

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7707174号
(P7707174)

(45)発行日 令和7年7月14日(2025.7.14)

(24)登録日 令和7年7月4日(2025.7.4)

(51)国際特許分類

F I

G 0 6 T 7/00 (2017.01)

G 0 6 T 7/00 3 5 0 C

G 0 6 T 7/00 6 5 0 B

請求項の数 19 (全30頁)

(21)出願番号	特願2022-543814(P2022-543814)	(73)特許権者	522114173
(86)(22)出願日	令和2年9月22日(2020.9.22)		ヴァヤヴィジョン センシング リミテッド
(65)公表番号	特表2022-550487(P2022-550487 A)		イスラエル 6 0 3 7 6 0 4 オル イェ
(43)公表日	令和4年12月1日(2022.12.1)	(74)代理人	100103610
(86)国際出願番号	PCT/IL2020/051028		弁理士 ▲吉▼田 和彦
(87)国際公開番号	WO2021/053680	(74)代理人	100109070
(87)国際公開日	令和3年3月25日(2021.3.25)		弁理士 須田 洋之
審査請求日	令和5年9月6日(2023.9.6)	(74)代理人	100119013
(31)優先権主張番号	62/903,846		弁理士 山崎 一夫
(32)優先日	令和1年9月22日(2019.9.22)	(74)代理人	100067013
(33)優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		弁理士 大塚 文昭
前置審査		(74)代理人	100120525
			弁理士 近藤 直樹
		(74)代理人	100139712

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 知覚システムを訓練して確認する方法及びシステム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

コンピュータ実装方法であって、
第1のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第1の画像に変換するステップと、
前記第1の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別するステップと、
前記第1の画像の前記関心領域内の既知のオブジェクトの第1の検出及び分類を実行するステップと、
ニューラルネットワークを使用して、第2のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第2の画像に変換するステップと、
前記第2の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別するステップと、
前記第2の画像の前記関心領域内の既知のオブジェクトの第2の検出及び分類を実行するステップと、
前記第1のオブジェクト検出及び分類の結果と、前記第2のオブジェクト検出及び分類の結果とに基づいて、前記ニューラルネットワークの性能を確認するステップと、
を含み、
前記第1のセンサの組と前記第2のセンサの組は共通のシーンに曝され、前記第1のセンサの組は第2のセンサの組よりも高い解像度、広い範囲、又は広い視野を有することを

10

20

特徴とする方法。

【請求項 2】

前記第 1 の検出及び分類を受けた前記オブジェクトの第 1 のオブジェクト記述子を出力するステップと、

前記第 2 の検出及び分類を受けた前記オブジェクトの第 2 のオブジェクト記述子を出力するステップと、

をさらに含み、前記ニューラルネットワークの性能を確認するステップは、前記第 1 及び第 2 のオブジェクト記述子を比較するステップを含む、

請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記第 1 及び第 2 のオブジェクト記述子の各々はオブジェクトクラスを含む、

請求項 2 に記載の方法。

【請求項 4】

前記オブジェクトクラスは、少なくとも歩行者クラス及び車両クラスを含むオブジェクトクラスの組に属する、

請求項 3 に記載の方法。

【請求項 5】

前記第 1 及び第 2 のオブジェクト記述子の各々は、オブジェクトクラス及びサブクラスを含む、

請求項 2 に記載の方法。

【請求項 6】

前記第 1 の検出及び分類を受けた前記オブジェクトの第 1 の位置の指示を出力するステップと、

前記第 2 の検出及び分類を受けた前記オブジェクトの第 2 の位置の指示を出力するステップと、

をさらに含み、前記ニューラルネットワークの性能を確認するステップは、前記第 1 及び第 2 の位置の指示を比較するステップを含む、

請求項 1 から 5 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 7】

前記第 1 及び第 2 の位置の指示は境界ボックスを含む、

請求項 6 に記載の方法。

【請求項 8】

前記第 1 の検出及び分類、並びに前記第 2 の検出及び分類は、それぞれのニューラルネットワークによって実行される、

請求項 1 から 7 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 9】

前記第 1 のセンサは、少なくともライダーセンサ及び少なくとも非ライダーセンサを含む、

請求項 1 から 8 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 10】

前記第 1 のセンサの組からの前記信号を前記第 1 の画像に変換するステップは、前記ライダーセンサ及び非ライダーセンサからの前記信号に対して生データ融合を実行するステップを含む、

請求項 9 に記載の方法。

【請求項 11】

前記基準は、道路上に存在する前記不特定オブジェクトを含む、

請求項 1 から 10 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 12】

前記基準は、前記第 1 の検出及び分類又は前記第 2 の検出及び分類を受けるオブジェクトが全て所定の最低高さを上回る高さを有するように、前記所定の最低高さを上回る高さ

10

20

30

40

50

を有する前記不特定オブジェクトを含む、
請求項 1 から 1 1 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 1 3】

前記第 1 の検出及び分類を受ける前記オブジェクトは、前記第 1 の画像の前記関心領域内の前記不特定オブジェクトを全て含み、前記第 2 の検出及び分類を受ける前記オブジェクトは、前記第 2 の画像の前記関心領域内の前記不特定オブジェクトを全て含む、
請求項 1 から 1 2 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 1 4】

前記第 1 の画像を処理する前記ステップ及び前記第 2 の画像を処理する前記ステップは、教師なし処理を含む、
請求項 1 から 1 3 のいずれか 1 項に記載の方法。

10

【請求項 1 5】

前記第 1 の画像及び前記第 2 の画像は R G B D V 画像である、
請求項 1 から 1 4 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 1 6】

各不特定オブジェクトの前記高さを決定するために画素毎の高さマップを計算するステップをさらに含み、前記基準は、所定の最低高さを上回る前記不特定オブジェクトの前記高さを含み、
請求項 1 2 に記載の方法。

【請求項 1 7】

前記ニューラルネットワークは、ディープニューラルネットワーク (D N N) を含む、
請求項 1 から 1 6 のいずれか 1 項に記載の方法。

20

【請求項 1 8】

コンピュータ装置によって実装された時に請求項 1 から 1 7 のいずれか 1 項に記載の方法を前記コンピュータ装置に実行させるコンピュータ可読命令を含む、
ことを特徴とするコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 1 9】

知覚システムであって、
第 1 のセンサの組と、
第 2 のセンサの組と、
前記第 1 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 1 の画像に変換し、
前記第 1 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別し、

30

前記第 1 の画像の前記関心領域内の既知のオブジェクトの第 1 の検出及び分類を実行し、

ニューラルネットワークを使用して、前記第 2 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 2 の画像に変換し、

前記第 2 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別し、

前記第 2 の画像の前記関心領域内の既知のオブジェクトの第 2 の検出及び分類を実行し、

40

前記第 1 のオブジェクト検出及び分類の結果と、前記第 2 のオブジェクト検出及び分類の結果とに基づいて、前記ニューラルネットワークの性能を確認する、

ように構成されたコンピュータ装置と、
を備え、

前記第 1 のセンサの組と前記第 2 のセンサの組は共通のシーンに曝され、前記第 1 のセンサの組は第 2 のセンサの組よりも高い解像度、広い範囲、又は広い視野を有することを特徴とする知覚システム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

50

【 0 0 0 1 】

〔 関連出願との相互参照 〕

本出願は、2019年9月22日に出願された米国仮特許出願第62/903,846号の米国特許法第119条(e)に基づく利益を主張するものであり、この文献は引用により本明細書に組み入れられる。

【 0 0 0 2 】

本開示は、一般に自律運転などの文脈における知覚オブジェクトのためのシステムに関し、特にこのようなシステムを訓練して確認する方法及びシステムに関する。

【 背景技術 】

【 0 0 0 3 】

ディープニューラルネットワークの導入は、幅広い検出及び分類問題の処理能力を大きく進歩させた。このことは、自律運転などの文脈における道路上のオブジェクトの知覚にとりわけ有利である。しかしながら、自律運転シナリオにおけるニューラルネットワークの使用には制約がある。これらの制約は、遅延時間及び電力の形でもたらされ、計算の複雑性及び訓練セットのサイズに関する犠牲を払うことを必要とする。要するに、自律走行車では、高性能なディープニューラルネットワークを完全に実装するのに必要なリソースが利用不可能である。別の要因は、知覚ソフトウェアによって処理される入力を提供するセンサのコスト及び可用性であり、多くの場合、最も正確な読み取りを行うセンサは値段が高すぎて、一般向けに販売される自律走行車に実装することができない。

【 先行技術文献 】

【 特許文献 】

【 0 0 0 4 】

【 文献 】 米国特許第8,982,313号明細書

【 文献 】 米国特許第9,195,092号明細書

【 文献 】 米国特許第10,445,928号明細書

【 文献 】 米国特許第10,468,062号明細書

【 非特許文献 】

【 0 0 0 5 】

【 文献 】 Fossati他著、「コンピュータビジョンのための消費者深度カメラ (Consumer Depth Cameras for Computer Vision)」、Research Topics and Applications、2013

【 文献 】 P. Kim、H. Lim及びH. J. Kim著、「オブティカルフローに基づく、RGB-Dカメラを使用した6-DoF速度推定 (6-DoF velocity estimation using RGB-D camera based on optical flow)」、2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)、カリフォルニア州サンディエゴ、2014、pp. 4008-4013

【 文献 】 Pendleton他著、「自律走行車のための知覚、計画、制御及び調整 (Perception, Planning, Control, and Coordination for Autonomous Vehicle)」、Machines 2017、5(1)

【 文献 】 Grigorescu他著、「自律運転のための深層学習技術の調査 (Survey of Deep Learning Techniques for Autonomous Driving)」、Journal of Field Robotics、37巻、2020年4月3日発行、pp. 362-386

【 発明の概要 】

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 0 6 】

要約すれば、自律走行車は、高性能ニューラルネットワークに理想的に適した知覚問題に直面しているが、商業的に実現可能な製品ではこのようなニューラルネットワークをほ

10

20

30

40

50

とんど実装することができない。従って、利用可能な車載グレードのコンピュータハードウェア及び比較的経済的なセンサを使用してニューラルネットワークのいくつかの利点を生かすことが望ましい。

【課題を解決するための手段】

【0007】

第1の幅広い態様によれば、

- 深度情報を含む画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む画像内の関心領域を識別するステップと、
 - シーン内の既知のオブジェクトを検出して分類するように訓練されたニューラルネットワークを使用して、識別された関心領域を処理するステップと、
 - ニューラルネットワークによって検出され分類されたオブジェクトのオブジェクト記述子及び画像内における位置の指示を出力するステップと、
- を含むコンピュータ実装方法が提供される。

10

【0008】

別の幅広い態様によれば、コンピュータ可読命令を記憶するメモリと、入力/出力部と、メモリ及び入力/出力部に接続された処理エンティティとを備えた知覚システムが提供される。処理エンティティは、

- 入力/出力部を介して深度情報を含む画像を受け取り、
 - 画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む画像内の関心領域を識別し、
 - シーン内の既知のオブジェクトを検出して分類するように訓練されたニューラルネットワークを使用して、識別された関心領域を処理し、
 - 入力/出力部を介して、ニューラルネットワークによって検出され分類されたオブジェクトのオブジェクト記述子及び画像内における位置の指示を出力する、
- ためのコンピュータ可読命令を実行するように構成される。

20

【0009】

別の幅広い態様によれば、

- 同時に共通のシーンに曝された基準センサの組及び試験センサの組から第1の訓練信号及び第2の訓練信号をそれぞれ受け取るステップと、
 - 第1の訓練信号を処理してシーンに関連する基準深度情報を含む参照画像を取得するステップと、
 - 第2の訓練信号及び参照画像を使用して、試験センサの組からの後続の試験信号を推定深度情報を含む試験画像に変換するようにニューラルネットワークを訓練するステップと、
- を含むコンピュータ実装方法が提供される。

30

【0010】

別の幅広い態様によれば、

- 基準センサの組と、
 - 試験センサの組と、
 - 同時に共通のシーンに曝された基準センサの組及び試験センサの組から第1の訓練信号及び第2の訓練信号をそれぞれ受け取り、
 - 第1の訓練信号を処理してシーンに関連する基準深度情報を含む参照画像を取得し、
 - 第2の訓練信号及び参照画像を使用して、試験センサの組からの後続の試験信号を推定深度情報を含む試験画像に変換するようにニューラルネットワークを訓練する、
 - ように構成されたコンピュータ装置と、
- を備えた知覚システムが提供される。

40

【0011】

別の幅広い態様によれば、

- ニューラルネットワークパラメータセットによって特徴付けられるニューラルネットワークを使用して、試験センサの組から取得されたリアルタイム信号を深度情報を含む画

50

像に変換するステップと、

- リアルタイム信号及び／又は画像の、試験特徴特性である特徴特性を計算するステップと、
 - 試験特徴特性とニューラルネットワークパラメータセットに関連する基準特徴特性とを比較することに基づいて、ニューラルネットワークの性能を確認するステップと、
 - 確認の結果を示す信号を出力するステップと、
- を含むコンピュータ実装方法が提供される。

【 0 0 1 2 】

別の幅広い態様によれば、

- 試験センサの組と、
 - ニューラルネットワークパラメータセットによって特徴付けられるニューラルネットワークを使用して、試験センサの組から取得されたリアルタイム信号を深度情報を含む画像に変換し、
 - リアルタイム信号及び／又は画像の、試験特徴特性である特徴特性を計算し、
 - 試験特徴特性とニューラルネットワークパラメータセットに関連する基準特徴特性とを比較することに基づいて、ニューラルネットワークの性能を確認し、
 - 確認の結果を示す信号を出力する、
 - ように構成されたコンピュータ装置と、
- を備えた知覚システムが提供される。

【 0 0 1 3 】

別の幅広い態様によれば、

- 第 1 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 1 の画像に変換するステップと、
 - 第 1 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別するステップと、
 - 第 1 の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第 1 の検出及び分類を実行するステップと、
 - ニューラルネットワークを使用して、第 2 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 2 の画像に変換するステップと、
 - 第 2 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別するステップと、
 - 第 2 の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第 2 の検出及び分類を実行するステップと、
 - 第 1 のオブジェクト検出及び分類の結果と、第 2 のオブジェクト検出及び分類の結果とに基づいて、ニューラルネットワークの性能を確認するステップと、
- を含むコンピュータ実装方法が提供される。

【 0 0 1 4 】

別の幅広い態様によれば、

- 第 1 のセンサの組と、
- 第 2 のセンサの組と、
- 第 1 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 1 の画像に変換し、
- 第 1 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別し、
- 第 1 の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第 1 の検出及び分類を実行し、
- ニューラルネットワークを使用して、第 2 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 2 の画像に変換し、
- 第 2 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別し、
- 第 2 の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第 2 の検出及び分類を実行し、
- 第 1 のオブジェクト検出及び分類の結果と、第 2 のオブジェクト検出及び分類の結果

果とに基づいて、ニューラルネットワークの性能を確認する、

- ように構成されたコンピュータ装置と、

を備えた知覚システムが提供される。

【 0 0 1 5 】

以下、添付図面に関連してこれらの及びその他の態様を説明する。

【図面の簡単な説明】

【 0 0 1 6 】

【図 1】非限定的な実施形態による知覚システムのブロック図である。

【図 2】非限定的な実施形態による、図 1 の知覚システムの要素が実行できる方法のステップを示すフローチャートである。

【図 3 A】非限定的な実施形態による知覚システムのブロック図である。

【図 3 B】非限定的な実施形態による、図 3 A の知覚システムを訓練する訓練ユニットのブロック図である。

【図 4】非限定的な実施形態による、図 3 A 及び図 3 B のシステムの要素が実行できる方法のステップを示すフローチャートである。

【図 5】非限定的な実施形態による、図 3 A の知覚システムを訓練する訓練ユニットのブロック図である。

【図 6 A】非限定的な実施形態による、知覚システム及び確認ユニットのブロック図である。

【図 6 B】非限定的な実施形態による、図 6 A の確認ユニット、及び図 6 A の知覚システムを訓練する訓練ユニットのブロック図である。

【図 7】非限定的な実施形態による、図 6 A 及び図 6 B のシステムの要素が実行できる方法のステップを示すフローチャートである。

【図 8 A】非限定的な実施形態による、知覚システム及び確認ユニットのブロック図である。

【図 8 B】非限定的な実施形態による、図 8 A の確認ユニット、及び図 8 A の知覚システムを訓練する訓練ユニットのブロック図である。

【図 9】非限定的な実施形態による、2 つの知覚システム及び確認ユニットのブロック図である。

【図 1 0】非限定的な実施形態による、図 9 のシステムの要素が実行できる方法のステップを示すフローチャートである。

【図 1 1】本明細書で説明する様々な方法及びシステムを実装するために使用できるコンピュータ装置のブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【 0 0 1 7 】

図 1 に、特定の非限定的な実施形態による知覚システム 1 0 0 の例を示す。知覚システム 1 0 0 は、センサ信号 1 0 4 を生成する複数のセンサ 1 0 2 に動作可能に結合される。

【 0 0 1 8 】

センサ 1 0 2 は、(反射信号を分析し、ソースによって送信された信号と比較する) アクティブセンサ及び (目的を持って送信される信号が存在しない) パッシブセンサを含むことができる。アクティブセンサの例としては、いくつかの非限定的な可能性としてライダー、レーダー及びソナーを挙げることができる。ライダーは、有向ビームライダー及び / 又はフラッシュライダーを含むことができる。ライダーは、機械式 (例えば、回転式) ライダー及びソリッドステート式ライダーを含むことができる。ソリッドステート式ライダーは、引用により本明細書に組み入れられる米国特許第 8 , 9 8 2 , 3 1 3 号及び / 又は米国特許第 9 , 1 9 5 , 0 9 2 号に記載されるように、微小電気機械システム (MEMS) によって及び / 又は液晶位相格子 (LCPG) を使用して操縦されるビームを含むことができる。パッシブセンサの例としては、いくつかの可能性としてカメラ、マイク及び振動センサを挙げることができる。

【 0 0 1 9 】

10

20

30

40

50

いくつかの実施形態では、知覚システム 100 を、複数の機能ユニットを実装するコンピュータ装置として実装することができる。具体的には、機能ユニットは、生データ融合 (raw data fusion: RDF) ユニット 108 と、ファーストレベル検出 (first-level detection: FLD) ユニット 110 と、ニューラルネットワーク 112 とを含むことができる。

【0020】

RDF ユニット 108 は、様々なセンサから受け取られた複数の信号に対して生データ融合を実行することができる。とりわけ、RDF ユニット 108 は、センサ信号 104 を処理して画像信号 106 を生成するように構成される。いくつかの実施形態では、生データ融合が、一部が低解像度画像であることができるライダー画像、レーダー画像及びカメラ画像などの複数の画像から高解像度合成画像を生成することを伴うことができる。

10

【0021】

一般的に言えば、RDF ユニット 108 によって生成される画像信号 106 は、色情報及び深度情報の両方を符号化した画像を含むことができる。いくつかの特定の非限定的な実施形態では、深度情報を含む画像を RGBD 画像、すなわち各画素の色情報及び深度情報を含む画像とすることができる。いくつかの特定の非限定的な実施形態では、深度情報を含む画像を RGBDV 画像、すなわち各画素の色情報、深度情報及び速度 (又は動き) 情報を含む画像とすることができる。このような画像は「マップ」と呼ばれることもある。RGBDV は、3D オブジェクト情報を符号化するための効率的な方法であることができる。

20

【0022】

いくつかの実施形態では、RDF ユニット 108 が、深度情報を含む画像を生成するために、いくつかの非限定的な可能性としてアップサンプリング、ダウンサンプリング、内挿、投影、圧縮、解凍及び画像ワーピングのうちの 1 つ又は 2 つ以上などの画像処理技術をセンサ信号 104 に適用することができる。生データ融合の実装例は、例えば Vayavision Sensing 社に付与された米国特許第 10,445,928 号、及び Zoon社に付与された米国特許第 10,468,062 号などに記載されており、これらの文献はいずれも引用により本明細書に組み入れられる。他の実施形態では、RDF ユニット 108 がニューラルネットワークを実装することができる。さらに他の実施形態では、引用により本明細書に組み入れられる、Fossati 他、「コンピュータビジョンのための消費者深度カメラ (Consumer Depth Cameras for Computer Vision)」、Research Topics and Applications、2013 に記載されるように、センサ 102 が RDF ユニット 108 と一体化されて RGBD カメラになる。さらなる実施形態では、引用により本明細書に組み入れられる、P. Kim、H. Lim 及び H. J. Kim、「オブティカルフローに基づく、RGB-D カメラを使用した 6-DoF 速度推定 (6-DoF velocity estimation using RGB-D camera based on optical flow)」、2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)、カリフォルニア州サンディエゴ、2014、pp. 4008-4013 に記載されるように、RDF ユニット 108 が RGBD センサからの速度を推定するアルゴリズムを実行することができる。

30

40

【0023】

FLD ユニット 110 は、画像信号 106 を処理して、ニューラルネットワーク 112 に供給されるオブジェクト信号 114 を生成するように構成される。具体的には、FLD ユニット 110 は、深度情報を含む画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む画像内の関心領域 (ROI) を識別するように構成することができる。不特定オブジェクトは、検出されてはいるが認識又は分類されていないオブジェクトとすることができる。その後、このようなオブジェクトを含む ROI はオブジェクト信号 114 に符号化される。

50

【 0 0 2 4 】

従って、F L Dユニット 1 1 0 は、分類又はラベル付けを行う必要なく検出を行うように構成することができる。例えば、F L Dユニット 1 1 0 は、R G B D V 信号とすることができる画像信号を受け取る。F L Dユニット 1 1 0 は、R G B D V 信号又はマップ内の符号化された 3 D オブジェクト情報を使用して直接検出を適用することができる。この方法は、問題の物理的特性を取り込んでニューラルネットワーク 1 1 2 の計算エンジン内に供給する効率的な方法とすることができる。ある実施形態では、F L Dユニット 1 1 0 の検出動作を教師なしとすることができる。F L Dユニット 1 1 0 は、走行可能領域（例えば、道路）内の一定基準を満たすオブジェクトを検出するように構成される。この基準は、所定の最低高さを上回る高さを有するオブジェクトを含むことができる。F L Dユニット 1 1 0 は、その動作に基づいてそれまでに遭遇していないオブジェクトをそれまでに分類されていない条件下で検出するので、F L Dユニット 1 1 0 によって検出されたオブジェクトは「不特定」と呼ぶことができる。

10

【 0 0 2 5 】

F L Dユニット 1 1 0 は、受け取られた R G B D V 画像から画素毎の高さマップを計算するように構成される。高さマップは、R G B D V 画像と同じ X 及び Y 寸法を有する配列として表すことができ、ここでは特定の X 及び Y 位置に対応する要素の値がその画素の道路からの検出された高さを表す。高さマップ上の検出閾値は、走行路に影響を与え得るオブジェクトを識別する。高さマップの閾値は、コンピュータビジョン検出装置からのいずれかの適切なアルゴリズムを使用して閾値設定することができる。従って、安全に乗り越えられるほどの低いオブジェクトは走行路に影響を与えない。当然ながら、偽陽性の発生を抑えるために、より高度なオブジェクト検出アルゴリズムを使用することもできる。自律運転シナリオでは、異なる地上高に対応するように、検出閾値を動的なものとして、知覚システム 1 0 0 が取り付けられた車両の特徴に依存させることができる。また、推定オブジェクト体積などの他の基準を使用することもできる。

20

【 0 0 2 6 】

ニューラルネットワーク 1 1 2 は、オブジェクト信号 1 1 4 を処理して検出信号 1 1 6 及び分類信号 1 1 8 を生成するように構成される。例えば、ニューラルネットワーク 1 1 2 は、シーン内の既知のオブジェクトを検出して分類するように訓練されたパラメータ化機械学習モデルを使用して、オブジェクト信号 1 1 4 内で識別された R O I を処理するように構成することができる。図 1 に、ニューラルネットワーク 1 1 2 によって使用されるパラメータを 1 5 0 で示す。

30

【 0 0 2 7 】

検出信号 1 1 6 はオブジェクト記述子を含むことができ、分類信号 1 1 8 は、ニューラルネットワーク 1 1 2 によって検出され分類されたオブジェクトの画像内における位置の指示を含むことができる。オブジェクト記述子及び位置の指示は、ディスプレイ上に表示し、メモリに記憶し、及び / 又は例えば経路計画及び意思決定ユニットなどの他の機能ユニットに供給することができる。

【 0 0 2 8 】

この結果、ニューラルネットワーク 1 1 2 は、所定の最低高さよりも高いオブジェクトに対して検出及び分類動作を実行することができる。これによってニューラルネットワーク 1 1 2 の複雑性を低く保つことができる。例えば、ニューラルネットワークを畳み込みニューラルネットワーク (C N N) として実装する場合には、ラベル付けされた訓練データの考えられる変動数が暗黙的に減少するので、畳み込み層の数を少なく（例えば、1 つ又は 2 つに）保つことができる。例えば、教師ありニューラルネットワーク検出は大量のラベル付け（分類）された訓練データを必要とする。ラベル付けは、多様な異なる状況をカバーする必要がある。「車」とラベル付けするだけでは十分でない。異なるタイプの車を異なる視点から見て、異なるレベルのオクルージョンで異なる光及び天候条件下でラベル付けする必要がある。F L Dユニット 1 1 0 をニューラルネットワーク 1 1 2 への前駆段階として実装することにより、考えられる出力の母集団が狭くなる。例えば、大きいけ

40

50

れども薄いオブジェクトが地上に平らに置かれている場合、F L Dユニット110は、ニューラルネットワーク112に送信されるオブジェクト信号114内でこのオブジェクトを識別しないので、ニューラルネットワーク112はこのオブジェクトを検出又は分類する必要がない。

【0029】

ニューラルネットワーク112によって出力されるオブジェクト記述子は、オブジェクトクラス（例えば、車、トラック、人物、自転車、建物、植物など）又はサブクラス（例えば、「車」というクラスの場合、サブクラスは「自律走行車」又は「有人車」とすることができ、「人物」というクラスの場合、サブクラスは「止まっている」、「歩いている」、「走っている」などとすることができる）を含むことができる。当然ながら、他のクラス及びサブクラスの例も可能である。

10

【0030】

ニューラルネットワーク112によって出力されるオブジェクト記述子は、深度の指示（例えば、深度値）、体積の推定値、速度及び方向の推定値などを含むこともできる。

【0031】

ニューラルネットワーク112によって出力される所与の画像内の1又は2以上のオブジェクトの位置の指示は、画像内の境界ボックスを含むことができる。各境界ボックスは、オブジェクト記述子に関連する対応するオブジェクトを取り囲むことができる。境界ボックスは、例えば2D境界ボックス又は3D境界ボックスとすることができる。他の事例では、画像内の1又は2以上のオブジェクトの位置の指示が、シルエット、切り抜き又はセグメント形状の形態を取ることができる。

20

【0032】

オブジェクト記述子は、関連する境界ボックスと共に表示することも、或いは関連する境界ボックスと共にメモリに記憶することもできる。

【0033】

いくつかの事例では、F L Dユニット110によって識別された不特定オブジェクトが全てニューラルネットワーク112によって検出されて分類され、すなわちF L Dユニット110からのオブジェクト信号における全ての考えられるオブジェクトを認識するのに十分な訓練データが存在する。しかしながら、いくつかの事例では、F L Dユニット110によって検出された不特定オブジェクトが、ニューラルネットワーク112が分類できないオブジェクトを含む。この場合、ニューラルネットワーク112は、F L Dユニット110によって識別された1又は2以上のオブジェクトがニューラルネットワークによって分類されなかった旨を示す信号を出力することができる。この結果、知覚システム100に「フォールバック」が提供されることにより、たとえ道路上に存在して（高さ又はその他の基準によって）潜在的危険性を示すオブジェクトをニューラルネットワーク112が上手く分類できない場合でも、このようなオブジェクトが常に（すなわち、F L Dユニット110によって）識別されるようになる。

30

【0034】

ニューラルネットワーク112は、訓練段階中に訓練することができる。この訓練は、出力生成のためにデータ信号を順伝播（feed forward）した後に、勾配降下の最適化のために誤差を逆伝播（back propagation）することを伴うことができる。例えば、いくつかの実施形態では、参照画像内のオブジェクト及びオブジェクトクラスに関する参照画像の組及び参照データセットを使用することによってニューラルネットワーク112を訓練することができる。すなわち、ニューラルネットワーク112に複数の参照画像が供給されて「グラウンドトゥールズ」が提供される（すなわち、参照画像内にどのようなオブジェクト及びオブジェクトクラスが存在するか、並びにこれらが参照画像内のどこに現れているかが示される）ことにより、ニューラルネットワーク112は、F L Dユニット110によって供給された関心領域などの参照画像以外の画像内のこれらのオブジェクトを認識（すなわち、検出して分類）するように訓練される。訓練は、パラメータセット150への集束をもたらす。

40

50

【 0 0 3 5 】

自律走行車の文脈におけるオブジェクトクラス、境界ボックス、及びオブジェクト検出のためのニューラルネットワークの訓練に関するさらなる情報は、引用により本明細書に組み入れられる、Pendleton他、「自律走行車のための知覚、計画、制御及び調整 (Perception, Planning, Control, and Coordination for Autonomous Vehicle)」、Machine s 2 0 1 7、5 (1)、6に見出すことができる。

【 0 0 3 6 】

なお、F L Dユニット1 1 0は、不特定オブジェクト又は予想外のオブジェクト、すなわちニューラルネットワーク1 1 2の訓練セット外のオブジェクトを検出できるようにするための訓練を必要としないと理解されたい。これによってニューラルネットワーク1 1 2のための訓練セットを減少できるとともに、リアルタイムでの動作時におけるニューラルネットワーク1 1 2の計算効率を高めることができる。

10

【 0 0 3 7 】

訓練中における直接検出の使用はラベル付けを自動化する方法であり、ニューラルネットワーク1 1 2の製造容易性及びリアルタイムユーザビリティに寄与することができる。

【 0 0 3 8 】

なお、ニューラルネットワーク1 1 2を畳み込みニューラルネットワーク (C N N) として実装する場合には、F L Dユニット1 1 0を導入することで、画像の特定の部分に (すなわち、R O I 内に) 学習を集中させることによって、C N N 内の畳み込み層 (すなわち、ディープニューラルネットワーク (D N N) の「深度」) の数が減少する。ファーストレベルのレベル検出を提供する効果を調べる別の方法は、オブジェクトが存在するというデフォルト分類を提供することに関する。ニューラルネットワーク1 1 2は、分類を車及び歩行者などに精緻化することができるが、できない場合にはデフォルトの存在分類が極めて重要な安全策を提供する。このことは、全ての考えられるオブジェクト及びイベントのラベルを有する完全な訓練セットが存在しない場合に、操縦中及び起動中、又は新たな運転シナリオの導入中に特に重要となり得る。

20

【 0 0 3 9 】

従って、コンピュータ可読命令を記憶するメモリと、入力 / 出力部と、メモリ及び入力 / 出力部に接続された処理エンティティとを含む知覚システムを提供した。図 2 を参照すると、このような処理エンティティは、入力 / 出力部を介して深度情報を含む画像を受け取り (2 0 2)、画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む画像内の関心領域を識別し (2 0 4)、シーン内の既知のオブジェクトを検出して分類するように訓練されたニューラルネットワークを使用して、識別された関心領域を処理し (2 0 6)、入力 / 出力部を介して、ニューラルネットワークによって検出され分類されたオブジェクトのオブジェクト記述子及び画像内における位置の指示を出力する (2 0 8) ためのコンピュータ可読命令を実行するように構成される。

30

【 0 0 4 0 】

本開示は、知覚システム1 0 0の変種も対象とする。次に、図 3 A 及び図 3 B を参照しながら、特定の非限定的な実施形態による知覚システム例 3 0 0、及び知覚システム3 0 0を訓練するための訓練ユニット例 3 1 6 について説明する。

40

【 0 0 4 1 】

具体的には、図 3 A を参照すると、知覚システム3 0 0は、生産センサ (p r o d u c t i o n s e n s o r s) 3 0 4 の組から試験信号3 2 0を受け取るように構成される。図 3 B を参照すると、訓練システム3 1 6は、基準センサ3 0 2 の組から第 1 の訓練信号3 0 8を受け取るように構成されるとともに、生産センサ3 0 4 から第 2 の訓練信号3 1 0を受け取るようにも構成される。なお、生産センサ3 0 4は試験信号3 2 0及び第 2 の訓練信号3 1 0の両方を送信するが、これらの違いは、生産センサ3 0 4によって出力される信号が訓練段階中には「第 2 の訓練信号」3 1 0と呼ばれ、リアルタイムシナリオ中には「試験信号」3 2 0と呼ばれる点である。

50

【 0 0 4 2 】

基準センサ 3 0 2 は、広範囲にわたる運転シナリオをカバーする正確な R G B D V 画像を生成できる高品質センサであることができるのに対し、生産センサ 3 0 4 は、商業製品又はリアルタイム環境での使用に適した低コストセンサであることができる。従って、基準センサ 3 0 2 は「グラウンドトゥルースセンサ」と呼ばれることもあり、生産センサ 3 0 4 は「大量生産（H M V）センサ」又は「試験センサ」と呼ばれることもある。ライダーの場合、例えば基準センサとして使用されるライダーセンサは、このライダーセンサの生産バージョンよりも高い解像度、広い視野、高い精度、良好な S N R、広い範囲、高い感度及び／又は高い電力消費を有することができる。具体例を挙げると、基準センサ 3 0 2 の組は、0 . 1 ° の角度分解能及び 2 0 0 m の範囲を有する 3 6 0 ° の視野をカバーするライダーを含むのに対し、生産センサ 3 0 4 の組は、0 . 5 ° の角度分解能及び 1 0 0 m の範囲を有する 1 2 0 ° の視野をカバーするライダーと、2 ° の角度分解能及び 2 0 0 m の範囲を有する 1 2 0 ° の視野をカバーするレーダーとを含むことができる。

10

【 0 0 4 3 】

従って、生産センサ 3 0 4 の組は基準センサ 3 0 2 の組と異なることができる。具体的には、生産センサ 3 0 4 及び基準センサ 3 0 2 は異なるタイプのものであることができる。他の事例では、生産センサ 3 0 4 の組が基準センサ 3 0 2 の組のサブセットであり、すなわち基準センサ 3 0 2 の組は、生産センサ 3 0 4 の組内に存在しないセンサを含むことができ、逆もまた同様である。

【 0 0 4 4 】

基準センサ 3 0 2 の組及び／又は生産センサ 3 0 4 の組は、1 又は 2 以上のライダーセンサなどのセンサと、レーダーセンサ、カメラ及び／又はアコースティックセンサ（例えば、ソナー）などの 1 又は 2 以上の非ライダーセンサとの様々な組み合わせを含むことができる。ライダーの存在は、陸上車両、水中車両又は空中車両などの車両に生産センサ 3 0 4 を取り付けべき用途に特に適することができる。

20

【 0 0 4 5 】

図 3 B を参照すると、訓練ユニット 3 1 6 は、訓練段階中に知覚システム 3 0 0 を訓練するために使用される。具体的には、訓練ユニット 3 1 6 は、基準センサ 3 0 2 から第 1 の訓練信号 3 0 8 を受け取り、これら进行处理してシーンに関連する基準深度情報を含む参照画像 3 1 2 を取得する。この目的のために、訓練ユニット 3 1 6 は、上記で知覚システム 1 0 0 の文脈で説明した R D F ユニット 1 0 8 と同様又は同一のものとすることができる生データ融合（R D F）ユニット 3 1 4 を実装することができる。従って、ここでは R D F ユニット 3 1 4 の詳細な説明は不要である。

30

【 0 0 4 6 】

訓練ユニット 3 1 6 は、（ i ） R D F ユニット 3 1 4 から受け取られた参照画像 3 1 2 、及び（ i i ）生産センサ 3 0 4 から受け取られた第 2 の訓練信号 3 1 0 を処理して、リアルタイムシナリオ（図 3 A を参照）中に知覚システム 3 0 0 のニューラルネットワーク 3 1 8 によって使用されるパラメータセット 3 4 0 を生成するように構成される。

【 0 0 4 7 】

具体的には、ニューラルネットワーク 3 1 8 は、訓練段階後のリアルタイムシナリオ中に、訓練段階中に決定されたパラメータ 3 4 0 に基づいて、生産センサ 3 0 4 から受け取られた試験信号 3 2 0 を試験画像 3 2 2 に変換するように構成される。いくつかの実施形態では、試験画像 3 2 2 を R G B D 画像、すなわち各画素の色情報及び深度情報を含む画像とすることができるのに対し、他の実施形態では、試験画像 3 2 2 を R G B D V 画像、すなわち各画素の色情報、深度情報及び速度情報を含む画像とすることができる。

40

【 0 0 4 8 】

一般に、パラメータ 3 4 0 は、試験信号 3 2 0 から深度及び／又は速度情報を含む試験画像 3 2 2 への変換時にニューラルネットワーク 3 1 8 によって使用されるいずれかの可変量を表すことができる。1 つの実施形態では、これらのパラメータが、試験画像 3 2 2 の生成時に各生産センサ 3 0 4 に異なる相対的重要度を帰属させる重みを含む。他の実施

50

形態では、これらのパラメータが、ニューラルネットワーク支援によるデータ融合をもたらすように、試験信号 320 の異なる非線形関数に適用される重み及びバイアス値を含む。

【0049】

特定の非限定的な実施形態では、ニューラルネットワーク 318 が畳み込みニューラルネットワーク (CNN) である。CNN は、重みベクトル $q = [W; b]$ によってパラメータ化され、ここでの W はニューラル間接続を規定する一連の重みであり、 b は一連のニューロンバイアス値である。一連の重み W は、訓練中に学習される係数を有する画像フィルタとして体系化される。CNN 内の畳み込み層は、画像画素の局所的空間相関を活用して、判別画像特徴 (discriminant image features) を取り込む並進不変の畳み込みフィルタ (translation-invariant convolution filters) を学習する。畳み込みニューラルネットワーク (CNN)、回帰型ニューラルネットワーク (RNN) 及び深層強化学習 (DRL) の実装に関するさらなる情報については、引用により本明細書に組み入れられる、Grigore scu 他、「自律運転のための深層学習技術の調査 (Survey of Deep Learning Techniques for Autonomous Driving)」、Journal of Field Robotics、37 巻、2020 年 4 月 3 日発行、pp. 362 - 386 に見出すことができる。

10

【0050】

いくつかの実施形態では、ニューラルネットワーク 318 が単一のパラメータセット 340 に関連付けられるのに対し、他の実施形態では、例えば周辺光レベル及び天候条件などの要因に基づいて、ニューラルネットワーク 318 を異なる条件のための複数のパラメータセット 340 に関連付けることができる。

20

【0051】

知覚システム 300 の説明を続けると、試験画像 322 は、上記で知覚システム 100 の文脈で説明した FLD ユニット 110 と同様又は同一のもので行うことができるファーストレベル検出 (FLD) ユニット 324 に提供される。従って、FLD ユニット 324 のさらなる説明は不要である。あえて言えば、FLD ユニット 324 は、深度情報を含む試験画像 322 を処理して、一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む画像内の関心領域 (ROI) を識別するように構成することができる。従って、識別されたオブジェクトはオブジェクト信号 326 によって示され、FLD ユニット 324 によってニューラルネットワーク 338 に供給される。知覚システム 300 内には 2 つのニューラルネットワークが存在するため、ニューラルネットワーク 318 は「第 1 のニューラルネットワーク」と呼ばれ、ニューラルネットワーク 338 は「第 2 のニューラルネットワーク」と呼ばれる。

30

【0052】

第 2 のニューラルネットワーク 338 は、FLD ユニット 324 からオブジェクト信号 326 を受け取るとともに、第 1 のニューラルネットワーク 318 から試験画像 322 を受け取る。第 2 のニューラルネットワーク 338 は、試験画像 322 に基づいてオブジェクト信号 326 を処理して検出信号 330 及び分類信号 332 を生成するように構成される。第 2 のニューラルネットワーク 338 は、図 1 に関連して上述したニューラルネットワーク 112 と同様又は同一のもので行うことができる。本実施形態では、第 2 のニューラルネットワーク 338 が、シーン内の既知のオブジェクトを検出して分類するために、オブジェクト信号 326 において識別された ROI を訓練段階中に取得された第 2 のパラメータセット 350 に基づいて処理するように構成される。

40

【0053】

検出信号 330 はオブジェクト記述子を含むことができ、分類信号 332 は、第 2 のニューラルネットワーク 338 によって検出され分類されたオブジェクトの試験画像 322 内における位置の指示を含むことができる。オブジェクト記述子及び位置の指示は、ディスプレイ上に表示し、メモリに記憶し、及び / 又は例えば経路計画及び意思決定ユニットなどの他の機能ユニットに供給することができる。

50

【 0 0 5 4 】

本実施形態の1つの動機は、(基準センサ302の使用を通じて得られるような)センサ精度の必要性和、大量生産センサ(すなわち、生産センサ304)を使用することによる経済的解決策の必要性和との間の対立を解決することである。この動機は、(基準センサ302からの第1の訓練信号308が存在しない場合に)生産センサ304からの将来的な試験信号320を処理する際の挙動が、基準センサ302からの第1の訓練信号308の存在下で試験信号320と同様の第2の訓練信号310が処理された時のその過去の挙動に近づくように知覚システム300を訓練することによって達成することができる。具体的には、この訓練は、訓練段階中に訓練ユニット316が第1のニューラルネットワーク318を訓練することを含む。

10

【 0 0 5 5 】

具体的には、図3Bを参照すると、基準センサ302及び生産センサ304は、訓練段階中に共通のシーンに曝される。従って、参照画像312は、そのシーンに関連する基準深度情報を含む。参照画像312に含まれる基準深度及び速度情報は、高品質センサから取得され正確であることが分かっているので、シーン内の様々なオブジェクトの「グラウンドトゥールス」と呼ぶことができる。

【 0 0 5 6 】

グラウンドトゥールスは自動的に勝手に生成されるので、しばしばディープニューラルネットワークに必要とされるような複雑な大量のラベル付け作業は不要である。むしろ、本実施形態では、教師なし学習の使い勝手の良さという利点を教師あり学習の精度及び高性能と組み合わせる。この実施形態が従来のスキームと異なる第2の点は、学習が全ての画像内に存在する測定可能な物理量(距離又は速度)のものであり、従って適度な数の参照画像から学習できる点である。このことは、「道路を渡っている歩行者」などの分類を学習することとは対照的であり、従って多くのものの出現確率がかなり低い多岐にわたるシナリオが訓練セット(ラベル付きセット)に含まれる必要がない。最後に、グラウンドトゥールスを含む参照画像312がリアルタイムで生成される必要がない。この動作は低周波動作であり、安全性の影響がなく、従って従来利用可能な量の計算能力で行うことができる。

20

【 0 0 5 7 】

訓練ユニット316のRDFユニット314は、参照画像312を生成する。また、訓練ユニット316は、同じシーンを基準センサ302と同時に検知している生産センサ304から第2の訓練信号310を受け取る。訓練ユニット316は、第1のニューラルネットワーク318と同じ構造を有する「内部ニューラルネットワーク」316Aを実装するように構成される。従って、内部ニューラルネットワーク316Aは、ニューラルネットワークパラメータ(以下、「内部パラメータ」と呼ぶ)セットに基づいて第2の試験信号310を画像(以下、「内部画像」と呼ぶ)に変換するように構成される。なお、内部ニューラルネットワーク316A及び第1のニューラルネットワーク318は異なるニューラルネットワークである必要はなく、むしろソフトウェアコードの同じブロックに対応することができ、訓練段階中には内部ニューラルネットワーク316Aと呼ばれ、リアルタイム使用中には第1のニューラルネットワーク318と呼ばれると理解されたい。

30

40

【 0 0 5 8 】

ある実施形態では、訓練ユニット316が、(グラウンドトゥールス深度情報を含む)参照画像312と(第2の訓練信号310から生成された)内部画像との間の誤差などの誤差を最小化するように内部ニューラルネットワーク316Aの内部パラメータを繰り返し変更するアルゴリズムブロック316Bを実装する。この誤差は、画素値間の最小平均二乗誤差などの様々な基準に基づいて測定することができる。

【 0 0 5 9 】

アルゴリズムブロック316Bが内部パラメータセットに集束すると、内部ニューラルネットワーク316Aは訓練が済んだとみなされ、これらの内部パラメータはパラメータ340になって第1のニューラルネットワーク318に提供される。これ以降、第1の二

50

ニューラルネットワーク 318 によって生成された試験画像 322 に含まれる推定深度及び／又は速度情報は、生産センサ 304 自体は基準センサ 302 ほど正確ではないという事実にもかかわらず精度が改善されたものになることができる。推定深度及び／又は速度情報が対応するグラウンドトゥルス値に一致する程度は、訓練データの膨大性、多様性及び品質、並びにニューラルネットワークの複雑さ及び精巧さに依存する。

【0060】

第1のニューラルネットワーク 318 は、第2の訓練信号 310 の一部又は全部を使用して試験画像 322 の精度をさらに改善するコンピュータビジョンアルゴリズムを実装することもできる。例えば、知覚システム 300 が車両に実装される場合、第1のニューラルネットワーク 318 は、車の自発運動（エゴモーション）を計算するコンピュータビジョンアルゴリズムを含むことができる。パッシブセンサ（カメラ）信号における動きを検出し、或いは（例えば、ライダーからの）アクティブ計測値と推定深度及び／又は速度情報との間の関連性を強化するために、他のコンピュータビジョンアルゴリズムを特異的に使用することもできる。これにより、パラメータ 340 を決定するために使用されるアルゴリズムブロック 316 B の集束を早めることができる。

10

【0061】

従って、訓練段階中に（高性能基準センサ 302 を使用して）第1のニューラルネットワークユニット 318 のパラメータ 340 が決定されると、これらを生産センサ 304 と共に使用してリアルタイムシナリオにおいて RGBDV 画像を推定又は推測することができる。従って、生産センサ 304、及び推測に必要な処理能力と大量生産とのコスト的両立性を高める一方で、より安全な自律運転を可能にすることができる高精度を達成することもできる。

20

【0062】

従って、基準センサ 302 の組と、試験センサ 304 の組と、訓練ユニット 316 と、知覚システム 300 とを含むシステムを提供した。訓練ユニット 316 及び知覚システム 300 は、単一のコンピュータ装置に実装することができる。図4を参照すると、このようなコンピュータ装置は、同時に共通のシーンに曝された基準センサの組及び試験センサの組から第1の訓練信号及び第2の訓練信号をそれぞれ受け取り（402）、第1の訓練信号を処理してシーンに関連する基準深度情報を含む参照画像を取得し（404）、第2の訓練信号及び参照画像を使用して試験センサの組からの後続の試験信号を推定深度情報を含む試験画像に変換するようにニューラルネットワークを訓練する（406）ように構成することができる。

30

【0063】

いくつかの実施形態では、訓練ユニット 316 を、第2のニューラルネットワーク 338 のパラメータセット 350 を計算するように適合させることができる。従って、図5に知覚システム 300 を訓練するための訓練ユニット例 516 を示す。訓練ユニット 516 は、追加要素又は追加機能を含むことを除いて訓練ユニット 316 と同様である。具体的には、訓練ユニット 516 は、第2のパラメータセット 350 を計算して知覚システム 300 の第2のニューラルネットワーク 338 に送信するように構成される。訓練ユニット 516 は、第2のパラメータセット 350 を計算するために、内部ファーストレベル検出（FLD）ユニット 516 C を使用して参照画像 312 を処理して内部オブジェクト信号 516 D を生成するように構成される。特に、内部 FLD ユニット 516 C は、受け取った画像のうちの所与の画像（この事例では、参照画像 312）を処理して一定基準を満たす（例えば、道路からの最低高さを有する）不特定オブジェクトを含む画像内の関心領域（ROI）を識別するという点で FLD ユニット 324 と同一であることができる。

40

【0064】

内部オブジェクト信号 516 D は、第2のニューラルネットワーク 338 と同じ構造を有する第2の内部ニューラルネットワーク 516 E によって処理される。従って、第2の内部ニューラルネットワーク 516 E は、内部オブジェクト信号 516 D において識別された ROI を内部パラメータセットに基づいて処理して、シーン内の既知のオブジェクト

50

を検出して分類するように構成される。第 2 の内部ニューラルネットワーク 5 1 6 E 及び第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 は異なるニューラルネットワークである必要はなく、むしろソフトウェアコードの同じブロックに対応することができ、訓練中には第 2 の内部ニューラルネットワーク 5 1 6 E と呼ばれ、リアルタイム使用中には第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 と呼ばれると理解されたい。

【 0 0 6 5 】

ある実施形態では、訓練ユニット 5 1 6 が、内部ニューラルネットワーク 5 1 6 E によって生成された検出分類結果と、監視入力 5 1 6 G によって提供されたグラウンドトゥールス検出及び分類情報との間の誤差などの誤差を最小化するように内部ニューラルネットワーク 5 1 6 E の内部パラメータを繰り返し変更するアルゴリズムブロック 5 1 6 F を実装する。この誤差は、偽陽性比率又は偽陰性比率などの様々な基準に基づいて測定することができる。

10

【 0 0 6 6 】

アルゴリズムブロック 5 1 6 F が内部パラメータセットに集束すると、内部ニューラルネットワーク 5 1 6 E は訓練が済んだとみなされ、これらの内部パラメータは第 2 のパラメータセット 3 5 0 になって第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 に提供される。これ以降、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 によって生成された検出信号 3 3 0 及び分類信号 3 3 2 に含まれる分類及び位置情報は、生産センサ 3 0 4 自体は基準センサ 3 0 2 ほど信頼度が高くないという事実にもかかわらず信頼できるものとみなすことができる。分類及び位置情報が対応するグラウンドトゥールス値に一致する程度は、訓練データの膨大性、多様性及び品質、並びにニューラルネットワークの複雑さ及び精巧さに依存する。

20

【 0 0 6 7 】

いくつかの実施形態では、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 が単一の第 2 のパラメータセット 3 5 0 に関連付けられるのに対し、他の実施形態では、例えば周辺光レベル及び天候条件などの要因に基づいて、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 を異なる条件のための複数の第 2 のパラメータセット 3 5 0 に関連付けることができる。

【 0 0 6 8 】

これらの内部作業は複雑であり、ニューラルネットワークがどのように決定に至ったかを説明するのは困難な場合があるので、当業者であれば、しばしばニューラルネットワークは「ブラックボックス」とみなされると理解するであろう。生産システム、特に安全を重視すべき生産システムにとってはこのことが不満足となり得る。むしろ、安全を重視すべき生産システム内のモジュールは、その正常性について報告を行い、或いは変化する条件に自機を適合させることができるべきである。具体的には、画像生成レベルであるか、それともオブジェクト検出及び分類レベルであるかにかかわらず、（知覚システム 3 0 0 などの）知覚システムが有効な結果を生じているかどうかを判定できるべきである。この問題に目を向ける 1 つの方法は、訓練に使用される参照データを検討し、推測のために現在所与のニューラルネットワークに供給されている試験データと使用された参照データとの類似度を決定することである。大きな違いがある場合、このニューラルネットワークに関連するパラメータは信頼できないものとなり得る。このことはニューラルネットワークの結果が低信頼度であることを示し、従って警告を通知するか又は異なるパラメータセットを選択することができる。

30

40

【 0 0 6 9 】

従って、図 6 A 及び図 6 B を参照すると、知覚システム 3 0 0 の性能を確認するための確認システム 6 0 2 が提供されている。

【 0 0 7 0 】

なお、知覚システム 3 0 0 では、生産センサ 3 0 4 の組から取得されたリアルタイム信号 3 2 0 を深度及び / 又は速度情報を含む試験画像 3 2 2（例えば、RGBDV 画像又はマップ）に変換するために第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 が使用される。従って、第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 は依然としてパラメータセットによって特徴付けられるが、この実施形態ではこれらのパラメータが 6 4 0 * として示され、確認ユニット 6 0

50

2によって提供される。換言すれば、確認ユニット602は、リアルタイムシナリオで使用する、第1のニューラルネットワーク318に提供すべきパラメータセット640*を決定する。この決定は様々な要因に基づくことができる。

【0071】

具体的に図6Bを参照しながら訓練段階について考察する。訓練段階中、アルゴリズムブロック316Bは、(知覚システム300の第1のニューラルネットワーク318に対応する)内部ニューラルネットワーク316Aを訓練している時にアルゴリズムブロック316Bがパラメータセット604jを生成する際の支配的な環境条件(例えば、光、天候、動き、地形など)を特徴付ける「特徴特性(feature characteristics)」セット604jを計算して追跡する。

10

【0072】

特徴特性セット604jは、訓練段階中に生産センサ304から受け取られた第2の訓練信号310を処理することによって、及び/又は訓練段階中に内部ニューラルネットワーク316Aによって生成された内部画像を処理することによって決定することができる。いくつかの実施形態では、特徴特性を、場合によっては後処理後に第2の訓練信号310及び/又は内部画像から導出される平均値、標準偏差、最大値又はその他の統計値などの統計的性質のものとして行うことができる。特徴特性の例としては、いくつかの非限定的な可能性として、「平均グレーレベル」、「平均速度」、「平均距離」、「平均オブジェクト速度」及び「平均オブジェクト距離」を挙げることができる。

【0073】

20

「基準特徴特性」と呼ぶこともできる特徴特性セット604jは、生成元のパラメータセット640jに関連付けられてメモリに記憶される。それぞれが異なる支配的な環境条件を有する複数の下位訓練段階が存在し得るとの事実を表すために、基準特徴特性セットを604A、604B、...として示し、関連するニューラルネットワークパラメータセットを604A、604Bとして示すテーブル642が提供される。確認ユニット602は、テーブル642にアクセスすることができる。当然ながら、関連データ及び関係を表す方法は他にも存在し、これらも本開示の範囲に含まれる。

【0074】

図6Aを参照すると、リアルタイムシナリオ中、確認ユニット602は、試験信号320、及び/又は第1のニューラルネットワーク318によって生成された試験画像322の類似する特徴特性を計算するように構成される。これらの特徴特性は現在の支配的な環境条件を表すものであり、基準特徴特性と区別するために「試験特徴特性」と呼ぶ。なお、この実施形態では、リアルタイムシナリオ中に第1のニューラルネットワーク318によって使用されるニューラルネットワークパラメータセットを、640A、640Bなどから選択される640*として示す。

30

【0075】

動作中、確認ユニット602は、第1のニューラルネットワーク318が現在使用しているニューラルネットワークパラメータセット640*が生産センサ304の周囲のリアルタイム環境条件に適したものであるかどうかを評価するタスクを担う。

【0076】

40

この目的のために、確認ユニット602は以下のように構成される。

- 現在のニューラルネットワークパラメータ(すなわち、640*)に関連する基準特徴特性(すなわち、604*)を取得する。これはテーブル642を参照することによって行うことができる。
- 試験信号320及び/又は試験画像322に基づいて、上述したようにリアルタイムで試験特徴特性を計算する。
- 試験特徴特性と基準特徴特性との比較を実行する。
- この比較に基づいて動作を行う。

【0077】

非限定的な例として、比較は、対応する特徴特性のペア(基準対試験)間の距離メトリ

50

ックの計算を伴うことができる。その後、確認ユニット 602 は、比較に基づいて動作を行う。例えば、距離メトリックが一定の閾値を下回る場合、確認ユニット 602 は、第 1 のニューラルネットワーク 318 が使用している現在のパラメータセット 640* が生産センサ 304 の周囲のリアルタイムシーンに適したものであると結論付け、さらなる特定の動作は不要となり得る。一方で、1 又は 2 以上の距離メトリックが閾値を上回る場合、確認ユニット 602 は、第 1 のニューラルネットワーク 318 が使用している現在のパラメータセット 640* が生産センサ 304 の周囲のシーンに適していないと結論付けることができる。この場合は、警告をトリガすることなどのさらなる動作が必要となり得る。

【0078】

より高度な比較ステップのバージョンでは、確認ユニット 602 が、試験特徴特性と、それぞれのパラメータセット 640A、640B... に関連する各基準特徴特性セット 604A、604B... とを並行して又は連続して比較することができる。これにより、確認ユニット 602 は、第 1 のニューラルネットワーク 318 にパラメータセット 640* として供給すべき最も適切なパラメータセットを選択できるようになる。換言すれば、パラメータセット 640* の選択は、現在の環境の特徴特性と、訓練が実行されて別個のパラメータセット 640A、640B... がもたらした全ての以前の環境との比較に基づくことができる。

【0079】

当業者であれば、上述したシステム及び / 又は方法は、特徴特性をアンカーとして使用することができる理解するであろう。具体的には、リアルタイム動作中、方法及び / 又はシステムは、特徴特性をモニタして、訓練セット（すなわち、第 1 のニューラルネットワーク 318 を訓練するために使用されるデータ）がいつ無効であるかを判定するように構成される。

【0080】

従って、試験センサの組と、知覚システム、訓練ユニット及び確認ユニットを実装するコンピュータ装置とを含むシステムを提供した。図 7 を参照すると、コンピュータ装置は、ニューラルネットワークパラメータセットによって特徴付けられるニューラルネットワークを使用して、試験センサの組から取得されたリアルタイム信号を深度及び / 又は速度情報を含む画像に変換し（702）、リアルタイム信号及び / 又は画像の試験特徴特性である特徴特性を計算し（704）、試験特徴特性とニューラルネットワークパラメータセットに関連する基準特徴特性とを比較することに基づいてニューラルネットワークの性能を確認し（706）、確認の結果を示す信号を出力する（708）ように構成することができる。

【0081】

ある変種では、訓練段階中に存在していた第 2 のパラメータセットを決定するための条件に現在の条件が一致するかどうかについての評価に基づいて、第 2 のニューラルネットワーク 338 に関連する第 2 のパラメータセットを確認することもできる。

【0082】

従って、図 8A 及び図 8B を参照すると、知覚システム 300 の性能を確認するための確認システム 802 が提供されている。

【0083】

なお、知覚システム 300 では、第 2 のニューラルネットワーク 338 が、FLD ユニット 324 からのオブジェクト信号 326 を試験画像 322 に基づいて処理して検出信号 330 及び分類信号 332 を生成するように構成される。具体的には、第 2 のニューラルネットワーク 338 は、シーン内の既知のオブジェクトを検出して分類するために、訓練段階中に取得された第 2 のパラメータセットを使用して、オブジェクト信号 326 において識別された ROI を処理するように構成される。

【0084】

従って、第 2 のニューラルネットワーク 338 は依然としてパラメータセットによって特徴付けられるが、この実施形態では第 2 のニューラルネットワーク 338 によって使用

10

20

30

40

50

されるパラメータが 8 5 0 * として示され、確認ユニット 8 0 2 によって提供される。換言すれば、確認ユニット 8 0 2 は、リアルタイムシナリオで使用される、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 に提供すべきパラメータセット 8 5 0 * を決定する。この決定は様々な要因に基づくことができる。

【 0 0 8 5 】

具体的に図 8 B を参照しながら、第 1 及び第 2 の内部ニューラルネットワーク 3 1 6 A 及び 5 1 6 E の訓練段階について考察する。訓練段階中、アルゴリズムブロック 3 1 6 B は、(i) 内部ニューラルネットワーク 3 1 6 A を訓練している時にアルゴリズムブロック 3 1 6 B が第 1 のパラメータセット 6 4 0 j を生成し、(i i) 内部ニューラルネットワーク 3 1 6 E を訓練している時に第 2 のパラメータセット 8 5 0 j がアルゴリズムブロック 3 1 6 F を生成する際の支配的な環境条件 (例えば、光、天候、動き、地形など) の「特徴特性」セット 6 0 4 j を計算して追跡する。

10

【 0 0 8 6 】

上述した特徴特性セット 6 0 4 j は、訓練段階中に生産センサ 3 0 4 から受け取られた第 2 の訓練信号 3 1 0 を処理することによって、及び / 又は訓練段階中に内部ニューラルネットワーク 3 1 6 A によって生成された内部画像を処理することによって決定することができる。いくつかの実施形態では、特徴特性を、第 2 の訓練信号 3 1 0 及び / 又は内部画像から導出される平均値、標準偏差、最大値又はその他の統計値などの統計的性質のものとしてすることができる。特徴特性の例としては、いくつかの非限定的な可能性として、「平均グレーレベル」、「平均車両速度」、「平均車両距離」を挙げることができる。

20

【 0 0 8 7 】

「基準特徴特性」セットとも呼ばれる特徴特性セット 6 0 4 j (j = A、B、. . .) は、第 1 のパラメータセット 6 4 0 j (j = A、B、. . .) 及び第 2 のパラメータセット 8 5 0 j (j = A、B、. . .) に関連付けられてメモリに記憶される。それぞれが異なる支配的な環境条件を有する複数の訓練段階が存在し得るとの事実を表すために、基準特徴特性セットを 6 0 4 A、6 0 4 B、. . . として示し、(第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 の) 関連する第 1 のパラメータセットを 6 4 0 A、6 4 0 B、. . . として示し、(第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 の) 関連する第 2 のパラメータセットを 8 5 0 A、8 5 0 B、. . . として示すテーブル 8 4 2 が提供される。確認ユニット 8 0 2 は、テーブル 8 4 2 にアクセスすることができる。当然ながら、関連データ及び関係を表す方法は他にも存在し、これらも本開示の範囲に含まれる。

30

【 0 0 8 8 】

確認ユニット 6 0 2 に関して上述した内容と同様に、リアルタイム動作中、確認ユニット 8 0 2 は、試験信号 3 2 0、及び / 又は第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 によって生成された試験画像 3 2 2 の類似する特徴特性を計算するように構成される。これらの特徴特性は現在の支配的な環境条件を表すものであり、基準特徴特性と区別するために「試験特徴特性」と呼ぶ。なお、この実施形態では、動作中に第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 によって使用されるニューラルネットワークパラメータセットを、6 4 0 A、6 4 0 B などのうちの 1 つである 6 4 0 * として示し、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 によって使用されるニューラルネットワークパラメータセットを、8 5 0 A、8 5 0 B などのうちの 1 つである 8 5 0 * として示す。

40

【 0 0 8 9 】

動作中、確認ユニット 8 0 2 は、第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 が現在使用しているニューラルネットワークパラメータセット 6 4 0 * が生産センサ 3 0 4 の周囲のリアルタイム環境条件に適したものであるかどうかを評価するタスクを担う。これについては、確認ユニット 6 0 2 の文脈で既に説明した。また、確認ユニット 8 0 2 は、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 が現在使用しているニューラルネットワークパラメータセット 8 5 0 * が生産センサ 3 0 4 の周囲のリアルタイム環境条件に適したものであるかどうかを評価するタスクを担う。

【 0 0 9 0 】

50

この目的のために、確認ユニット 8 0 2 は以下のように構成される。

- 現在の第 2 のニューラルネットワークパラメータ（すなわち、8 5 0 *）に関連する基準特徴特性（すなわち、6 0 4 *）を取得する。これはテーブル 8 4 2 を参照することによって行うことができる。
- 試験信号 3 2 0 及び / 又は試験画像 3 2 2 に基づいて、上述したようにリアルタイムで試験特徴特性を計算する。
- 試験特徴特性と基準特徴特性との比較を実行する。
- 比較に基づいて動作を行う。

【 0 0 9 1 】

非限定的な例として、比較は、対応する特徴特性のペア（基準対試験）間の距離メトリックの計算を伴うことができる。その後、確認ユニット 8 0 2 は、比較に基づいて動作を行う。例えば、距離メトリックが一定の閾値を下回る場合、確認ユニット 8 0 2 は、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 が使用している現在のパラメータセット 8 5 0 * が生産センサ 3 0 4 の周囲のシーンに適したものであると結論付け、さらなる特定の動作は不要となり得る。一方で、1 又は 2 以上の距離メトリックが閾値を上回る場合、確認ユニット 8 0 2 は、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 が使用している現在のパラメータセット 8 5 0 * が生産センサ 3 0 4 の周囲のシーンに適していないと結論付けることができる。この場合は、警告をトリガすることなどのさらなる動作が必要となり得る。

【 0 0 9 2 】

なお、確認ユニット 8 0 2 は、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 が使用している現在のパラメータセット 8 5 0 * は生産センサ 3 0 4 の周囲のシーンに適していないが、第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 が使用している現在の第 1 のパラメータセット 6 4 0 * は適していると結論付けることもでき、逆もまた同様である。

【 0 0 9 3 】

より高度な比較ステップのバージョンでは、確認ユニット 8 0 2 が、試験特徴特性と、それぞれの第 2 のパラメータセット 8 5 0 A、8 5 0 B . . . に関連する各基準特徴特性セット 6 4 0 A、6 4 0 B . . . とを並行して又は連続して比較することができる。これにより、確認ユニット 8 0 2 は、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 にパラメータセット 8 5 0 * として供給すべき最も適切な第 2 のパラメータセットを選択できるようになる。換言すれば、パラメータセット 8 5 0 * の選択は、現在の環境の特徴特性と、訓練が実行されて別個の第 2 のパラメータセット 8 5 0 A、8 5 0 B . . . がもたらした全ての以前の環境との比較に基づくことができる。

【 0 0 9 4 】

当業者であれば、上述したシステム及び / 又は方法は、特徴特性をアンカーとして使用することができるという理解するであろう。具体的には、リアルタイム動作中、方法及び / 又はシステムは、特徴特性をモニタして、訓練セット（すなわち、第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 を訓練するために使用されるデータ）がいつ無効であるかを判定するように構成される。

【 0 0 9 5 】

当業者であれば、確認は、システム又は方法がどの程度まで指定通りに実行するかを判定するためのプロセスであることも理解するであろう。確認は、車両が調整器、証明のための新たなシナリオ、環境、地理的設定に入る際に、又は新たなソフトウェアのインストール後に検討することができる。

【 0 0 9 6 】

ニューラルネットワークベースの知覚スキームでは、確認のためにラベル付きデータセットを作成する必要がある、この手順にはコスト及び時間が掛かることがある。代わりに基準センサ（すなわち、グラウンドトゥルスセンサ）及び生産センサを使用することで、確認プロセスの効率を高めることができる。具体的には、試験シナリオでは、一方が基準センサからの参照データに基づき、他方が生産センサからの試験データに基づく 2 つの並行する知覚システムを実装することができる。これらの結果を比較し、試験データの性

10

20

30

40

50

能を参照データに対して測定することができる。従って、確認では、試験シナリオでの性能が十分に良好であるかどうか評価される。

【 0 0 9 7 】

従って、次に、知覚システム 1 0 0 を使用して知覚システム 3 0 0 の結果を確認する環境を示す図 9 を参照する。

【 0 0 9 8 】

具体的には、知覚システム 1 0 0 は以下を含む。

- 第 1 のセンサの組（すなわち、基準センサ 3 0 2 ）から取得された信号を深度情報を含む第 1 の画像を含む参照データ 1 0 6 に変換するように構成された R D F ユニット 1 0 8。
- 第 1 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別するように構成された F L D ユニット 1 1 0。これらの関心領域は、信号 1 1 4 において搬送することができる。
- 信号 1 1 4 を処理して第 1 の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの検出及び分類を実行するように構成されたニューラルネットワーク 1 1 2。

【 0 0 9 9 】

また、知覚システム 3 0 0 は以下を含む。

- 第 2 のセンサの組（すなわち、生産センサ 3 0 4 ）から取得された信号を深度情報を含む第 2 の画像を含む試験データ 3 2 2 に変換するように構成された第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8。
- 第 2 の画像を処理して前記基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別するように構成された F L D ユニット 3 2 4。これらの関心領域は、信号 3 2 6 において搬送することができる。
- 信号 3 2 6 を処理して第 2 の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第 2 の検出及び分類を実行するように構成された第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8。

【 0 1 0 0 】

確認ユニット 9 0 2 は、知覚システム 1 0 0 によって実行される（検出信号 1 1 6 及び分類信号 1 1 8 によって表される）第 1 の検出及び分類の結果と、知覚システム 3 0 0 によって実行される（検出信号 3 3 0 及び分類信号 3 3 2 によって表される）第 2 の検出及び分類の結果とに基づいて知覚システム 3 0 0 の性能（具体的には、第 1 のニューラルネットワーク 3 2 8 及び / 又は第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 の性能）を確認するように構成される。

【 0 1 0 1 】

非限定的な例として、この比較は、対応する検出結果の組間の距離メトリックの計算を伴うことができる。その後、確認ユニット 9 0 2 は、比較に基づいて動作を行う。例えば、距離メトリックが一定の閾値を下回る場合、確認ユニット 9 0 2 は、知覚システム 3 0 0 の第 1 及び第 2 のニューラルネットワーク 3 1 8、3 3 8 が現在使用しているパラメータセットが生産センサ 3 0 4 の周囲のシーンに適していると結論付け、さらなる特定の動作は不要となり得る。一方で、1 又は 2 以上の距離メトリックが閾値を上回る場合、確認ユニット 9 0 2 は、第 1 のニューラルネットワーク 3 1 8 及び / 又は第 2 のニューラルネットワーク 3 3 8 が現在使用しているパラメータセットが生産センサ 3 0 4 の周囲のシーンに適していないと結論付けることができる。この場合は、警告をトリガすることなどのさらなる動作が必要となり得る。

【 0 1 0 2 】

従って、第 1 のセンサの組に動作可能に結合された第 1 の知覚システムと、第 2 のセンサの組に動作可能に結合された第 2 の知覚システムと、確認ユニットとを提供した。第 1 の知覚システム、第 2 の知覚システム及び確認ユニットの一部又は全部は、コンピュータ装置によって実装することができる。図 1 0 を参照すると、コンピュータ装置は、第 1 のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第 1 の画像に変換し（1 0 0 2）、第 1 の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別し（1 0 0

10

20

30

40

50

4)、第1の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第1の検出及び分類を実行し(1006)、ニューラルネットワークを使用して、第2のセンサの組から取得された信号を深度情報を含む第2の画像に変換し(1008)、第2の画像を処理して一定基準を満たす不特定オブジェクトを含む関心領域を識別し(1010)、第2の画像の関心領域内の既知のオブジェクトの第2の検出及び分類を実行し(1012)、第1のオブジェクト検出及び分類の結果と、第2のオブジェクト検出及び分類の結果とに基づいてニューラルネットワークの性能を確認する(1014)ように構成することができる。

【0103】

当業者であれば、本開示において参照するニューラルネットワークは、異なる実施形態では、いくつかの非限定的な可能性として、パーセプトロン、畳み込みニューラルネットワーク、回帰型ニューラルネットワーク、長短期記憶、ゲート付き回帰型ユニット、ホップフィールドネットワーク、ボルツマンマシン、深層信念ネットワーク、オートエンコーダ及び敵対的生成ネットワークを含む様々な形態を取ることができると理解するであろう。

10

【0104】

当業者であれば、本開示において説明する知覚システムは、様々なタイプの(車輪付き又は牽引型の)自動、半自動又はアシスト付き陸上車両、船舶、水中機、(ドローンなどの)空挺機及び宇宙船を含む様々な商業用途に適用することができると理解されるであろう。このような車両は有人又は無人とすることができ、乗客又は貨物を運搬することができる。知覚システムは、地上基準点に対して可動又は固定とすることができ。

【0105】

20

システムについてのあらゆる言及は、システムによって実行される方法、及び/又はシステムによって実行された時にシステムに方法を実行させる命令を記憶したコンピュータプログラム製品にも準用すべきである。

【0106】

方法についてのあらゆる言及は、その方法を実行するように構成されたシステム、及び/又はシステムによって実行された時にシステムに方法を実行させる命令を記憶したコンピュータプログラム製品にも準用すべきである。

【0107】

コンピュータプログラム製品についてのあらゆる言及は、システムによって実行される方法、及び/又は非一時的コンピュータ可読媒体に記憶された命令を実行するように構成されたシステムにも準用すべきである。

30

【0108】

通信チャネル又は通信ユニットについてのあらゆる言及は、無線又は有線、直接リンク又は間接リンク、セルラー通信、衛星通信、Wi-Fi通信などのいずれかのタイプの通信リンク及び/又はチャネルを含むことができる。

【0109】

コンピュータ化システムについてのあらゆる言及は、少なくとも1つのハードウェアプロセッサ、ハードウェアメモリユニットなどを含む1又は2以上のコンピュータを示す。

【0110】

「及び/又は」という用語は、付加的又は代替的なものである。

40

【0111】

同じ機能を達成するコンポーネントのいずれかの配置は、所望の機能が達成されるように効果的に「関連付けられる」。従って、本明細書において特定の機能を達成するように組み合わせられたいずれか2つのコンポーネントは、アーキテクチャ又は中間コンポーネントとは無関係に所望の機能が達成されるように互いに「関連付けられている」とみなすことができる。同様に、このように関連付けられたいずれか2つのコンポーネントは、所望の機能を達成するように互いに「動作可能に接続」又は「動作可能に結合」されているとみなすこともできる。

【0112】

さらに、当業者であれば、上述した動作間の境界は例示にすぎないと認識するであろう

50

。複数の動作を組み合わせて単一の動作にすることも、単一の動作をさらなる動作に分散させることも、少なくとも部分的に時間的に重複して動作を実行することもできる。さらに、代替実施形態は特定の動作の複数の事例を含むことができ、様々な他の実施形態では動作の順序を変更することもできる。

【0113】

また、例えば1つの実施形態では、図示の例を単一の集積回路上又は同じデバイス内に位置する回路として実装することもできる。或いは、これらの例は、互いに好適に相互接続されたいずれかの数の独立した集積回路又は独立したデバイスとして実装することもできる。

【0114】

また、例えばこれらの例又はその一部は、物理的回路の、又は物理的回路に転換可能な論理的表現のソフト又はコード表現として、いずれかの適切なタイプのハードウェア記述言語などで実装することもできる。

【0115】

また、いくつかの特徴又は実施形態の実装は、非プログラマブルハードウェアに実装される物理的装置又はユニットに限定されるものではなく、本出願では一般に「コンピュータシステム」として示すメインフレーム、ミニコンピュータ、サーバ、ワークステーション、パーソナルコンピュータ、ノートパッド、携帯情報端末、電子ゲーム、自動車用の又はその他の埋め込みシステム、携帯電話機及び他の様々な無線装置などの、好適なプログラムコードに従って動作することによって所望の装置機能を実行できるプログラマブル装置又はユニットにおいて適用することもできる。

【0116】

いくつかの実施形態は、コンピュータシステムなどのプログラマブル装置上で実行された時に本発明による方法のステップを実行するコード部分、又は本発明による装置又はシステムの機能をプログラマブル装置が実行することを可能にするコード部分を少なくとも含む、コンピュータシステム上で実行されるコンピュータプログラムを形成することができる命令を記憶する非一時的なコンピュータプログラム製品に実装することもできる。コンピュータプログラムは、記憶システムがディスクドライブグループにディスクドライブを割り当てるようにすることができる。

【0117】

コンピュータプログラムは、特定のアプリケーションプログラム及び/又はオペレーティングシステムなどの命令リストである。例えば、コンピュータプログラムは、サブルーチン、関数、プロシージャ、オブジェクトメソッド、オブジェクト実装、実行可能アプリケーション、アプレット、サーブレット、ソースコード、オブジェクトコード、共有ライブラリ/ダイナミックロードライブラリ、及び/又はコンピュータシステム上で実行されるように設計された他の一連の命令のうちの1つ又は2つ以上を含むことができる。

【0118】

コンピュータプログラムは、非一時的なコンピュータプログラム製品上に内部的に記憶することができる。コンピュータプログラムの全部又は一部は、情報処理システムに恒久的に、取り外し可能に又は遠隔的に結合されたコンピュータ可読媒体上に提供することができる。例えば、限定的な意味ではなく、コンピュータ可読媒体は、ディスク及びテープ記憶媒体を含む磁気記憶媒体、コンパクトディスク媒体（例えば、CD-ROM、CD-Rなど）及びデジタルビデオディスク記憶媒体などの光学記憶媒体、フラッシュメモリ、EEPROM、EPROM、ROMなどの半導体ベースのメモリを含む不揮発性メモリ記憶媒体、強磁性デジタルメモリ、MRAM、レジスタ、バッファ又はキャッシュ、メインメモリ、RAMなどを含む揮発性記憶媒体をあらゆる数だけ含むことができる。

【0119】

通常、コンピュータプロセスは、実行中（動作中）のプログラム又はプログラムの一部、現在のプログラム値及び状態情報、並びにオペレーティングシステムがプロセスの実行を管理するために使用するリソースを含む。オペレーティングシステム（OS）は、コン

10

20

30

40

50

コンピュータのリソースの共有を管理して、これらのリソースにアクセスするために使用されるインターフェイスをプログラマに提供するソフトウェアである。オペレーティングシステムは、システムデータ及びユーザ入力処理し、システムのユーザ及びプログラムにタスク及び内部システムリソースをサービスとして割り当てて管理することによって応答する。

【 0 1 2 0 】

コンピュータシステムは、例えば少なくとも1つの処理装置、関連するメモリ、及び複数の入力/出力(I/O)装置を含むことができる。コンピュータシステムは、コンピュータプログラムを実行すると、コンピュータプログラムに従って情報を処理し、I/O装置を介して結果としての出力情報を生成する。

10

【 0 1 2 1 】

図11は、上記機能のうちの1つ又は2つ以上を実装するために使用されるコンピュータ装置1110を表すことができるコンピュータ装置のブロック図である。コンピュータ装置1110は、プロセッサ1120と、プロセッサ1120によって読み出され実行されることによってプロセッサ1120に様々な方法及びプロセスを実行させるコンピュータ可読命令を記憶するメモリ1130とを含む。I/O1140は、センサ信号を受け取ってコンピュータ装置から信号を出力する。バス1150は、プロセッサ1120、メモリ1130及びネットワークI/O1140の相互接続を可能にすることができる。

【 0 1 2 2 】

本明細書で説明する「コンピュータ実装方法」は、複数の協調するコンピュータ装置が方法のステップを実行できるように、必ずしも単一のコンピュータ装置によって実行されるものとして推測すべきではない。

20

【 0 1 2 3 】

いくつかの実施形態は、例えば他のWLAN標準及び他の無線標準を含む様々なネットワーク標準に準拠する様々な用途のための装置を採用することができる。このことは、有線又は無線技術を介して出力を送信できる基準センサ102及び生産センサ104にも当てはまることができる。本文書の文脈における「無線」という用語及びその派生語は、非固体媒体を介して変調電磁放射線の使用を通じてデータを伝えることができる回路、装置、システム、方法、技術、通信チャネルを表すために使用することができる。この用語は、関連する装置がワイヤを含まないことを意味するものではないが、いくつかの実施形態では含まないこともある。本文書の文脈における「有線」という用語及びその派生語は、固体媒体を介して変調電磁放射線の使用を通じてデータを伝えることができる回路、装置、システム、方法、技術、通信チャネルを表すために使用することができる。この用語は、関連する装置が導電性ワイヤによって結合されていることを意味するものではない。

30

【 0 1 2 4 】

なお、本明細書全体を通じて「処理」、「演算」、「計算」、「決定」、「分析」などの用語を利用した説明は、電子などの物理量で表されるデータを同様に物理量として表される他のデータに操作及び/又は変換するコンピュータ又はコンピュータシステム、或いは同様の電子コンピュータ装置の動作及び/又はプロセスを意味する。

【 0 1 2 5 】

40

同様に、「プロセッサ」という用語は、例えばレジスタ及び/又はメモリからの電子データを処理して、この電子データをレジスタ及び/又はメモリに記憶することができる他の電子データに変換するいずれかの装置又は装置の一部を意味することができる。「コンピュータ」又は「コンピュータ装置」又は「コンピュータマシン」又は「コンピュータプラットフォーム」は、1又は2以上のプロセッサを含むことができる。1つの例示的な実施形態では、本明細書で説明した方法が、1又は2以上のプロセッサによって実行された時に本明細書で説明した方法のうちの少なくとも1つを実行する命令セットを含むコンピュータ可読(機械可読とも呼ばれる)コードを受け入れる1又は2以上のプロセッサによって実行可能である。行うべき動作を指定する(順次の又はその他の)命令セットを実行できるいずれかのプロセッサが含まれる。従って、1つの例は、1又は2以上のプロセッ

50

サを含む典型的な処理システムである。処理システムは、メインＲＡＭ及び／又はスタティックＲＡＭ及び／又はＲＯＭを含むメモリサブシステムをさらに含むことができる。

【０１２６】

さらに、コンピュータ可読キャリア媒体がコンピュータプログラム製品を形成すること、又はコンピュータ可読キャリア媒体をコンピュータプログラム製品に含めることもできる。コンピュータ使用可能キャリア媒体には、本明細書で説明した方法をプロセッサに実行させるコンピュータ可読プログラム手段を含むコンピュータプログラム製品を記憶することができる。

【０１２７】

本明細書全体を通じた「１つの実施形態」、「例示的な実施形態」又は「ある実施形態」についての言及は、その実施形態に関連して説明する特定の特徴、構造又は特性が本発明の少なくとも１つの実施形態に含まれることを意味する。従って、本明細書全体を通じて様々な箇所に見られる「１つの実施形態では」、「例示的な実施形態では」又は「ある実施形態では」という表現は、必ずしも全てが同じ実施形態を意味するわけではないが、意味する場合もある。さらに、これらの特定の特徴、構造又は特性は、当業者には本開示から明らかになるようないずれかの好適な形で１又は２以上の実施形態において組み合わせることもできる。同様に、上記の実施形態例の説明では、本開示を簡素化して様々な発明態様のうちの１つ又は２つ以上の理解に役立てる目的で、単一の実施形態、図又はその説明において様々な特徴をグループ化していることもあると理解されたい。しかしながら、この本開示の方法については、特許請求する発明が各請求項に明記するよりも多くの特徴を必要とする意図を反映するものとして解釈すべきではない。むしろ、以下の特許請求の範囲に反映されるように、発明態様は、上記で開示した単一の実施形態の全ての特徴よりも少ないものによって成立することができる。従って、詳細な説明に続く特許請求の範囲は本明細書によってこの詳細な説明に明確に組み入れられ、各請求項は独立した実施形態として自立するものである。さらに、本明細書で説明した実施形態の中には、他の実施形態に含まれる一部の特徴を含んで他の特徴を含まないものもあるが、当業者であれば理解するように、異なる実施形態の特徴の組み合わせも本発明の範囲に含まれて異なる実施形態を形成するように意図される。例えば、以下の特許請求の範囲では、特許請求する実施形態のうちのいずれかをいずれかの組み合わせで使用することができる。

【０１２８】

しかしながら、他の修正例、変形例及び代替例も可能である。従って、明細書及び図面は限定的な意味ではなく例示的な意味で受け止めるべきである。

【０１２９】

別途言及していない限り、「第１の」及び「第２の」などの用語は、このような用語が表す要素同士を任意に区別するために使用されるものである。従って、これらの用語は必ずしもこのような要素の一時的な又はその他の優先順位を示すように意図されるものではなく、互いに異なる請求項にいくつかの手段が記載されているという事実だけでは、これらの手段の組み合わせを使用して利益を得ることを示すことにならない。

【０１３０】

上記の明細書では、特定の実施形態例を参照しながら本発明について説明した。しかしながら、添付の特許請求の範囲に示す本発明の範囲から逸脱することなく、本明細書において様々な修正及び変更を行えることが明らかであろう。

【符号の説明】

【０１３１】

１００ 知覚システム

１０２ センサ

１０４ センサ信号

１０６ 画像信号

１０８ ＲＤＦユニット

１１０ ＦＬＤユニット

10

20

30

40

50

- 1 1 2 ニューラルネットワーク
- 1 1 4 オブジェクト信号
- 1 1 6 検出信号
- 1 1 8 分類信号
- 1 5 0 パラメータ

【 図 面 】

【 図 1 】

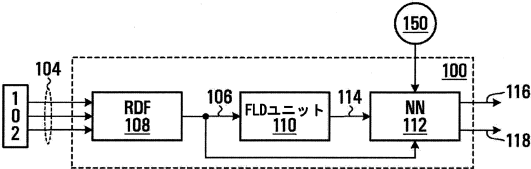


FIG. 1

【 図 2 】

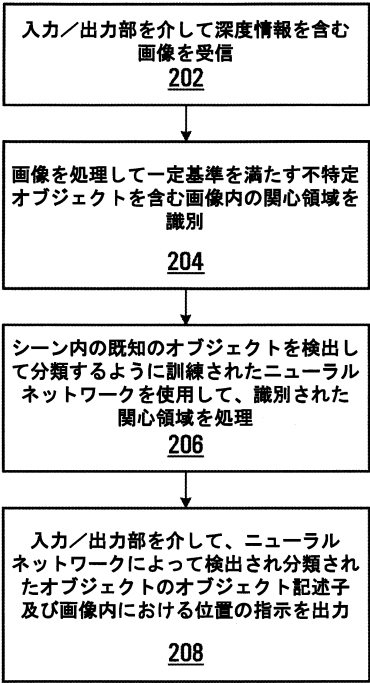


FIG. 2

【 図 3 A 】

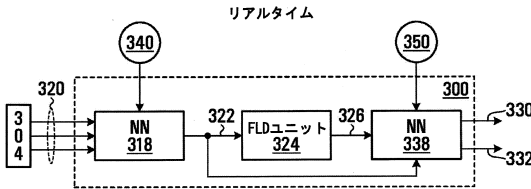


FIG. 3A

【 図 3 B 】

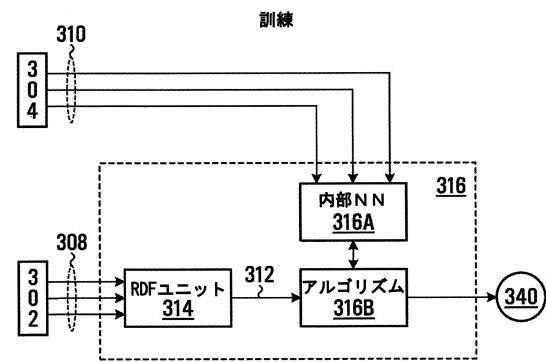


FIG. 3B

【 図 4 】

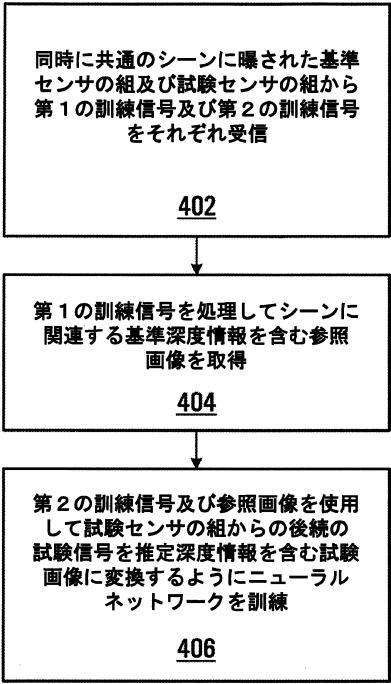


FIG. 4

【 図 5 】

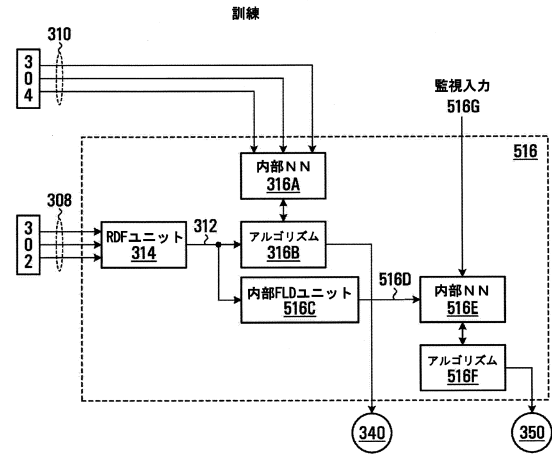


FIG. 5

【 図 6 A 】

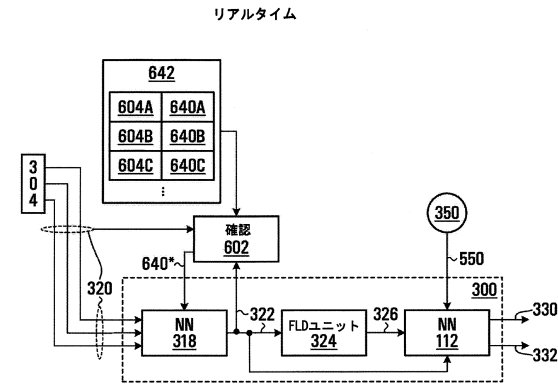


FIG. 6A

【 図 6 B 】

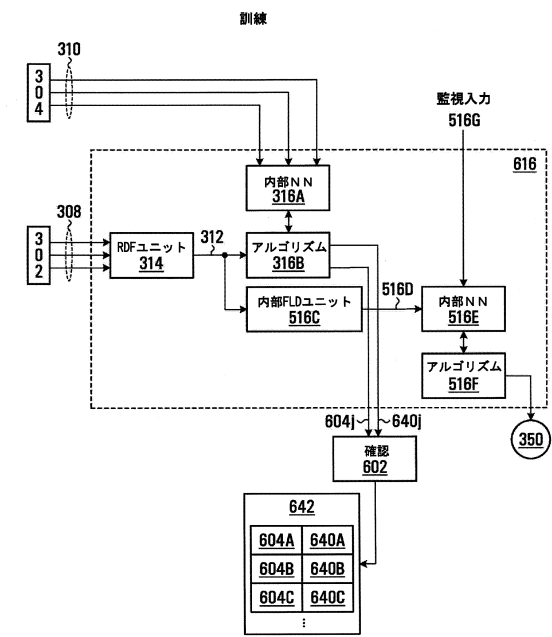


FIG. 6B

【図 7】

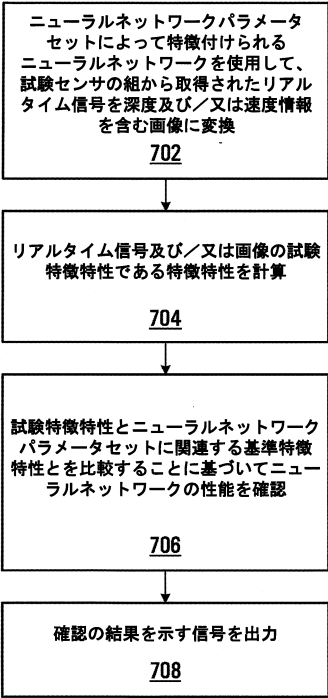
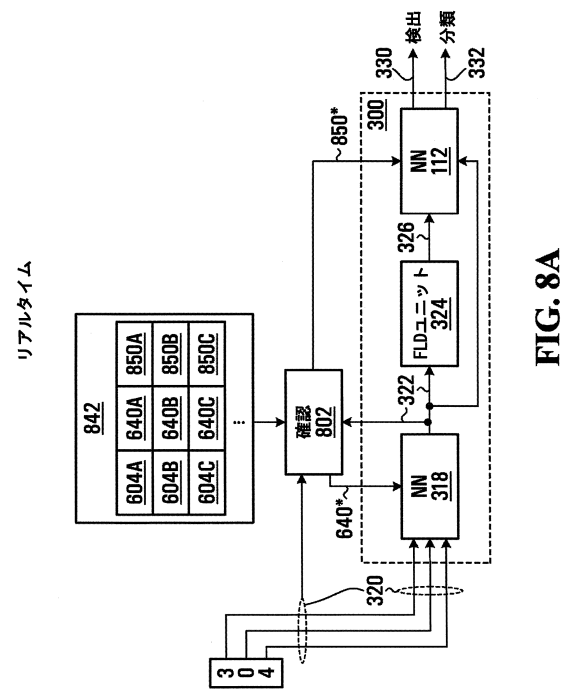


FIG. 7

【図 8 A】



【図 8 B】

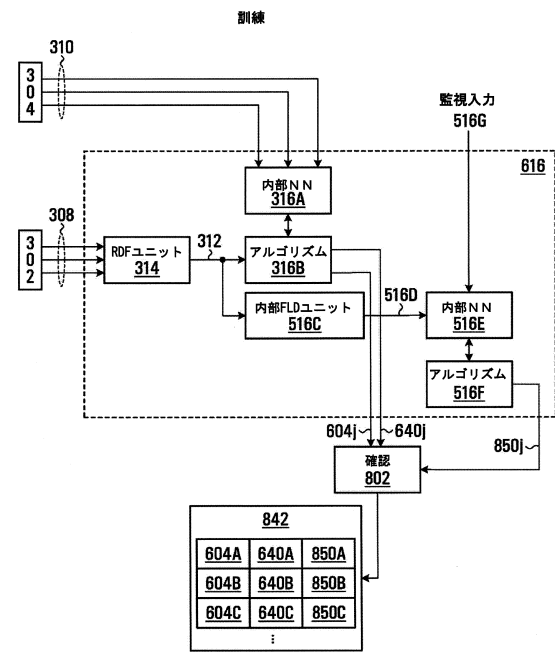


FIG. 8B

【図 9】

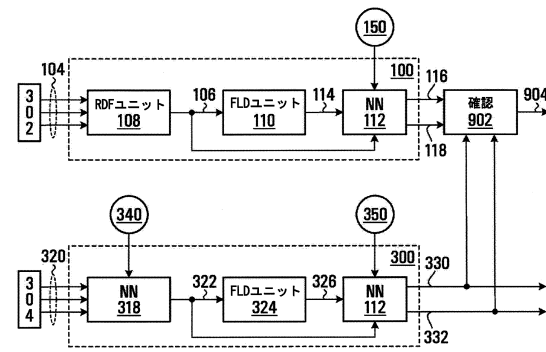


FIG. 9

【図 1 0】

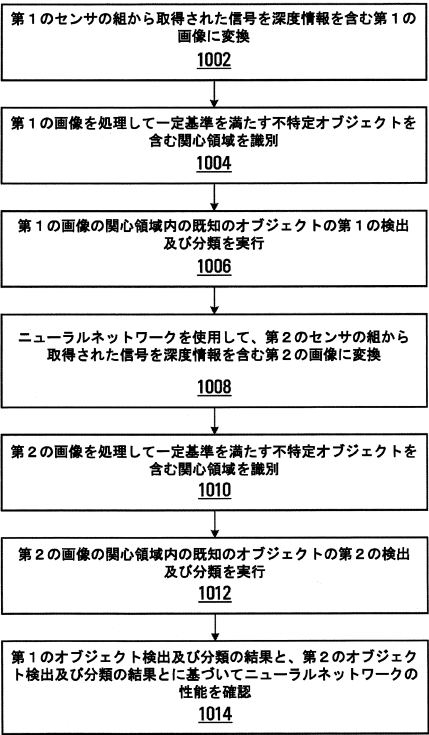


FIG. 10

【図 1 1】

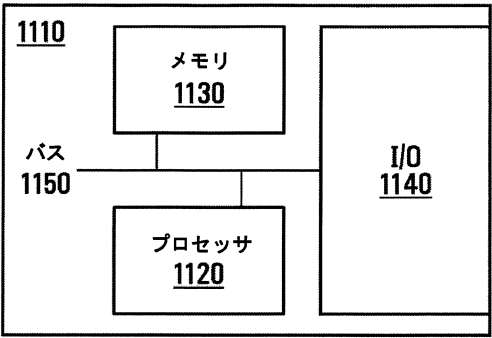


FIG. 11

10

20

30

40

50

フロントページの続き

- 弁理士 那須 威夫
(74)代理人 100141553
弁理士 鈴木 信彦
(74)代理人 100176418
弁理士 工藤 嘉晃
(72)発明者 ネフマディ ユヴァル
イスラエル 7 1 9 3 0 0 0 ニリ バゼレット ストリート 2 1 1
(72)発明者 ベン エズラ シャハール
イスラエル 6 0 3 7 6 0 4 オル イェフダ ジョナサン ネタニヤフ ストリート 6 ヴァヤヴィ
ジョン センシング リミテッド内
(72)発明者 マンガン シュムエル
イスラエル 7 4 2 3 0 0 8 ネス ジオナ プロシム ストリート 8
(72)発明者 ワグナー マーク
イスラエル 7 6 7 2 5 0 1 レホヴォト グレイザー ストリート 5 / 8
(72)発明者 コーエン アンナ
イスラエル 5 8 4 0 3 0 4 ホロン ハテヒヤ ストリート 2 6 / 2 8
(72)発明者 アヴィタル イツイク
イスラエル 4 5 0 1 8 8 4 ホッド ハシャロン ハフマッシュ ストリート 2 1
審査官 佐田 宏史
(56)参考文献 米国特許出願公開第 2 0 1 9 / 0 2 6 6 4 1 8 (U S , A 1)
国際公開第 2 0 1 9 / 1 7 8 2 5 3 (W O , A 1)
特開 2 0 1 8 - 0 3 2 0 7 4 (J P , A)
Eric Tzeng et al. , "Adversarial Discriminative Domain Adaptation" , 2017 IEEE Conference
on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) , 米国 , IEEE , 2017年07月21日 , pp.
2962-2971
Wen Li et al. , "Visual Recognition in RGB Images and Videos by Learning from RGB-D Data
" , IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 米国 , IEEE , 2017年0
8月02日 , Vol.40, No.8 , pp.2030-2036
Fan Zhu et al. , "Boosted Cross-Domain Dictionary Learning for Visual Categorization" , IEE
E Intelligent Systems , 米国 , IEEE , 2016年03月18日 , Vol.31, No.3 , pp.6-18
Gledson Melotti et al. , "CNN-LIDAR pedestrian classification: combining range and reflecta
nce data" , 2018 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)
 , 米国 , IEEE , 2018年09月12日 , pp.1-6
(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
G 0 6 T 1 / 0 0 , 7 / 0 0 - 7 / 9 0
G 0 6 V 1 0 / 0 0 - 1 0 / 9 8
G 0 6 N 3 / 0 8 , 2 0 / 0 0