere mögliche Parameter für Stixel/Freespace pro Bildspalte 41 erhalten. Entsprechend steht in der Ausgabe 52 die finale Parametrisierung des jeweiligen Stixels/Freespace noch nicht fest. Zur Auswahl und Festlegung der Parameter kann eine Nachverarbeitung des Ausgabe 52 vorgesehen sein, vorzugsweise durch eine ordinale Regression. Es kann auf diese Weise ein ordinaler Verlust auf die ersten beiden Dimensionen des Ausgangstensors 310 angewendet werden. Sodann kann ein Verlust für andere Stixels/Freespace-Parameter nur an den Stellen des Tensors angewandt werden, an denen eine korrekte Grundwahrheit (engl. Ground Truth) verfügbar ist. Dies ist in **Fig. 3** mit weiteren Einzelheiten visualisiert, siehe den darin dargestellten mittleren Tensor 320, wobei der Verlust nur auf die Kanäle der Kreise 301 angewendet wird.

[0030] In einem zweiten Schritt kann es vorgesehen sein, dass in der Inferenzzeit für den resultierenden Ausgangstensor 310 die argmax-Operation auf die ersten beiden Dimensionen angewendet und dann die Summe über die Höhengspalten erhalten wird (in **Fig. 3** sind die Ergebnisse die Indizes der Kreise 301). Sodann können zwei berechnete Indexwerte verwendet werden, um die Vektoren aus den Kanaldimensionen zu sammeln und die endgültige Stixeldarstellung zu erhalten.

[0031] Es kann bei Ausführungsbeispielen der Erfindung ein vollständig gefaltetes CNN verwendet und trainiert werden, wobei auf ein Verklumpen (engl. Clumping) der Höhendimension verzichtet wird. Zunächst kann ein räumliches Gitter als Koordinatengitter verwendet werden, um die Positionen der Stixels lokal zu lokalisieren (siehe **Fig. 4**). Es gibt insbesondere zwei mögliche Parametrisierungen für die Position der Stixels/Freiräume im räumlichen Tensor: durch Verwendung einer in **Fig. 4** veranschaulichten Vertrauenskarte oder durch ordinale Regression (**Fig. 5**). Im Falle der Parametrisierung der Stixels mit der Konfidenzkarte ist die CNN-Ausgabe ein Tensor der Form [(confidence, delta_y, stixel_size, depth, num_of_classes), height, width] oder [4+num_classes, output_height, output_width]. Eine Vertrauenskarte, oder auch engl. Confidence Map oder Konfidenzkarte bezeichnet, kann eine Darstellung sein, die angibt, wie zuverlässig die Ergebnisse des Modells sind.

[0032] Während des Trainings kann die folgenden Verlustfunktionen angewendet werden:

$$L_{conf} = \text{binary_cross_entropy}(C_{gt}, C_{pd}) \quad (1)$$

[0033] Hier ist C_{gt} der Konfidenztensor der Grundwahrheit (ground truth), wobei 1,0 die Konfidenz für die korrekte untere Position des Stixels (oder der Endposition des freien Raums) und ansonsten 0,0 ist. C_{pd} ist der vom CNN prädizierte Konfidenztensor. Die Konfidenz kann bspw. als Wahrscheinlichkeit interpretiert werden, dass die Vorhersage des Modells 50 korrekt ist.

$$L_{delta_y} = \|\text{delta_y}_{gt} - \text{delta_y}_{pd}\| * C_{gt} \quad (2)$$

[0034] Hier ist delta_y_{gt} die Grundwahrheit und delta_y_{pd} die CNN-Prädiktion der Position des unteren Punktes des Stixels und/oder des Endpunkts des Freiraums.

$$L_{stixel_size} = \|\text{stixel_size}_{gt} - \text{stixel_size}_{pd}\| * C_{gt} \quad (3)$$

[0035] Hier stixel_size_{gt} die Grundwahrheit und stixel_size_{pd} die CNN-Prädiktion der Stixelgröße.

$$L_{disparity} = \|\text{disparity}_{gt} - \text{disparity}_{pd}\|_1 * C_{gt} \quad (4)$$

[0036] Hier ist disparity_{gt} die Grundwahrheit und disparity_{pd} die CNN-Prädiktion der Disparität. Die Stixel-Disparity kann z. B. verwendet werden, um die Entfernung von Objekten in der Szene zu berechnen.

$$L_{classes} = \text{categorical_cross_entropy}(\text{class}_{gt}, \text{class}_{pd}) \quad (5)$$

[0037] Dabei ist class_{gt} die Grundwahrheit und class_{pd} die CNN-Prädiktion der Klassenbezeichnungen.

[0038] Im Falle der ordinalen Regressionsparametrisierung (**Fig. 5**) kann die binäre Kreuzentropie wie für das Vertrauen (engl. confidence) verwendet werden. Ebenfalls kann die kategoriale Kreuzentropie für die Klassifizierung in zwei Kategorien verwendet werden. Der Gesamtverlust kann dann wie folgt berechnet werden:

$$L = w1 * L_{classes} + w2 * L_{conf} + w3 * L_{delta_y} + w4 * L_{stixel_size} + w5 * L_{disparty} \quad (6)$$

[0039] Hier sind w1, w2, w3, w4, w5 die Gewichtungen zur Regulierung des Einflusses der einzelnen Verlustkomponenten.

[0040] Zum Zeitpunkt der Inferenz mit einem gegebenen Ausgangstensor 310 des CNN können zunächst die Indizes der korrekten Stixels/Freespace-Position innerhalb der Gier (engl. greed) berechnet werden (siehe **Fig. 3**, insbesondere die Kreise 301 im mittleren Tensor 320). Im Falle des Vertrauens-Tensors kann dies wie folgt durchgeführt werden:

$$position_{idx} = \operatorname{argmax}_h (\operatorname{softmax}_c (\operatorname{confidence_tensor})) \quad (7)$$

wobei argmax_h die argmax -Operation über die Höhendimension und $\operatorname{softmax}_c$ die $\operatorname{softmax}$ -Operation über die Kanaldimension („channel“) des Konfidenztensors ist. Inferenz kann sich dabei auf einen Prozess der Verwendung des Maschinenlern-Modells beziehen, um Vorhersagen auf neuen, unverarbeiteten Daten außerhalb des Trainingsdatensatzes zu treffen. Das bedeutet, dass das Modell auf eine neue Eingabe angewendet wird, um eine Ausgabe zu generieren.

[0041] Im Falle einer ordinalen Regression, die mit kategorialer Kreuzentropie dargestellt wird, kann

$$position_{idx} = \sum_{h=0}^H \operatorname{argmax}_c (\operatorname{confidence_tensor}) \quad (8)$$

berechnet werden. Hierbei ist argmax_c die argmax -Operation über die Kanaldimension und H die Höhendimension des Tensors.

[0042] Aus $position_{idx}$ können die korrekte Stixel Disparität, δ_{y_i} , $stixel_size$ und Klassenbezeichnung ermittelt werden (siehe **Fig. 3**, Tensor 330). Um die Koordinaten des unteren Punktes in Pixeln zu erhalten, kann die folgende Berechnung durchgeführt werden:

$$y_{bottom} = (position_{idx} + \delta_{y_i}) * scale \quad (9)$$

[0043] Dabei ist $scale = image_height / cnn_output_height$. Um die Koordinate des oberen Punktes in Pixel zu erhalten, kann die folgende Berechnung verwendet werden:

$$y_{top} = y_{bottom} - stixel_size * scale \quad (10)$$

[0044] Und um die Tiefe zu berechnen:

$$depth = \frac{1,0}{\frac{disparity}{depth_{min}} + \frac{1,0}{depth_{max}}} \quad (11)$$

[0045] Hier sind $depth_{min}$ und $depth_{max}$ skalare Werte der erwarteten minimalen und maximalen Tiefenreichweite in Metern.

[0046] Zum Erhalt der Semseg-Klasse kann die folgende Berechnung durchgeführt werden

$$class = \operatorname{argmax}_c (\operatorname{softmax}_c (label_tensor)) \quad (12)$$

[0047] Hier sind argmax_c und $\operatorname{softmax}_c$ argmax und $\operatorname{softmax}$ Operationen über Kanaldimensionen. Für die Freiflächen-Prädiktion kann ferner nur y_{bottom} und die Klassenbezeichnung des kontaktierten Objekts/Fläche ausgegeben werden.

[0048] Beispielhafte Ergebnisse des Ansatzes von Ausführungsbeispielen der Erfindung sind in **Fig. 6** und **Fig. 7** zu sehen. Eine erste resultierende Multiresolution Interferenz 601 basiert dabei auf einem Training mit 1920x1024 Pixel. Eine zweite resultierende Multiresolution Interferenz 602 basiert auf einem Training mit

960x512 Pixel. Eine dritte resultierende Multiresolution Interferenz 603 basiert auf einem Training mit 3840x2048 Pixel. **Fig. 8** zeigt ferner eine Umgebungsrepräsentation in einer Ansicht von oben des Ergebnisses in **Fig. 7**.

[0049] Ein beispielhaftes Training des Modells 50 kann wie folgt erfolgen. Es können zunächst Bilder 40 bereitgestellt werden, welche Objekte 60 und/oder Oberflächen in einer Umgebung darstellen. Weiter können Annotationsdaten genutzt werden, welche die richtigen Stixel-Parameter zu diesen Bildern 40 angeben. Die Bilder 40 können in einer für das Training vorgesehenen Auflösung vorgesehen sein. Sodann kann das Training des Modells 50 durchgeführt werden, bei welchem das bereitgestellte Bild 40 als Eingabe 51 für das Modell 50 verwendet wird, um das Modell 50 anhand der Annotationsdaten für eine Ausgabe 52 mehrerer möglicher Positionen eines Stixels pro Bildspalte 41 des bereitgestellten Bildes 40 zu trainieren. Ferner ist es denkbar, dass für die Parametrisierung des jeweiligen Stixels eine ordinale Regression verwendet wird, vorzugsweise, um einen untersten und/oder obersten Punkt des Stixels in der Bildspalte 41 zu bestimmen. Es kann der ordinalen Verlust für jedes Stixel angewandt werden, um den untersten Punkt des Stixels zu erhalten. Das Modell 50 kann ferner als ein End-to-End Maschinenlern-Modell 50, vorzugsweise als ein neuronales Netz, bevorzugt als ein Convolutional Neural Network, ausgeführt sein.

[0050] Die voranstehende Erläuterung der Ausführungsformen beschreibt die vorliegende Erfindung ausschließlich im Rahmen von Beispielen. Selbstverständlich können einzelne Merkmale der Ausführungsformen, sofern technisch sinnvoll, frei miteinander kombiniert werden, ohne den Rahmen der vorliegenden Erfindung zu verlassen.

Patentansprüche

1. Verfahren (100) zum Erzeugen einer Umgebungsdarstellung (90), umfassend die nachfolgenden Schritte:

- Bereitstellen (101) zumindest eines Bildes (40), welches aus einer Aufzeichnung durch wenigstens eine Bilderfassungsvorrichtung (25) resultiert und wenigstens ein Objekt (60) und/oder einen befahrbaren Bereich (65) in einer Umgebung der wenigstens einen Bilderfassungsvorrichtung (25) darstellt, wobei das Bild (40) in mehrere Bildspalten (41) unterteilt ist,
- Erzeugen (102) der Umgebungsdarstellung (90), wobei hierzu ein Stixel- und/oder Freiraumelement (30) der jeweiligen Bildspalte (41) des wenigstens einen bereitgestellten Bildes (40) zur Repräsentation des Objektes (60) und/oder des befahrbaren Bereiches (65) parametrisiert wird, **dadurch gekennzeichnet**, dass die Erzeugung (102) der Umgebungsdarstellung (90) zumindest teilweise auf Basis einer Ausgabe (52) eines Modells (50) erfolgt, welches geeignet ist, das wenigstens eine bereitgestellte Bild (40) in unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe (51) zu verarbeiten.

2. Verfahren (100) nach Anspruch 1, **dadurch gekennzeichnet**, dass das Modell (50) als ein Maschinenlern-Modell (50) ausgeführt ist, und vorzugsweise zumindest oder genau ein künstliches neuronales Netz umfasst, bevorzugt in der Form eines CNN, besonders bevorzugt eines voll gefalteten CNN, wobei die Ausgabe (52) des Modells (50), bevorzugt in der Form eines Ausgangstensors (310), mehrere mögliche Positionen für das Stixel- und/oder Freiraumelement (30) in der jeweiligen Bildspalte (41) angibt, wobei die Parametrisierung der Stixel- und/oder Freiraumelemente (30) auf Basis der angegebenen möglichen Positionen erfolgt, vorzugsweise dadurch, dass aus den mehreren möglichen Positionen pro Bildspalte (41) eine, insbesondere genau eine, Position für das Stixel- und/oder Freiraumelement (30) ausgewählt wird, vorzugsweise mittels einer ordinalen Regression, wobei das Stixel- und/oder Freiraumelement (30) vorzugsweise nur mit der ausgewählten Position parametrisiert wird.

3. Verfahren (100) nach einem der vorhergehenden Ansprüche, **dadurch gekennzeichnet**, dass die Parametrisierung des jeweiligen Stixel- und/oder Freiraumelements (30) dadurch erfolgt, dass das jeweilige Stixel- und/oder Freiraumelement (30) zumindest durch einen untersten Punkt definiert wird, welchem vorzugsweise eine Tiefeninformation über eine Entfernung des durch das Stixel- und/oder Freiraumelement (30) repräsentierten Objekts zugewiesen wird, wobei für die Parametrisierung des jeweiligen Stixel- und/oder Freiraumelements (30) eine ordinale Regression durchgeführt wird, bevorzugt, um den untersten Punkt des Stixel- und/oder Freiraumelements (30) zu bestimmen.

4. Verfahren (100) nach einem der vorhergehenden Ansprüche, **dadurch gekennzeichnet**, dass das Modell (50) dadurch geeignet ist, das wenigstens eine bereitgestellte Bild (40) in den unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe (51) zu verarbeiten, dass eine Höhe der Bildspalten (41) im Wesentlichen bei der Verarbeitung des bereitgestellten Bildes (40) durch das Modell (50) beibehalten wird und/oder mehrere

mögliche Positionen des Stixel- und/oder Freiraumelements (30) in der jeweiligen Bildspalte (41) ermittelt und in der Ausgabe (52) zur Auswahl gestellt werden, wobei vorzugsweise eine Anzahl der möglichen Positionen, die durch das Modell (50) ermittelt und/oder ausgegeben werden, von der Auflösung des bereitgestellten Bildes (40) abhängig ist, wobei bevorzugt sich die unterschiedlichen Auflösungen hinsichtlich der Höhe der Bildspalten (41) unterscheiden, wobei besonders bevorzugt das Modell (50) geeignet ist, Bilder (40) in mindestens zehn oder mindestens 100 oder mindestens 1000 unterschiedlichen Auflösungen zu verarbeiten.

5. Verfahren (100) nach einem der vorhergehenden Ansprüche, **dadurch gekennzeichnet**, dass das Modell (50) als ein Maschinenlern-Modell (50) ausgeführt ist, welches im trainierten Zustand dazu ausgeführt ist, bei einer Anwendung auch bei unterschiedlichen Auflösungen der Eingabe (51) eine Vorhersage des Stixel- und/oder Freiraumelements (30) der jeweiligen Bildspalte (41) auszugeben, wobei der trainierte Zustand aus einem Training des Maschinenlern-Modells (50) resultiert, bei welchem Trainingsdaten für das Training mehrere der Bilder (40) in einer Auflösung umfassen, welche von den Auflösungen der Eingabe (51) bei der Anwendung abweicht.

6. Verfahren (100) nach einem der vorhergehenden Ansprüche, **dadurch gekennzeichnet**, dass auf Basis einer wenigstens teilautomatisierten Auswertung der erzeugten Umgebungsdarstellung (90) ein wenigstens teilautonomer Roboter (1), insbesondere ein Fahrzeug (1), gesteuert wird, vorzugsweise wenigstens teilautomatisiert und bevorzugt autonom gesteuert wird, wobei vorzugsweise die wenigstens eine Bilderfassungsvorrichtung (25) als eine Kamera des Roboters (1) ausgebildet ist und/oder der Roboter (1) mehrere Bilderfassungsvorrichtungen (25) aufweist, welche dazu ausgeführt sind, die Bilder (40) in unterschiedlicher Auflösung bereitzustellen.

7. Maschinenlern-Modell (50), welches dazu ausgeführt ist, ein in mehrere Bildspalten (41) unterteiltes Bild (40) in unterschiedlichen Auflösungen als Eingabe (51) zu verarbeiten, um mehrere mögliche Positionen pro Bildspalte (41) für ein jeweiliges Stixel- und/oder Freiraumelement (30) der Bildspalten (41) zu präzisieren, wobei das Bild (40) aus einer Aufzeichnung durch wenigstens eine Bilderfassungsvorrichtung (25) resultiert und wenigstens ein Objekt (60) und/oder einen befahrbaren Bereich (65) in einer Umgebung der wenigstens einen Bilderfassungsvorrichtung (25) darstellt, und wobei das jeweilige Stixel- und/oder Freiraumelement (30) dazu ausgeführt ist, das Objekt (60) und/oder den befahrbaren Bereich (65) zu repräsentieren.

8. Computerprogramm (20), umfassend Befehle, die bei der Ausführung des Computerprogramms (20) durch einen Computer (10) diesen veranlassen, das Verfahren (100) nach einem der Ansprüche 1 bis 6 auszuführen.

9. Vorrichtung (10) zur Datenverarbeitung, die eingerichtet ist, das Verfahren (100) nach einem der Ansprüche 1 bis 6 auszuführen.

10. Computerlesbares Speichermedium (15), umfassend Befehle, die bei der Ausführung durch einen Computer (10) diesen veranlassen, die Schritte des Verfahrens (100) nach einem der Ansprüche 1 bis 6 auszuführen.

Es folgen 7 Seiten Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen

Fig. 1

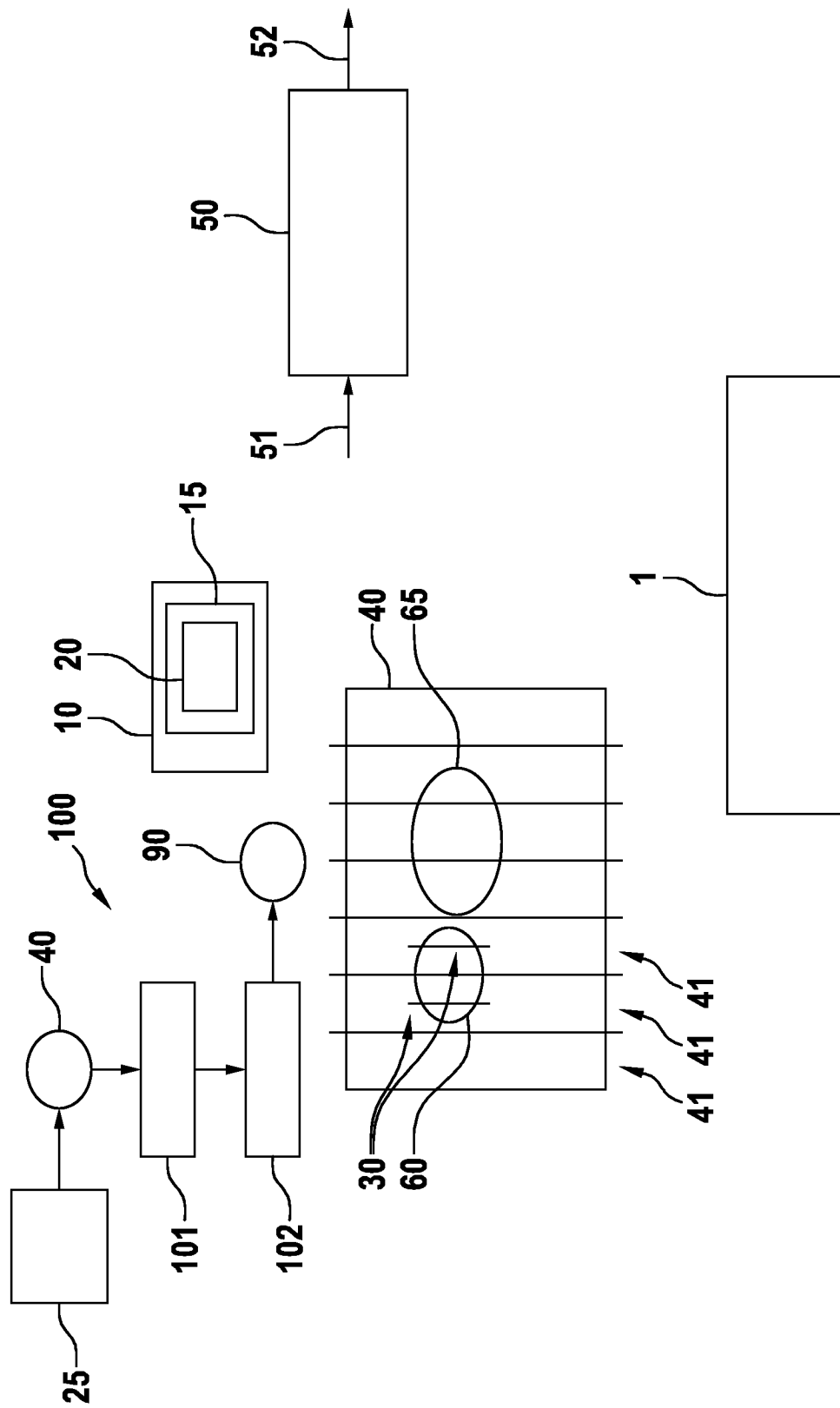


Fig. 2

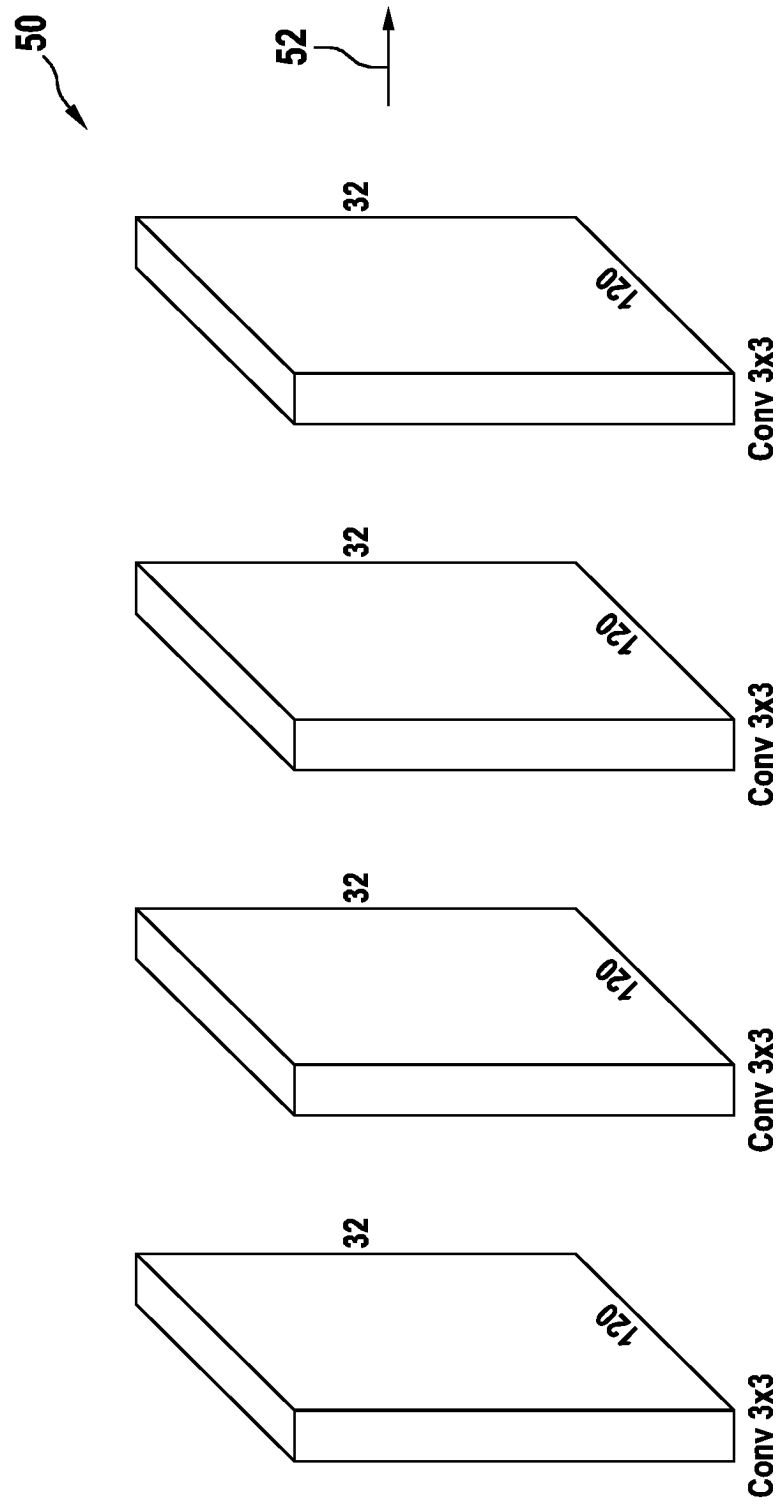


Fig. 3

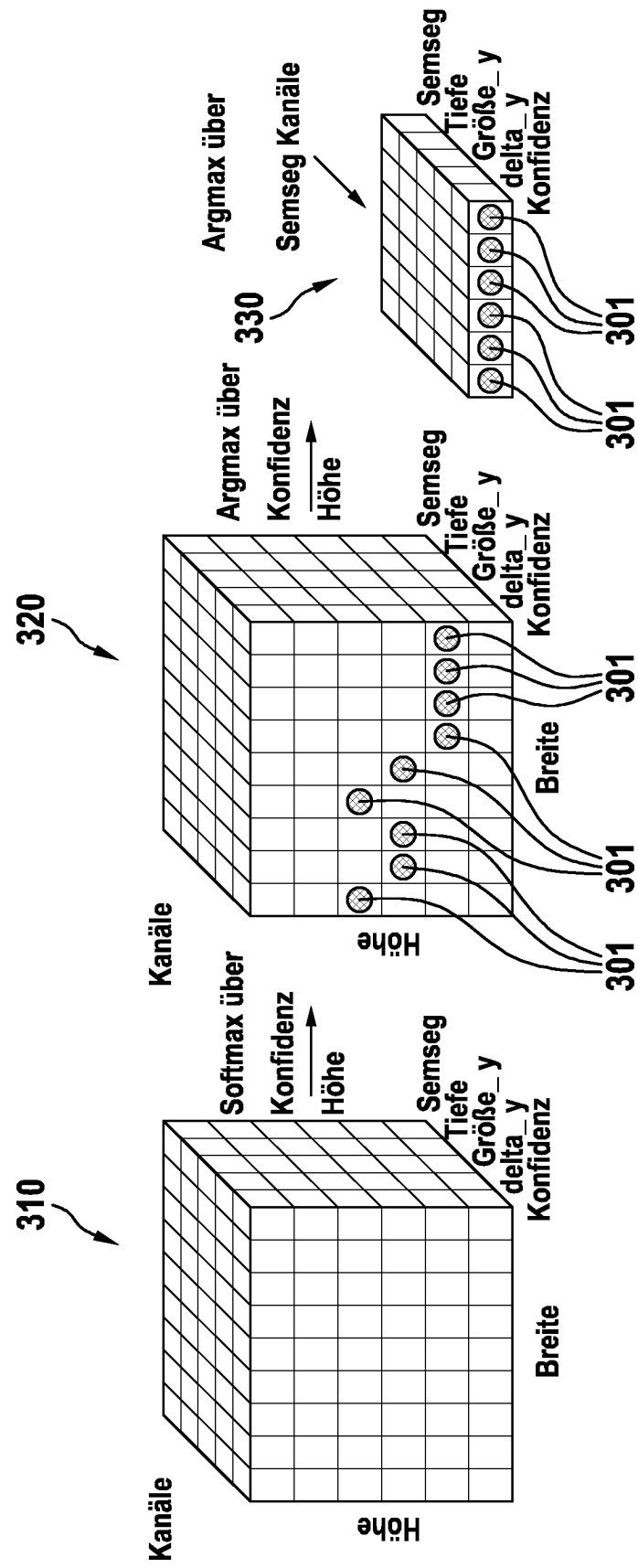


Fig. 4

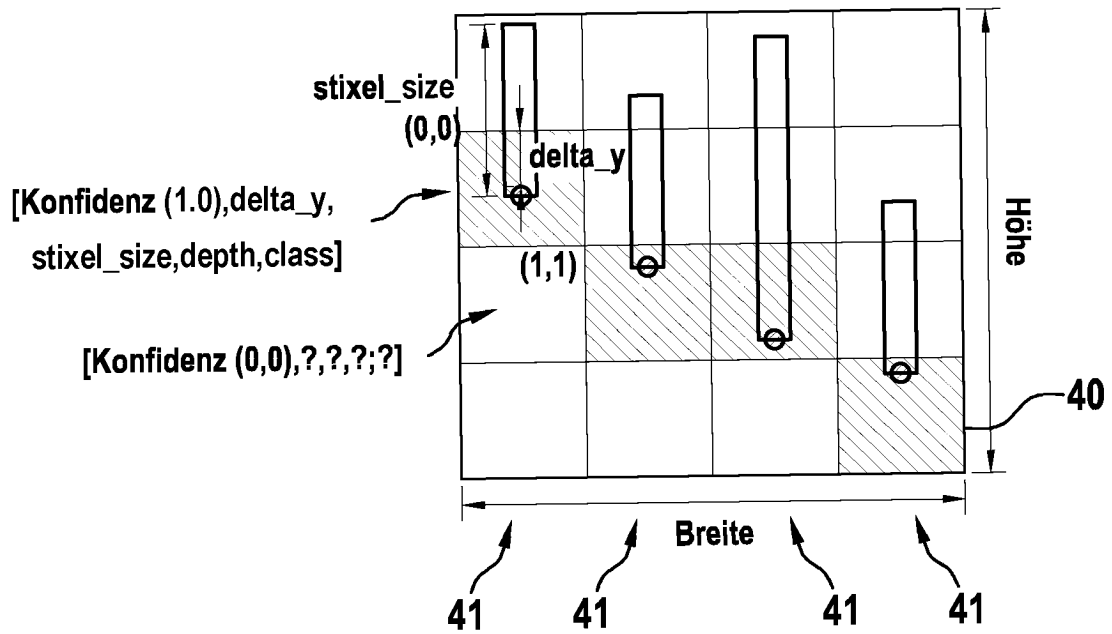


Fig. 5

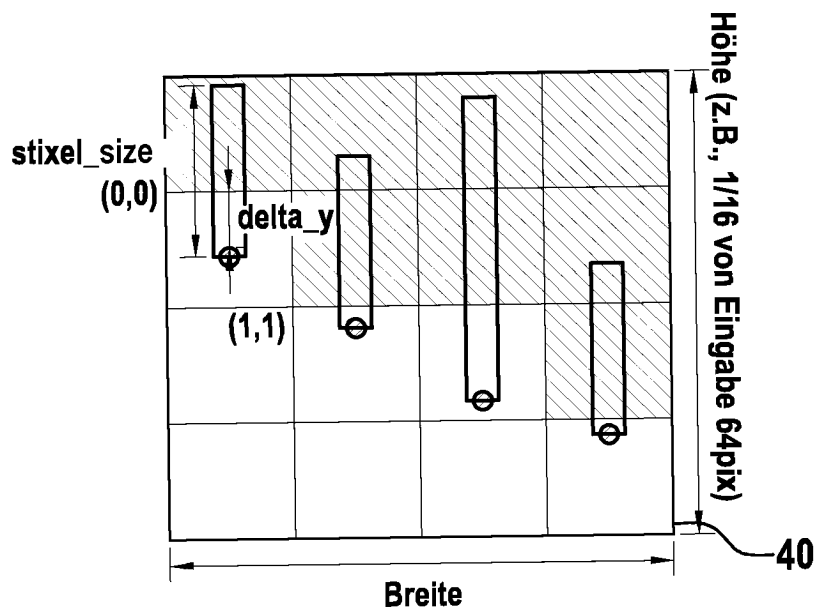


Fig. 6

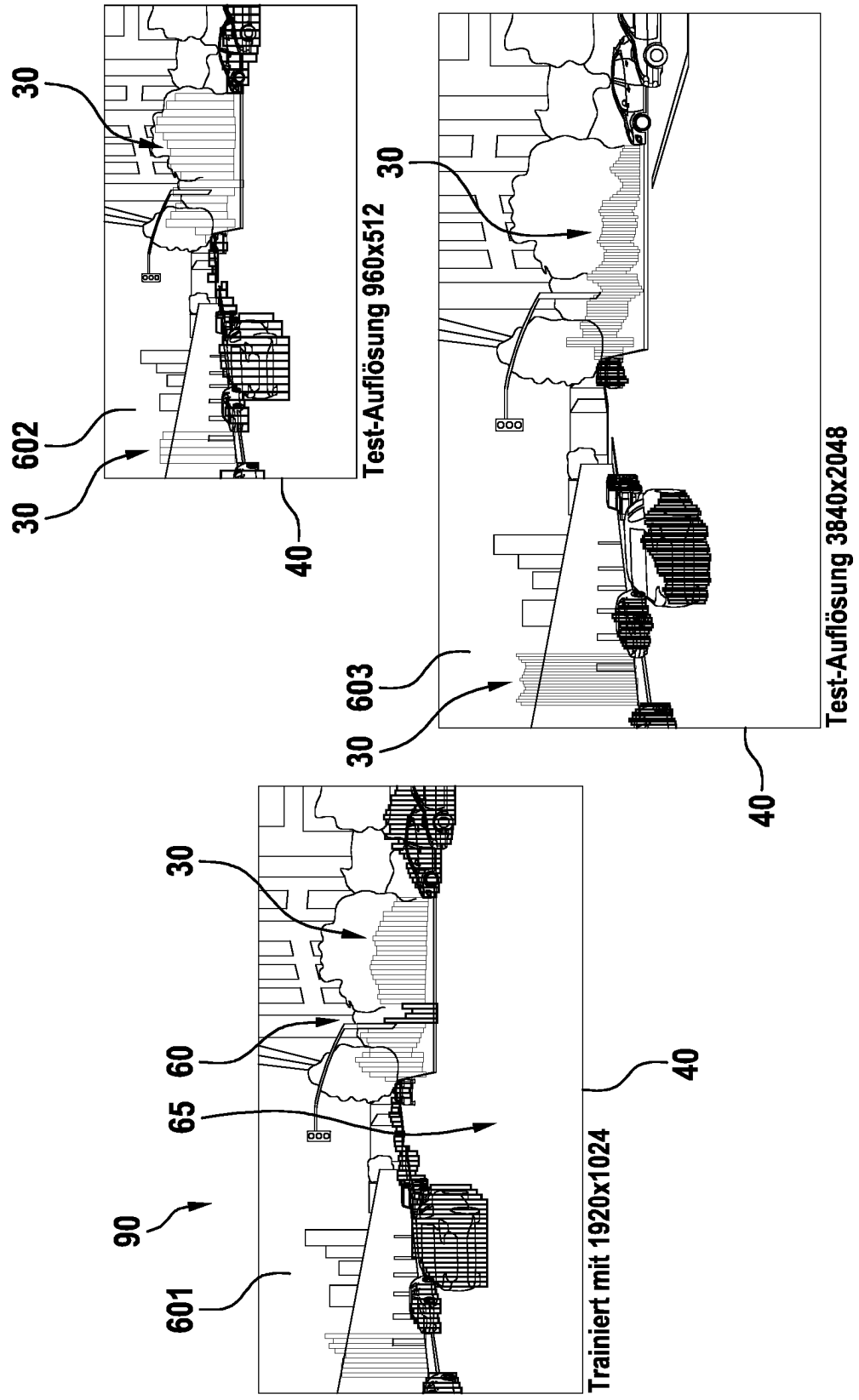


Fig. 7

30

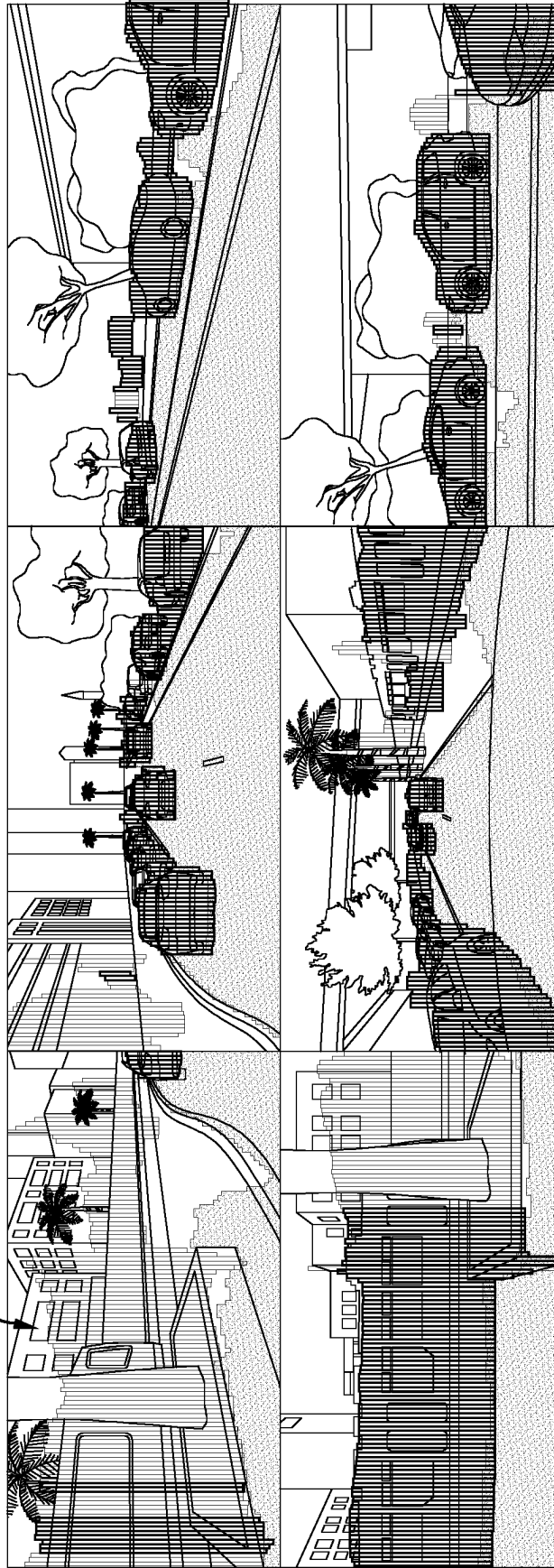


Fig. 8

