

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7629993号
(P7629993)

(45)発行日 令和7年2月14日(2025.2.14)

(24)登録日 令和7年2月5日(2025.2.5)

(51)国際特許分類		F I	
H 0 4 N	23/60 (2023.01)	H 0 4 N	23/60 5 0 0
B 6 0 R	1/27 (2022.01)	B 6 0 R	1/27
G 0 6 T	7/00 (2017.01)	G 0 6 T	7/00 3 5 0 C
G 0 6 V	10/82 (2022.01)	G 0 6 V	10/82
H 0 4 N	7/18 (2006.01)	H 0 4 N	7/18 J
請求項の数 15 (全23頁) 最終頁に続く			
(21)出願番号	特願2023-530226(P2023-530226)	(73)特許権者	322007626
(86)(22)出願日	令和3年12月3日(2021.12.3)		コンチネンタル・オートナマス・モビリティ・ジャーマニー・ゲゼルシャフト・ミト・ベシュレンクテル・ハフツング
(65)公表番号	特表2023-549914(P2023-549914 A)		ドイツ連邦共和国、8 5 0 5 7 インゴルシュタット、リングラーストラッセ、1 7
(43)公表日	令和5年11月29日(2023.11.29)	(74)代理人	100069556
(86)国際出願番号	PCT/DE2021/200236		弁理士 江崎 光史
(87)国際公開番号	WO2022/128014	(74)代理人	100111486
(87)国際公開日	令和4年6月23日(2022.6.23)		弁理士 鍛冶澤 實
審査請求日	令和5年5月18日(2023.5.18)	(74)代理人	100191835
(31)優先権主張番号	102020215860.6		弁理士 中村 真介
(32)優先日	令和2年12月15日(2020.12.15)	(74)代理人	100221981
(33)優先権主張国・地域又は機関	ドイツ(DE)		弁理士 石田 大成
		最終頁に続く	

(54)【発明の名称】 雨天、逆光、汚れ時におけるサラウンドビューカメラシステムの画像の修正

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

サラウンドビューシステムの複数のカメラ（2 - i）の入力・画像データの画像修正を機械学習する方法であって、
当該方法は、

少なくとも部分的に雨、光の差し込み（逆光）及び／或いは汚れによって減損している入力・画像データを、人工ニューラルネットワーク（CNN1，CNN10，CNN11，CNN12）を用いて修正された出力・画像データに変換し、
該学習が、多数の画像ペア（In1，Out1；In2，Out2；In3，Out3；...）を用いて、人工ニューラルネットワーク（CNN1，CNN10）の入力に、それぞれ雨、逆光及び／或いは汚れの影響を受けた第一画像（In1，In2，In3，...）と、同じシーンの理想出力画像としての第二画像（Out1，Out2，Out3，...）が提供されることによって実施され、
該人工ニューラルネットワーク（CNN1，CNN10，CNN11，CNN12）が、入力画像の水による覆われ、逆光及び／或いは汚れの度合いに依存する安全尺度cを割り出すことができるように設計され、
安全尺度cは、訓練されたニューラルネットワークによって実施される画像修正の安全性を特徴付け、そして

該人工ニューラルネットワーク（CNN1，CNN10，CNN11，CNN12）が、機械学習の終了後、新しい入力・画像用の安全尺度cを割出し、出力できる、

10

20

ことを特徴とする方法。

【請求項 2】

トレーニング用画像ペア ($I n 1$, $O u t 1$; $I n 2$, $O u t 2$; $I n 3$, $O u t 3$; ...) が、雨、逆光及び / 或いは汚れの影響を受けた第一画像 ($I n 1$, $I n 2$, $I n 3$, ...) と、影響を受けていない第二画像 ($O u t 1$, $O u t 2$, $O u t 3$, ...) が、同時、或いは、間髪なく次々に捕捉されることによって作成されることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

一つの人工ニューラルネットワーク ($C N N 1$; $C N N 1 0$, $C N N 1 1$, $C N N 1 2$) が、全てのカメラ ($2 - i$) 共同でトレーニングされることを特徴とする請求項 1 或いは 2 に記載の方法。

10

【請求項 4】

トレーニング用画像ペア ($I n 1$, $O u t 1$; $I n 2$, $O u t 2$; $I n 3$, $O u t 3$; ...) が、一連の入力画像と出力画像の少なくとも一つのシーケンスであることを特徴とする請求項 1 から 3 のうち何れか一項に記載の方法。

【請求項 5】

サラウンドビューシステムの複数のカメラ ($2 - i$) の雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損している入力・画像データを修正するための方法であって、
当該方法は、以下のステップ、

a) カメラ ($2 - i$) によって捕捉された雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損している入力・画像データ ($I n i$) を、トレーニング済みの人工ニューラルネットワーク ($C N N 1$, $C N N 1 0$, $C N N 1 1$, $C N N 1 2$) に提供する、ステップ、

20

b) 該トレーニング済み人工ニューラルネットワーク ($C N N 1$, $C N N 1 0$, $C N N 1 1$, $C N N 1 2$) が、雨、逆光及び / 或いは汚れによる影響を有する入力・画像データ ($I n i$) を、減損の無い出力・画像データ ($O p t i$) に変換し、且つ、入力・画像データの画像用の水による覆われ、逆光及び / 或いは汚れ具合に依存し、該ネットワークの安全性を特徴付け、該ネットワークの画像修正に対応する安全尺度 c を割り出す様に構成されている、ステップ、

c) 該トレーニング済み人工ニューラルネットワーク ($C N N 1$, $C N N 1 0$, $C N N 1 1$, $C N N 1 2$) は、出力・画像データ ($O p t i$) と割り出された安全尺度 c を出力する様に構成されている、ステップ、

30

を含むことを特徴とする、方法。

【請求項 6】

入力・画像データ ($I n i$) が、一連の捕捉された入力画像の少なくとも一つのシーケンスを入力・画像データ ($I n i$) として包含していることを特徴とする請求項 5 に記載の方法。

【請求項 7】

カメラ ($2 - i$) が、車両に搭載されている周辺捕捉カメラであることを特徴とする請求項 5 又は 6 に記載の方法。

【請求項 8】

40

変換された画像データ ($O p t i$) と割り出された安全尺度 c の出力が、該変換された画像データを基にして、A D A S にとって重要な検出を割出し、出力するための少なくとも一つの A D A S 検出機能に対して実施されることを特徴とする請求項 7 に記載の方法。

【請求項 9】

雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損されたサラウンドビューシステムの複数のカメラ ($2 - i$) の入力・画像データ ($I n i$) を、修正された出力・画像データ ($O p t i$) に修正するために構成されている少なくとも一つのデータ処理ユニットを備えた装置において、

当該装置は、

- 雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損されたカメラ ($2 - i$) の入力・画像データ

50

(I n i)を受信する様に構成された入力インターフェース、
- 入力・画像データ (I n i)を、減損の無い出力・画像データ (O p t i)に変換し、
且つ、入力・画像データの画像用の水による覆われ、逆光及び / 或いは汚れ具合に依存し、
該ネットワークの安全性を特徴付け、該ネットワークの画像修正に対応する安全尺度 c を割り出す様に構成されたトレーニング済み人工ニューラルネットワーク (C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2)、
- 変換された出力・画像データ (O p t i)と割り出された安全尺度 c を出力する様に構成された出力インターフェース (C N N 1 1)、
を包含することを特徴とする装置。

【請求項 1 0】

10

該データ処理ユニットが、ハードウェアベースの画像前処理段階内に実装されていることを特徴とする請求項 9 に記載の装置。

【請求項 1 1】

該カメラ (2 - i) が、車両に搭載されている周辺捕捉カメラであり、且つ、画像修正用のトレーニング済み人工ニューラルネットワーク (C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1) が、共通の入力インターフェースと二つの独立した出力インターフェースを備えた車両側の A D A S 検出用ニューラルネットワーク (C N N 2 , C N N 1 2) の構成要素である、
但し、第一出力インターフェース (C N N 1 1) が、修正された画像データ (O p t i) を出力する様に、そして、第二出力インターフェース (C N N 1 2) が、A D A S にとって重要な検出を出力する様に構成されていることを特徴とする請求項 9 又は 1 0 に記載の装置。

20

【請求項 1 2】

該入力画像データが、少なくとも一つの一連の捕捉された入力画像のシーケンスを、入力・画像データ (I n i)として包含しており、該人工ニューラルネットワーク (C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2) が、少なくとも一つの一連の入力画像と出力画像のシーケンスを画像データとして用いてトレーニングされることを特徴とする請求項 9 から 1 1 のうち何れか一項に記載の装置。

【請求項 1 3】

コンピュータプログラムエレメントであって、

当該コンピュータプログラムエレメントによってあるデータ処理ユニットがプログラミングされた場合、該データ処理ユニットに、当該コンピュータプログラムエレメントが、請求項 5 から 8 のうち何れか一項に記載の方法を実行する様に命令することを特徴とするコンピュータプログラムエレメント。

30

【請求項 1 4】

請求項 1 3 に記載のプログラム・エレメントが、保存されていることを特徴とするコンピュータによって読み取り可能な保存媒体。

【請求項 1 5】

請求項 9 から 1 2 のうち何れか一項に記載の装置の人工ニューラルネットワーク (C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2) をトレーニングする請求項 1 から 4 のうち何れか一項に記載の方法の使用法。

40

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0 0 0 1】

本発明は、雨天、光の差し込み (逆光)、汚れ時におけるサラウンドビューシステムの複数の車載カメラの、例えば、車両に接続されたサラウンドビューカメラシステムの画像データを修正するための機械学習法、方法、並びに、装置に関する。

【背景技術】

【0 0 0 2】

今日の及び将来的な車両には、衝突を回避するためにオブジェクトを認識し、車両をレーン内に維持するために道路の境界を認識する役割を担うカメラベースアシスタントシス

50

テムが装備されている。そのためには、例えば、前方に向けられたカメラ（複数可）が使用される。前方に向けられたカメラに加え、任意の配置において車両に搭載され、走行や駐車用の検出機能、或いは、車両の近距離や遠距離の360°周辺部（或いは、その一部）の可視化（ヴィジュアルイズ）を実現できるサラウンドビュー（全方向視野）カメラやサテライトカメラも使用される。

【0003】

雨を検出するための検出機能も包含する前方に向けられたカメラ用のコンセプトも存在する。

【0004】

車両ヘッドライトを制御するためのカメラベースのデイトライト認識とカメラを組み合わせることにより、フロントガラス上の雨を認識し、例えば、ワイパを作動させる、所謂、レイン・ライト検出を実現できる。

【0005】

このようなカメラシステムを基にした認識アルゴリズムでは、その一部において、従来の画像処理からのアプローチと、機械学習、特に、深層学習からのアプローチが組み合わされている。画像処理の分野におけるオブジェクトやストラクチャを認識するための従来のアプローチは、マニュアル選択された特徴（フィーチャ）を基にしているが、深層学習を基にしているアプローチでは、関連する特徴を、該トレーニング法内において自ら割出し、最適化している。

【0006】

上記のカメラシステムは、雨、逆光、汚れによって視界が阻害される状況に陥ると、直ちに、オブジェクトの認識、並びに、周辺部やオブジェクトの描写の両方において性能低下を示す。

【0007】

例えば、バックミラーの取付部に内蔵されているフロントカメラの視界が、フロントガラス上の水滴や汚れによって制限された場合、ワイパを作動させることにより、該視野を再び確保できる。但しこれは、カメラの取付位置が、ワイパの拭き取り領域内にあることを前提としている。

【0008】

車両並びに車両機能の自動化割合が高まってきていることを考慮すれば、前方に向けられているカメラの数を増すことは有利である。しかしこれらをバックミラー取付部に集約することはできないため、サテライトカメラとして、フロントガラス上部の角のAピラー付近にも設置される。しかし、この領域は、ワイパの拭き取り領域外であるため、検出機能用に用いるには、問題があると言わざるを得ない。雨滴や汚れによって制限された視野は、これらサテライトカメラの検出機能に影響を与える。

【0009】

車両の自動化割合がSAE Level 4 / Level 5と高まるにつれ、周辺領域を表示するだけでなく、側方のオブジェクトの検出も担う車両の両脇に取付けられるカメラも増加する。これらのカメラは、サイドミラーの領域など、車両外部に設置される場合が多い。カメラの（外部）レンズに、水滴や汚れが付着した場合、表示機能や検出機能が、大きく制限され得る。しかしながら、ワイパなどの清掃手段を有していないため、システムの機能劣化や障害につながる。

【0010】

後者の例としては、ナンバープレートの上方に設けられ、非常に汚れやすいバック走行用カメラを挙げることができる。ここでも、雨や埃が付着し、鮮やかな表示を困難にしている。

【0011】

CNN（畳込み神経網）を基にしたオブジェクト認識の方法では、汚れたり、雨滴によって濡れたりしているレンズを、少なくともある程度までは、補整することもできているが、画像特徴（フィーチャ）を基にしている、例えば、光学的流れやストラクチャ・フロ

10

20

30

40

50

ム・モーションなどのオブジェクトを認識するための方法では、汚れによる性能低下が著しい。

【0012】

カメラの外部レンズ上の、或いは、車両のフロントガラス上の汚れや降水を、画像処理を用いて、検出するためのアルゴリズム法は、既知である。

【0013】

WO 2013/083120 A1は、車載カメラの画像データを評価するための方法を開示しているが、ここでは、車載カメラの視野内のガラス上の雨滴を、画像データの評価時に考慮している。ここでは、雨滴に関する情報も、画像データから割り出されている。画像データの評価の例としては、情報を適宜考慮するオブジェクトを認識する方法を挙げることができる。認識された雨の強度からは、例えば、カメラから見たエッジ（明暗や色の移行部）の影響を推測することができる。即ち、エッジを基にした評価方法は、閾値によって適宜、適応させることが可能である。特に、該情報からは、画像データを評価する際に考慮される画像データの品質基準を割り出すことも可能である。

10

【0014】

H. Porav等は、2020年07月13日に、
http://www.robots.ox.ac.uk/~mobile/Papers/ICRA19_porav.pdf
から入手した文献：「I Can See Clearly Now: Image Restoration via De-Raining」, 2019 IEEE Int. Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, Canada, p. 7087-7093において、付着している雨滴やスジなどの影響を受けた画像におけるセグメント化タスクを改善する方法を示している。

20

【0015】

その方法においては、リアルな雨滴の影響下にあるレンズと、その影響を受けていないクリアなレンズのステレオ・データセットが生成される。そしてこれにより、画像再構築と路面標示セグメント化のコンテキストにおいて水滴の影響を排除するために「Denoising-Generator（ノイズ除去発生手段）」をトレーニングしている。

【0016】

30

アルゴリズムを用いて、汚れや逆光、水滴があっても、例えば、それに続くオブジェクト認識を改善するために、画像の価値を高め、付加的に、雨認識や光認識（Rain+Light Detection）を可能にするシステムが望まれている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0017】

【文献】国際公開第2013/083120号（WO2013/083120A1）

【非特許文献】

【0018】

【文献】H. Porav等、「I Can See Clearly Now: Image Restoration via De-Raining」, 2019 IEEE Int. Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, Canada, p. 7087-7093、（検索日2020年07月13日）http://www.robots.ox.ac.uk/~mobile/Papers/ICRA19_porav.pdf

40

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0019】

よって本発明の課題は、そのための解決案を提供することである。

【課題を解決するための手段】

50

【 0 0 2 0 】

本発明によれば、上記課題は、独立請求項に記載されている対象によって達成される。尚、有利な実施形態は、従属請求項、以下の明細書、並びに、図の対象である。

【 0 0 2 1 】

本発明に係る機械学習の方法は、サラウンドビューシステムの複数のカメラの、雨、逆光及び／或いは汚れの影響を受けた入力・画像データを、人工神経網（人工ニューラルネットワーク）を用いて、修正された出力・画像データに、画像修正することに関する。複数のトレーニング用画像ペアによる学習は、人工ニューラルネットワークの入力側に、それぞれ、雨、逆光及び／或いは汚れによって影響を受けた第一画像（或いは、第一の同時に捕捉された複数の画像）、並びに、理想出力画像として、同じシーンの該影響を受けていない第二画像（或いは、第二の同時に達成されるべき複数の理想画像）が、提供されることによって実施される。該人工ニューラルネットワークは、水による濡れ具合、逆光及び／或いは汚れの度合いに依存する入力・画像用の安全尺度 c を割り出すことができる様に構成されている。ネットワークの仕様設定は、例えば、人工ニューラルネットワークの適切なデザイン、乃至、適切なアーキテクチャによって達成される。機械学習後、人工ニューラルネットワークは、新しい入力画像（或いは、複数のカメラによって各々同時に捕捉された入力画像）用の安全尺度 c を割出し、出力することができる。即ち、安全尺度 c は、雨や水による濡れ具合、逆光及び／或いは汚れによる減損の程度に依存して、トレーニング済みのネットワークを用いる場合の画像修正に合った安全性を特徴づけるものである。

10

20

【 0 0 2 2 】

言い換えれば、該安全尺度 c は、訓練されたニューラルネットワークによって実施される画像修正の「（非）安全性」をある程度特徴付けるものである。安全尺度 c は、実践的には、計算タスク（要するに、ネットワークによる画像修正）における、該ネットワークの安全性の尺度である。

【 0 0 2 3 】

尚、該人工ニューラルネットワークは、例えば、畳み込みニューラルネットワーク（「Convolutional Neural Network」、CNN）であることができる。

【 0 0 2 4 】

又ここで言う「減損のない出力・画像データへの変換」には、「減損が軽減された出力・画像データへの変換」も含まれるものとする。

30

【 0 0 2 5 】

カメラは、例えば、車両内乃至車体に取り付けられた、車両の周辺部を捕捉する（単眼）カメラであることができる。その様な車両に接続されたカメラの一例としては、フロントガラスの後ろの車両内に配置された、車両周辺部のうち車両の前方に在る領域を、フロントガラスを介して捕捉し、描写するカメラを挙げることができる。

【 0 0 2 6 】

雨、逆光、或いは、汚れによるカメラ画像への悪影響は、画像内における（局所的な）焦点ぼけとして表れると言う点では類似している。これら全てのケースにおいて、画像内の焦点ぼけを低減乃至排除する画像修正は、望ましいものである。

40

【 0 0 2 7 】

ある実施形態によれば、少なくとも一つのファクタ d が、修正された出力画像と減損している入力画像との差の尺度として割り出され、トレーニングの範囲において、人工ニューラルネットワークに提供される。ファクタ d は、学習中に人工ニューラルネットワークによって、例えば、該ニューラルネットワークが、入力画像、出力画像とファクタ d のつながりをトレーニングすることにより、考慮される。これにより、トレーニング済みのネットワークは、後に、最新の捕捉された減損しているカメラ画像用に、ファクタ d を推定し、或いは、割出し、それに見合った修正が施された出力画像を作成する（乃至、再現する）。トレーニングの終了後は、例えば、トレーニング済みのニューラルネットワークに

50

、ファクタ d を与え、それにより、最新の捕捉されたカメラ画像の修正の度合いを制御することができる。

【 0 0 2 8 】

該ファクタ d は、例えば、損傷のない画像と雨や汚れによって減損している画像との局所的な比較によって割り出されることができる。

【 0 0 2 9 】

その際、例えば、人工ニューラルネットワークの入力層にマッピングでき得る D 2 フィルタを用いることにより、該ファクタ d を割り出すことができる。

【 0 0 3 0 】

単純な実施例では、ファクタ d を、D 2 ローパスフィルタの分散として表現することもできる。代案的に、複雑なコントラスト値（構造類似性 / Structural Similarity）、或いは、双方の画像から局所的フィルタを用いて算出できる相関（絶対距離の合計 / Sum of absolute distances - SAD、二乗距離の合計 / Sum of squared distances - SSD、ゼロ平均正規化相互相関 / Zero-means normalized cross correlation - ZNCC）も、考え得る。

10

【 0 0 3 1 】

例えば、カメラの雨や汚れによって汚れているレンズによって、オブジェクト認識を困難にしかねない減損している画像が作成されたとする。機械学習法の範疇においてファクタ d は、理想出力画像とそれに帰属する減損している入力画像との比較によって割り出されることができる。この割出しは、前もって実施できる、即ち、各トレーニング用画像ペアに対して、ファクタ d が、既に用意されている。代案的には、ファクタ d の割出しを、学習方法の範疇におけるトレーニング用画像ペアにのみ基づいて実施することもできる。

20

【 0 0 3 2 】

ファクタ d により、修正された画像の実施可能な再現の程度を示し、その後続く、画像処理機能や画像表示機能に添付して送るための値を準備することができる。例えば、低い値は、高い修正、高い値は、低い修正を、次の処理ステップに対して示し、作成されたオブジェクトデータの品質を割り出す際に - 安全尺度 c と同様に - 考慮されることができる。

【 0 0 3 3 】

ある実施形態では、それぞれ、複数のカメラによって、雨、逆光及び / 或いは汚れによって影響を受けた第一画像（カメラの光学パス内）、並びに、その影響を受けていない第二画像を、同時、或いは、間髪なく次々に異なる露光時間において一斉に撮影する、乃至、該カメラを用いて捕捉するすることによって、トレーニング用画像ペアが作成される。

30

【 0 0 3 4 】

ある実施形態では、全ての車載カメラ用に共同して乃至同時に（ただ）一つの人工ニューラルネットワークがトレーニングされる。

【 0 0 3 5 】

各シングルカメラに対してそれぞれ一連の画像のシーケンスが、共同トレーニングに使用されることができる。

40

【 0 0 3 6 】

複数画像の時間的相関関係は、トレーニングの際、及び / 或いは、トレーニング済みのネットワークを用いる際に、有利に考慮されることができる。

【 0 0 3 7 】

時点 t において、フロントカメラによって捕捉され、その後の時点において、側方のカメラ乃至リアカメラによって捕捉された画像特徴並びにその理想出力画像データに関する情報を用いることができる。これにより、全てのシングルカメラの出力・画像内の特定の画像特徴を有するオブジェクトが、同じ輝度と彩度を有するようにトレーニングできる。

【 0 0 3 8 】

ある実施形態によれば、トレーニング用画像ペアは、少なくとも一連の入力・出力画像

50

(画像データ)のシーケンスを包含している。言い換えれば、画像データとして、画像系列(ビデオシーケンス)を用いることができる。このケースでは、機械学習用に、少なくとも一本の入力ビデオシーケンス、並びに、理想ビデオシーケンスが必要である。

【0039】

画像系列を用いる場合、時間的なアспект、乃至、相互関連を、再現(乃至、画像修正)の際に、好ましく考慮できる。例としては、時間と共に動く雨滴や粉塵を挙げることができる。これにより、画像内に、ある時点 t において、明瞭な視野を有し、時点 $t+1$ においては、雨に阻害された視野を有する領域ができる。画像系列を用いることにより、明瞭な画像領域内の情報を、雨や汚れによって阻害された視野領域の再現に用いることができる。

10

【0040】

時間的な観点は、特に、汚れによって覆われている領域において、明瞭な画像を再現するのに役立つ。ある例においては、レンズの一領域が汚れによって覆われており、他の領域は、覆われていない。時点 t においては、あるオブジェクトは、完全に見えたが、他の時点 $t+1$ では、汚れによって、該オブジェクト全体を撮影できない。該オブジェクトが動いた、及び/或いは、走行によりカメラが動いたことにより、時点 t において得られた画像内のオブジェクトに関する情報は、時間 $t+1$ における画像を再現することに役立つ。

【0041】

ある実施形態では、該人工ニューラルネットワークは、二つの独立した出力インターフェース用に共通の入力インターフェースを有している。共通の入力インターフェースは、共同の特徴表現レイヤを有している。第一出力インターフェースには、修正された(即ち、変換された)画像データが出力される。第二出力インターフェースには、少なくとも一つのADAS検出機能のADASに関連する検出が出力される。ADASは、先進的なアシスタント、或いは、自動化された運転を実施するためのシステム(英語: Advanced Driver Assistance System)の頭文字である。よって、ADASに関連する検出とは、ADAS/ADシステムにとって重要な入力値である、例えば、オブジェクト、対象物、交通参加者を表している。該人工ニューラルネットワークは、ADAS検出機能、例えば、レーン認識、オブジェクト認識、深度認識(画像成分の3D推定)、意味認識やこれらに類するものを包含している。トレーニング範囲において、双方の出力インターフェースの出力が最適化される。

20

30

【0042】

サラウンドビューシステムの複数のカメラの雨、逆光及び/或いは汚れによって減損している入力・画像データを修正するための方法は、以下のステップを包含している:

- a) カメラによって捕捉された雨、逆光及び/或いは汚れによって減損している入力・画像データを、トレーニング済みの人工ニューラルネットワークに提供する、
- b) 該トレーニング済み人工ニューラルネットワークは、雨、逆光及び/或いは汚れによる影響を有する入力・画像データを、減損の無い出力・画像データに変換し、一枚の画像、乃至、入力画像データの各画像用の水による覆われ、逆光及び/或いは汚れ具合に応じて(トレーニング済みのネットワークを用いる際の)安全性を特徴付ける安全尺度 c を、割り出す様に構成されている、又、
- c) 該トレーニング済み人工ニューラルネットワークは、出力・画像データと割り出された安全尺度 c を出力する様に構成されている。

40

該修正された出力・画像データは、例えば、従来のレーン認識やオブジェクト認識、或いは、交通標識認識など、出力・画像データ上における機械的オブジェクト認識を改善できる、或いは、ステッチング(複数のカメラによって同時に捕捉された画像の合成)とその合成された画像データ表示を改善できる利点を有している。

【0043】

ある実施形態によれば、該入力・画像データは、複数のカメラによって捕捉された一連の入力画像の少なくとも一つのシーケンス(ビデオシーケンス)を包含している。

【0044】

50

ある実施形態では、これらのカメラは、車両に搭載されている周辺捕捉カメラである。

【 0 0 4 5 】

ある実施形態では、ステップ a) において、付加的にファクタ d をトレーニング済み人工ニューラルネットワークに提供し、ステップ b) において画像修正乃至変換 (の程度乃至割合) をファクタ d に依存して制御する。

【 0 0 4 6 】

ある実施形態によれば、ファクタ d は、推定され、且つ、該推定には、最新の捕捉された入力・画像データの減損が、考慮される。累加的乃至代案的には、最新の捕捉された入力・画像データのファクタ d の推定において、以前の捕捉された画像データの (複数の) ファクタ d を、考慮することができる。

10

【 0 0 4 7 】

ある実施形態によれば、ファクタ d の割出し乃至推定においては、ファクタ d の時間的展開も考慮されることができる。ここでは、推定には、ファクタ d の時間的展開、並びに、入力画像のシーケンスが、考慮される。輝度の時間的展開に関する情報は、様々なファクタ d を有する画像領域用にも参照することができる。

【 0 0 4 8 】

ある実施形態では、サラウンドビューシステムの各々のカメラ用に、個別のファクタ d が、推定される、乃至、割り出される。これは、個々の (車載) カメラの画像データ用の個別の変換を、特に、各々のカメラの画像の最新の減損に依存させることを可能にする。

【 0 0 4 9 】

20

一台の車両に搭載されている周辺捕捉カメラを有する実施形態では、ファクタ d の割出しの再、最新の車両の周辺状況に関する情報が、考慮される。最新の周辺状況に関する情報は、例えば、雨センサデータ、外部 (V 2 X データやナビゲーション・システムのデータ、例えば、デジタルカメラを有する G P S 受信手段) のロケーション割出しされた天候及び / 或いは太陽の位置 (方向と高さ) に関する情報、走行状況 (街道、都市、高速道路、トンネル、地下道) に関する情報を包含していることもできる。これらの情報 (少なくとも一部) は、カメラ画像から画像処理によって得ることも可能である。

【 0 0 5 0 】

例えば、最新のファクタ d は、周辺状況情報や画像の時間的な順番のみならずファクタ d の履歴からも推定可能である。

30

【 0 0 5 1 】

これにより、ファクタ d の推定は、トレーニング済みの人工ニューラルネットワークを用いる場合、動的に実施されることができる。

【 0 0 5 2 】

ある実施形態では、車両に搭載されている周辺捕捉カメラの修正された画像データ及び割り出された安全尺度 (乃至、複数の割り出された安全尺度) c、並びに、オプションとして、ファクタ d の出力は、A D A S に関連する検出を割出し、出力するための A D A S 検出機能に対して実施される。A D A S 検出機能は、既知のエッジ認識方法乃至パターン認識方法、並びに、人工ニューラルネットワークに関連する画像オブジェクトを認識し、オプション的には、それを分級することもできる認識システムを包含していることができる。

40

【 0 0 5 3 】

代案的な実施形態では、アプローチを拡張し、画像データを修正するための人工ニューラルネットワークは、A D A S 検出機能、例えば、レーン認識、オブジェクト認識、深度認識、意味認識用のニューラルネットワークと組み合わせることもできる。これによって、計算時間に関して、付加的な負荷は、略発生しない。トレーニング後、変換された (修正された) 画像データの出力用の (第一) 出力インターフェースは、排除できるため、車両内において用いる場合、A D A S 検出機能用の (第二) 出力インターフェースのみが存在している。

【 0 0 5 4 】

50

ある更に他の実施形態によれば、学習済みの方法が、不明瞭乃至減損された画像の再現の代わりに、学習された再現プロファイルから撮影された画像データに人工的に雨や汚れを、確実性を得るためのシミュレーション用として加えるために、逆に使用される。

【 0 0 5 5 】

ある更に他の実施形態によれば、学習した再現プロファイルは、撮影された画像データ内の人工的な雨シミュレーションの質を評価するためにも用いられることができる。

【 0 0 5 6 】

更なる実施形態によれば、拡張現実 (Augmented Reality) の方法は、ドライブレコーダ (Dash Cam) や事故記録 (Accident Recording) の範疇において応用できる。

10

【 0 0 5 7 】

本発明は、更に、雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損されたサウンドビューステムの複数のカメラの入力・画像データを、出力・画像データにおいて修正するために構成されている少なくとも一つのデータ処理ユニットを備えた装置にも関する。該装置は、入力インターフェース、トレーニング済みの人工ニューラルネットワーク、及び、(第一) 出力インターフェースを包含している。

【 0 0 5 8 】

入力インターフェースは、該複数のカメラによって撮影され、雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損された入力・画像データを受信する様に構成されている。トレーニング済み人工ニューラルネットワークは、減損のある入力・画像データを、減損の無い出力・画像データに変換する、及び、入力画像データの一枚の画像、乃至、各画像用に、水による覆われ、逆光及び / 或いは汚れの度合いに依存し、且つ、算出された出力においてネットワークの安全性の尺度である、乃至、該ネットワークの安全性を特徴付け、ネットワークの、乃至、ネットワークによる画像修正の妥当性の尺度である安全尺度 c を、出力する様に設定されている。

20

【 0 0 5 9 】

該 (第一) 出力インターフェースは、変換された (修正された) 画像データ、並びに、一つの乃至複数の割り出された安全尺度 c を出力する様に設定されている。

【 0 0 6 0 】

ある実施形態によれば、該入力画像データは、少なくとも一つの一連の捕捉された入力画像のシーケンスを、入力・画像データとして、包含しており、該人工ニューラルネットワークは、少なくとも一つの一連の入力画像データと出力画像データのシーケンスを画像データとして用いてトレーニングされる。

30

【 0 0 6 1 】

概装置乃至該データ処理ユニットは、特に好ましくは、マイクロコントローラ乃至プロセッサ、中央処理装置 (CPU)、画像処理ユニット (GPU)、デジタル・シグナル・プロセッサ (DSP)、ASIC (Application Specific Integrated Circuit / 特定用途向け集積回路)、FPGA (Field Programmable Gate Array / フィールド・プログラマブル・ゲート・アレイ)、並びに、これらに類するもの、及び、関連する方法ステップを実施するためのソフトウェアを包含している。

40

【 0 0 6 2 】

ある実施形態によれば、該データ処理ユニットは、ハードウェアベースの画像前処理段階 (Image Signal Processor, ISP) に実装されている。

【 0 0 6 3 】

ある実施形態では、画像を修正するためのトレーニング済み人工ニューラルネットワークは、車載されているADAS検出用ニューラルネットワークの構成要素、例えば、意味論的セグメント化、走行レーン検出、乃至、オブジェクト検出を実施するための共同の入力インターフェース (入力または特徴表現レイヤ)、および二つの個別の出力インターフェース (出力レイヤ) であるが、第一出力インターフェースは、変換された出力画像デー

50

タを出力するために、並びに、第二出力インターフェースは、A D A S 検出（画像認識データ）を出力するために設定されている。

【0064】

本発明は更に、それによりデータ処理ユニットをプログラミングした場合、該データ処理ユニットに、サラウンドビューシステムの複数のカメラの入力・画像データの画像を出力・画像データにおいて修正するための方法を実施するコンピュータプログラムエレメントにも関する。

【0065】

更に本発明は、コンピュータによって読み取り自在な、それ内に該当するプログラム・エレメントが保存されている記憶媒体も包含している。

10

【0066】

本発明はまた、サラウンドビューシステムの複数のカメラの入力・画像データを出力・画像データにおいて画像修正することを機械学習するための方法を、少なくとも一つのデータ処理ユニットを備えた装置の人工ニューラルネットワークをトレーニングするために用いることにも関する。

【0067】

よって、本発明は、デジタル・エレクトロニクス回路、コンピュータ・ハードウェア、ファームウェア乃至ソフトウェアとして実施されることができる。

【0068】

主な長所としては以下を挙げることができる：

20

- サラウンドビューシステムの個々の、複数の、或いは、全てのカメラに障害がある（例えば、曇っている）際にオブジェクトの認識を可能にする。
- 水／泥を走行し画像が減損した際に、側方の衛星カメラ・バック走行用カメラにおける画質を、表示目的で改善する。
- 最適化された対応検索（特徴一致検索）のためのニューラルネットワークから、ヒューマンビジョンおよびコンピューター・ビジョン用の画像データ・ストリームを生成する。

【0069】

車両における使用に加え、多様な応用分野を有している：

- バス、鉄道、航空機、ロボットシステムにおけるアシスタントシステム、
- 汚れ／雨／逆光の影響を受けた場合、特徴が失われ、著しく劣化する、例えば、オブティカル・フローやS f M法（S t r u c t u r e - f r o m - M o t i o n）を基にした検出方法など、特徴ベースの検出を実施する全てのアプリケーション、
- 即ち、特に、特徴サーチにオブティカル・フローを用いているアシスタントシステム、
- ウェットティングした際や汚れた際に機能が失われたりコントラストが低下し、パフォーマンスが大幅に低下したりしているカメラのオンライン・キャリブレーション。

30

【0070】

以下、実施例と図を詳しく説明する。図の説明：

【図面の簡単な説明】

【0071】

【図1】図1：は、ある実施形態における本発明に係る装置の第一モード描写；

40

【図2】図2：は、ある実施形態における本発明に係る車載された装置の第二モード描写；

【図3】図3：は、減損したカメラ画像を修正するためのシステム；

【図4】図4：は、画像修正用の第一ニューラルネットワークを備えたシステム；

【図5】図5：は、画像修正と検出機能を組み合わせたシステム；そして、

【図6】図6：は、画像修正が、トレーニングの範囲においてのみ算出され出力される様に変更されたシステムである。

【発明を実施するための形態】

【0072】

図1からも明らかなように、サラウンドビューシステムの複数のカメラの入力・画像データの画像修正を実施するための本発明に係る装置1は、複数のユニット乃至回路構成部

50

品を有していることができる。図 1 に示されている実施例では、該画像修正装置 1 は、それぞれカメラ画像乃至ビデオデータを作成する複数の車載カメラ 2 - i を有している。図 1 に示されている実施例では、該画像修正装置 1 は、カメラ画像を作成するための四台の車載カメラ 2 - i を有している。車載カメラ 2 - i の台数は、それぞれ異なるアプリケーション毎に異なり得る。本発明に係る装置 1 は、少なくとも二台のカメラ画像を作成するための車載カメラを有している。隣接する車載カメラ 2 - i のカメラ画像は、典型的に、重なり合う画像領域を有している。

【 0 0 7 3 】

該装置 1 は、車載カメラ 2 - i が作成したカメラ画像を合成された全容画像に組み合わせるデータ処理ユニット 3 を包含している。図 1 に示されている如く、該データ処理ユニット 3 は、画像修正、乃至、画像変換を実施するためのシステム 4 を有している。該画像変換システム 4 は、車載カメラ (2 - i) の少なくとも部分的に雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損された入力画像データ (I n i) を、減損の無い修正された出力用画像乃至出力画像データ (O p t i) を作成する。個々の車載カメラ 2 - i の最適化された出力画像データは、合成された全容画像に組み合わせられる (所謂、ステッチング、英語 : S t i t c h i n g) 。続いて、画像処理ユニット 3 によって修正された画像データ (O p t i) から組み合わせられた全容画像は、表示ユニット 5 によって、ユーザのために表示される。ある可能な実施形態においては、該画像修正システム 4 は、独立した画像修正を実施するためのハードウェア回路によって構成されている。代案的实施形態では、該システムは、画像修正用の方法を実施するプログラム命令を実行する。

【 0 0 7 4 】

該データ処理ユニット 3 は、一つの、或いは、複数の画像処理プロセッサを有しているが、異なる車載カメラ 2 - i から受信されたカメラ画像乃至ビデオデータを変換し、続いて、合成された全容画像を組み合わせる (ステッチング) 。ある可能な実施形態においては、画像変換システム 4 は、画像修正をデータ処理ユニット 3 の他のプロセッサ (類) と並行して実施する専用のプロセッサから構成されている。並行したデータ処理により、画像データを処理するために必要な時間は、短縮される。

【 0 0 7 5 】

図 2 は、本発明に係る装置 1 のある一つの形態における更なる模式的な描写を示している。図 2 に示されている装置 1 は、車両 1 0、特に、乗用自動車、乃至、貨物用動力車両のサ라운드ビューシステムにおいて採用される。ここでは、それぞれの車載カメラ 2 - 1 , 2 - 2 , 2 - 3 , 2 - 4 が、車両 1 0 の異なる側に配置され、それに応じた視野領域 (破線) 、即ち、車両 1 0 の前方 = V、後方 = H、左方 = L、及び、右方 = R を有している。

【 0 0 7 6 】

例えば、第一車載カメラ 2 - 1 は、車両 1 0 の前方、第二車載カメラ 2 - 2 は、車両 1 0 の後方、第三車載カメラ 2 - 3 は、車両 1 0 の左側、そして、第四車載カメラ 2 - 4 は、車両 1 0 の右側に配置されている。二つの隣接する車載カメラ 2 - i のカメラ画像は、重複領域 V L , V R , H L , H R を有している。これら車載カメラ 2 - i は、ある可能な実施形態においては、少なくとも 1 8 5 ° の視角を有する所謂フィッシュアイ・カメラであることができる。これら車載カメラ 2 - i は、カメラ画像、乃至、カメラ画像フレーム、乃至、ビデオデータを、ある可能な実施形態においては、イーサネット接続を介してデータ処理ユニット 3 に伝達できる。該データ処理ユニット 3 は、車載カメラ 2 - i のカメラ画像から、運転手及び / 或いは搭乗者に対して車両 1 0 の表示手段 5 上に示すための合成されたサ라운드ビュー画像を算出する。例えば、後方の車載カメラ 2 - 2 のレンズが雨滴で覆われたり、汚れたりしているため、後方の車載カメラ 2 - 2 の視界状況は、他のカメラ 2 - 1 , 2 - 3 , 2 - 4 のそれとは異なっているなど、多くのケースにおいて、カメラの視界状況は、それぞれ異なっている。

【 0 0 7 7 】

人工ニューラルネットワークを、(例えば、バックカメラ 2 - 2 の) 減損がある画像と

(例えばフロントカメラ 2 - 1 の、及び、サイドカメラ 2 - 3 , 2 - 4 の) 減損の無い画像を用いて同時乃至共同でトレーニングすると、ニューラルネットワークは、この状況用の最適なパラメータを学習する。

【 0 0 7 8 】

複数の車載カメラ 2 - i 用の共同のトレーニングでは、好ましくは、全てのターゲットカメラ 2 - 1 , 2 - 2 , 2 - 3 , 2 - 4 用に用いられる雨、逆光、或いは、汚れの影響を受けていない画像クオリティを有するグラウンドトゥルース (Ground truth) データが、第一アプリケーションにおいて用いられる。基準としてのグラウンドトゥルース・データとターゲットカメラ 2 - 1 , 2 - 2 , 2 - 3 , 2 - 4 の上記のような減損を有し得る入力データにより、ニューラルネットワーク CNN 1 , CNN 1 0 , CNN 1 1 , CNN 1 2 が、ネットワーク用に最適なパラメータセットの観点からトレーニングされる。

10

【 0 0 7 9 】

更なるアプリケーションでは、カメラ用の、例えば、サイドカメラ 2 - 3 又は 2 - 4 用のトレーニング用データとグラウンドトゥルース・データが欠落しているケースでも、ネットワークが、他のカメラ 2 - 1 , 2 - 2 及び 2 - 4 又は 2 - 3 のトレーニング用データを基にして、データが欠落しているカメラ 2 - 3 又は 2 - 4 用のパラメータをトレーニングし、最適化できるように、共通のカメラ 2 - i 用のニューラルネットワークが、トレーニングされることができる。

【 0 0 8 0 】

20

最後の例において、該ニューラルネットワークは、時間的に異なり、個々のカメラ 2 - i に相関するトレーニング用データと異なるカメラ 2 - i によって異なる時点に捕捉された、乃至、撮影されたグラウンドトゥルース・データを使用している。これには、特徴乃至オブジェクトの情報、及び、それらの、例えば、フロントカメラ 2 - 1 が、時点 t において、サイドカメラ 2 - 3 , 2 - 4 が、時点 t + n に撮影した、グラウンドトゥルース・データを用いることができる。これらの特徴乃至オブジェクト及びそれらのグラウンドトゥルース・データは、他のカメラのトレーニング用データやグラウンドトゥルース・データ内の欠落している情報を、それが他のカメラ 2 - i の画像内にあり且つネットワークからトレーニング用データと使用される場合、埋め合わせることができる。この様にすることで、ネットワークは、全てのサイドカメラ 2 - 3 , 2 - 4 用のパラメータを最適化し、場合によっては、トレーニング用データ内において欠落している情報を補整できる。

30

【 0 0 8 1 】

複数の車載カメラ 2 - i を用いる場合、上記のようにすれば、ネットワーク全体における個別の減損を明示的に割出し、トレーニングすることができるため、全ての車載カメラ 2 - i に対してそれぞれ適合された画像修正が実施される。

【 0 0 8 2 】

図 3 は、雨、逆光及び / 或いは汚れにおける、カメラ画像を補正するためのシステムの一般的な概要を模式的に示している。不可欠な要素は、トレーニングフェーズにおいて、トレーニング用入力画像 I_n (I_{n1} , I_{n2} , I_{n3} , ...) のセットを、対応する修正されたトレーニング用 (理想) 出力画像 O_{ut} (O_{ut1} , O_{ut2} , O_{ut3} , ...) に割り当てることを学習する人工ニューラルネットワーク CNN 1 である。ここで言う「割り当て」とは、ニューラルネットワーク CNN 1 が、修正された画像を生成することを学習することである。一枚の入力画像 (I_{n1} , I_{n2} , I_{n3} , ...) は、例えば、人間の目では、ぼんやりとした、乃至、滲んだ大きなオブジェクト、例えば、自転車を表す大きな路面標示と空のみが認識できる雨天の道路のシーンを包含していることができる。対応する修正された画像 (O_{ut1} , O_{ut2} , O_{ut3} , ...) には、付加的に、交差点、信号機、樹木及び街路灯の輪郭が認識できる。雨滴による減損の有無にかかわらず、カラー画像のリアルな写真画像は、例えば、Poravらの図 1 に示されている。「入力画像」という用語は、このケースでは、複数のカメラ 2 - i が存在していることから、複数の乃至全てのシングルカメラ 2 - i によって同時に捕捉された入力画像を意味している。同様

40

50

に、「出力画像」という用語は、複数の乃至全てのシングルカメラ 2 - i の理想・出力画像を包含することができる。

【 0 0 8 3 】

オプション的には、ファクタ d を、ニューラルネットワーク C N N 1 用の付加的な入力値として使うことができる。ファクタ d は、画像の（雨、逆光、汚れの）影響に対する修正度合いを制御するための制御パラメータである。トレーニングの際、トレーニング用画像と修正された画像（ $I n 1, O u t 1; I n 2, O u t 2; I n 3, O u t 3; \dots$ ）からなる画像ペア用のファクタ d は、前もって、或いは、トレーニングの範疇において、画像ペア（ $I n 1, O u t 1; I n 2, O u t 2; I n 3, O u t 3; \dots$ ）から割り出され、ニューラルネットワーク C N N 1 に提供される。これにより、ファクタ d も一緒に学習

10

【 0 0 8 4 】

トレーニング済みのニューラルネットワーク C N N 1 を使用する際は、ファクタ d の規準値によって、ニューラルネットワーク C N N 1 をどの程度、最新の捕捉画像を修正するかを制御できる - 即ち、ファクタ d を、（任意のグラデーションを有する）外部回帰パラメータとして考えることも可能である。ファクタ d が、 $+/-10\%$ の範囲の変動を有し得るため、これは、トレーニング中、考慮される。ファクタ d は、車両での推論中に約 $+/-10\%$ の範囲でファクタ d の誤推定に対して堅牢となるよう、トレーニング中（ニューラルネットワークのトレーニングの様々なエポックにおいて）、約 $+/-10\%$ のノイズを発生させることができる。言い換えれば、必要なファクタ d の精度は、 $+/-10\%$ の範囲内にある - 即ち、ニューラルネットワーク C N N 1 は、このパラメータの推定の際の偏差に対して堅牢である。

20

【 0 0 8 5 】

代案的乃至補足的に、ファクタ d は、トレーニング済みのニューラルネットワーク C N N 1 によって実施された画像修正に対して、出力されることができる。これにより、以後に実施される画像認識機能や画像表示機能は、元来捕捉された画像がどの程度修正されたのかに関する情報を得る。

【 0 0 8 6 】

該人工ニューラルネットワーク C N N 1 は、水による濡れ具合、逆光及び / 或いは汚れの度合いに依存する入力画像用の安全尺度 c を割り出すことができる様に構成されている。ネットワークの仕様設定は、例えば、人工ニューラルネットワーク C N N 1 の適切なアーキテクチャのデザインによって達成される。機械学習終了後、人工ニューラルネットワーク C N N 1 は、新しい入力画像用に安全尺度 c を割出し、出力することができる。即ち、安全尺度 c は、雨や水による濡れ具合、逆光及び / 或いは汚れによる減損の程度に依存して、トレーニング済みのネットワークを用いる場合の画像修正に合った安全性を特徴づけるものである。「入力画像」という用語が、複数の乃至全てのシングルカメラ 2 - i によって同時に捕捉された入力画像を意味している限り、「安全尺度 c」という用語においても、同時に捕捉された異なる入力画像それぞれ個別の（異なり得る）安全尺度 c が、割り出されることを意味し得る。

30

【 0 0 8 7 】

図 3 には、三つの画像ペア $I n 1 + O u t 1, I n 2 + O u t 2, I n 3 + O u t 3$ が、模式的に示されている。要するに、ニューラルネットワーク C N N 1 は、画像ペアの各入力画像に対して一つの安全尺度 $c 1, c 2$ 乃至 $c 3$ が割出され、出力できるように、トレーニングされる、乃至、デザインされている。

40

【 0 0 8 8 】

画像の雨、逆光又は汚れ補正のクオリティは、数多くのファクタ（例えば、トレーニングデータ内に似通ったケースが存在、修正を実施するために十分な露光、多義的なシナリオを回避、など）に依存しているため、ネットワークは、画像の修正に加え、ネットワークがそれに依存して決断を下す安全性の尺度も出力する。この安全尺度 c は、以下の実施形態の内の一つ、又は、これらの組み合わせを包含している：

50

- 信頼度 c_Prob : ここでは、ネットワークの出力が、ネットワークが正しい決定を下す確率として確率的に解釈できる様にキャリブレーションされる。その値は、 $[0, 1]$ の範囲において正規化され、ネットワークが画像の正しい補正を計算した確率、0% から 100% までのスペクトルに対応している。このキャリブレーションは、トレーニング用画像データセットを使用した実際の機械学習方法の完了後に、検証画像データセットを使用して、該学習の質を確認することによって実施できる。検証画像データセットも、各々、雨、逆光及びノイズの汚れの影響を受けた第一画像と、対応する理想出力画像としての減損の無い同じシーンの第二画像とからなる画像ペアを含んでいる。実践においては、入力画像と理想・出力画像の一部を残しておく、即ち、機械学習法に用いるのではなく、後の検証に用いることもできる。

10

- 標準偏差に似た分散の尺度 c_Dev : ここでは、ネットワーク出力値の不確実性が、ネットワーク出力のばらつきを示す値として推定される。これは、様々に実施可能である。即ち、例えば、測定不確実性とモデル不確実性に分割することができる。測定不確実性は、例えば、軽度の乱れなど入力データに起因する不確実性に関する。これらは、更なる出力を介してネットワークに加えられ、エラーファンクションの変更によってトレーニングされる。モデル不確実性は、限定された描写精度とネットワークの汎用性に起因するものである。これは、トレーニング用データの規模とネットワークデザインのアーキテクチャなどのファクタに關している。モデル不確実性は、モンテカルロドロップアウトやネットワーク・アンサンブルによって推定できる。モデル不確実性と測定不確実性は、加算的に統合できる。

20

- 信頼性とばらつき尺度の組み合わせ

【0089】

該安全尺度 c は、画像全体用、画像領域用、乃至、画像の個々のピクセル用に算出できる。

【0090】

安全尺度 c に基づいて、以下様な判断を下すことができる：

- c_Prob ・低：ネットワークは、その推定において、低い信頼性を有している - 頻繁に誤推定が起こり得る。

- c_Prob ・高：ネットワークは、その推定において、高い信頼性を有している - 画像修正は、殆どのケースにおいて正しい。

30

- c_Dev ・低：ネットワークの画像修正のばらつきが少ない - 即ち、ネットワークは、非常に正確な画像修正を予測。

- c_Dev ・高：標準偏差に類似する画像修正の推定されたばらつきが、高く、ネットワークの出力は、精度が低いノイズ・シャープではない - 入力データまたはネットワークのモデリングのわずかな変更により、画像補正に偏差が生じる。

- 組み合わせ：

○ c_Prob ・高と c_Dev ・低：高い信頼性であるとしてみなされる非常に信頼性が高く正確な画像補正

○ c_Prob ・低と c_Dev ・高：却下され得る程度に非常に不確実且つ不正確な画像補正

40

○ c_Prob ・高と c_Dev ・高、乃至、 c_Prob ・低と c_Dev ・低：これらの組み合わせは、不確実性を有しており、ここでは、注意深い画像修正の使用が推奨される

安全尺度の採用は、特に、セーフティ・クリティカルな機能にとって重要である。

【0091】

トレーニング用データ（トレーニング画像（ $In1$ 、 $In2$ 、 $In3$ 、...）及び対応する修正済み画像（ $Out1$ 、 $Out2$ 、 $Out3$ 、...））を生成する一つの方法は、 $Porav$ らの図8に記載されている「ステレオカメラ構成」を用いた画像データの撮影である：即ち、互いに僅かな間隔を有する二つの同一のカメラモジュールを、透明なガラスを有する二分割されたチャンバに配置し、例えば、右側のステレオ・カメラ・モジ

50

ュールのチャンバには、雨滴を噴霧する一方、左側のステレオ・カメラ・モジュールのチャンバには、いかなる減損も起こらない様に保つ。

【 0 0 9 2 】

同様に、逆光による減損をシミュレーションするには、例えば、光源を一方のチャンバに対してのみ向けることができる。又、汚れの場合も、一方のチャンバにのみ付与することができる。

【 0 0 9 3 】

代案的には、トレーニング用画像ペアを生成するために、減損の無い画像を用いて、画像内に雨、逆光、或いは、汚れの効果シミュレーションするレンダリング法により画質を落とすことも可能である。

【 0 0 9 4 】

ニューラルネットワーク CNN 1 がトレーニングされた後は、画像修正は、以下のスキーマに従って実施される：

入力画像 → CNN 1

オプション：ファクタ d → CNN 1

CNN 1 → 修正されたアウトプット画像 / 出力画像 + 安全尺度 c。

【 0 0 9 5 】

図 4 は、画像修正用のトレーニング済みのニューラルネットワーク CNN 1 を備えたシステムを示している。トレーニング済みのニューラルネットワーク CNN 1 は、入力としての、複数のカメラ 2 - i の基の入力画像データ (I n i) を包含している。オプションとしては、入力画像データを、どの程度修正するかを定める (制御する) ファクタ d を、予め与える、又は、ニューラルネットワーク CNN 1 によって、入力画像データ (I n i) を基に、割り出すことができる。ニューラルネットワークは、複数のカメラ 2 - i の修正された減損の無い画像データ (O p t i) と、一つ乃至複数の安全尺度 c を算出する。該複数のカメラ 2 - i の修正された減損の無い画像データ (O p t i) と少なくとも一つの安全尺度 c が出力される。

【 0 0 9 6 】

図 5 と 6 は、画像修正用の第一ネットワークとドライバーアシストシステム及び / 或いは自動化された走行用の (検出) 機能のための一つ乃至複数のネットワークとの組み合わせの実施例を示している。

【 0 0 9 7 】

図 5 は、必要に応じて、(入力層乃至下位の層としての) 特徴表現層を検出機能用のネットワーク (f n 1 , f n 2 , f n 3 , f n 4) と共有しているファクタ d によって制御される入力画像 (I n i) の画像修正用のニューラルネットワーク CNN 1 0 を示している。ここで言う、検出機能 (f n 1 , f n 2 , f n 3 , f n 4) とは、画像データ内において A D A S や A D 機能に対して重要なオブジェクト、ストラクチャ、特性 (一般的：特徴) を検出する画像処理機能のことである。多くのこの様な、機械学習に基づく検出機能 (f n 1 , f n 2 , f n 3 , f n 4) は、既に開発されている、或いは、最新の開発 (例えば、交通標識分類、オブジェクト分級、意味論的セグメント化、深度推定、走行レーン認識、車線ロケータリング) の対象である。修正された画像 (O p t i) に、第二ニューラルネットワーク CNN 2 の検出機能 (f n 1 , f n 2 , f n 3 , f n 4) は、元の減損した入力画像データ (I n i) よりも改善された結果を、提供する。ニューラルネットワーク CNN 1 0 の特徴表現層では、画像修正用と検出機能用に共通の特徴を学習する。

【 0 0 9 8 】

共通の入力層と二つの独立した出力を有するニューラルネットワーク CNN 1 0 は、修正された出力画像 / 出力画像データ (O p t i) を出力するための第一出力 CNN 1 1 、並びに、検出：オブジェクト、深度、レーン、意味などを出力するための第二出力 CNN 1 2 を有している。

【 0 0 9 9 】

トレーニングにおいて特徴表現層が、画像修正のみならず、検出機能 (f n 1 , f n 2

10

20

30

40

50

, f_{n3} , f_{n4}) の観点から最適化されることにより、画像修正の最適化は、同時に、検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) の改善にも役立っている。

【0100】

修正された画像 (Opt_i) の出力が望まれていない、乃至、必要ない場合、図6の記載の如く、該アプローチには、更なるバリエーションが可能となる。

【0101】

図6は、特徴の最適化による図5のシステムに基づくニューラルネットワーク・ベースの画像を修正するためのアプローチを示している。計算時間を節約するため、検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) 用の特徴は、トレーニング中、画像修正並びに検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) の観点から最適化される。

10

【0102】

実行時、即ち、トレーニング済みのニューラルネットワーク ($CNN10$, $CNN11$, $CNN12$) を用いる場合、修正された画像 (Opt_i) は、計算されない。

【0103】

しかしながら、検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) は - 上述の如く - 画像修正と検出機能の共同のトレーニングによって、そこでは、トレーニング中、検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) のみが最適化される検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) 用の唯一のニューラルネットワーク ($CNN2$) を有するシステムと比較して改善される。

【0104】

20

トレーニングフェーズでは、付加的な出力インターフェース ($CNN11$) から、修正された画像 (Opt_i) が出力され、グラウンドトゥールズ (対応する修正されたトレーニング用画像) と比較される。テストフェーズ中乃至実行時は、この出力 ($CNN11$) を継続的に用いる、乃至、計算時間を節約するために、カットすることも可能である。検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) 用のウエートは、この付加的な出力 ($CNN11$) を用いたトレーニングでは、検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) 用の画像修正を考慮するように変更されている。この様に、検出機能 (f_{n1} , f_{n2} , f_{n3} , f_{n4}) のウエートは、内潜在的に輝度改善に関する情報を学習する。

【0105】

更なるアスペクト、並びに、雨、逆光、又は、汚れによる影響に関わらず根底にあるカメラシステムの画像データを、アルゴリズムを用いて、減損の無い撮影に相当する描写に換算するアシスタントシステムの実施形態を以下に示す。換算された画像は、純粋な表示目的、或いは、特徴ベースの認識アルゴリズム用の入力として利用されることができる。

30

【0106】

1) 第一実施形態では、計算は、例えば、検出ユニットや表示ユニットの前に設けられ、曇り、汚れ、又は、水滴がありコントラストやカラー情報が少ない入力画像を、浄化された描写に変換するニューラルネットワークなどのシステムをベースにしている。このタスク用に、ニューラルネットワークは、「曇った入力画像」とそれに帰属する「浄化された画像」からなるデータセットを用いてトレーニングされる。

【0107】

40

2) 特に、浄化された画像を用いることにより、ニューラルネットワークは、改善すべき画像ペアに表れる特徴を、曇りや汚れがあるにもかかわらず、後に行われるマッチングやオブジェクト認識用に得、良好なケースでは、それを強化すらできる様にトレーニングされる。

【0108】

3) ネットワークのトレーニングでは、画像修正/改善は、表示やオブジェクト検出を実施するための特徴ベースの方法を考慮して、該方法を、認識されるべき特徴に特化することにより、該特徴を、明示的に、これに続く処理のために強調する。

【0109】

4) ある更に他の実施形態によれば、画像改善乃至修正のための方法は、ハードウェア

50

ベースの画像前処理段階、例えば、ISP内に、内蔵されていることができる。このISPには、ハードウェア側において、変換を実施し、前処理された情報をオリジナルデータと共に、検出方法又は表示方法に対して提供するニューラルネットワークが、補足されている。

【0110】

5) ある更に他の実施形態によれば、ニューラルネットワークを備えたシステムは、付加的にサイドカメラなどの曇りの無いカメラの情報を、曇った領域の換算を更に改善するために用いる様に、トレーニングされることができる。ここでは、ネットワークは、各カメラ用の個別画像によって個別にトレーニングされるよりも、複数のカメラシステムから構成された全システムとしてトレーニングされる。

10

【0111】

6) ある更に他の実施形態によれば、トレーニングのために、ネットワークには、汚れや曇りに関する情報に加え、画質に関する情報も提供される。そのため、該システムと方法は、オブジェクト認識、並びに、ヒューマンビジョン的に最適化された画像データを計算するように最適化されている。

【0112】

7) 更なるアプリケーションにおいては、カメラの汚れ具合が異なっている。例えば、車両の側方に設けられているサテライトカメラが、車両の前方に設けられているサテライトカメラよりもより汚れている。このようなケースでは、人工ニューラルネットワークは、例えば、曇りの無いサテライトカメラの画像情報と画像特徴を、曇ったカメラの画像の曇りの無い表示のために用いることができる様に、トレーニングされ、最適化されるように設計されている。この様にして算出された画像は、表示目的に使用できるが、特徴の認識のためにも用いることができる。以下の例では、曇ったカメラの修正された画像は、光学的流れ用の特徴の認識のためのみならず、SfM (Structure from Motion) 並びに表示目的でも使用される。

20

【0113】

8) あるアプリケーションでは、該方法は、汚れ具合の異なる画像 (例えば、サイドカメラが曇っている) と明瞭な画像 (例えば、フロント・リヤ・ビュー・カメラ) を用いた人工ニューラルネットワークの共通のトレーニングにより、全てのサテライトカメラ用に最適なパラメータを同時に学習できる様に設計されている。

30

【0114】

複数の車載カメラ用の共同のトレーニングでは、好ましくは、全てのターゲットカメラ用に用いられる画像クオリティを有するグラウンドトゥルース (Ground truth) データが、第一アプリケーションにおいて用いられる。言い換えれば、全てのターゲットカメラ用のグラウンドトゥルース・データは、例えば、サラウンドビューアプリケーションにおいて、そのグラウンドトゥルース内に輝度差を認識できない様にバランス取りされている。このリファレンスとしてのグラウンドトゥルース・データと、異なる曇り具合を有する可能性のあるターゲットカメラの入力データを用いて、ニューラルネットワークを、ネットワーク用の最適なパラメータセットの観点からトレーニングする。同様に、例えば、車両が、街路灯の横にある場合や、側方に付加的な光源がある場合など、異なる照明が当たった側方領域を有するデータも考え得る。

40

【0115】

9) 更なるアプリケーションでは、カメラ用の、例えば、サイドカメラ用のトレーニング用データとグラウンドトゥルース・データが欠落しているケースでも、ネットワークが、他のカメラのトレーニング用データを基にして、データが欠落しているカメラ用のパラメータをトレーニングし、最適化できるように、共通のカメラ用のネットワークが、トレーニングされることができる。これは、例えば、ネットワークのトレーニングにおける条件として、例えば、修正とトレーニングが、サテライトカメラの画質が似通っているために何時も同じであると言った仮定として達成できる。

【0116】

50

10) 最後の例において、該ネットワークは、時間的に異なり、カメラに相関するトレーニング用データと異なるカメラによって異なる時点に撮影されたグラウンドトゥールス・データを使用している。これには、特徴の情報、及び、それらの、例えば、フロントカメラが、時点 t において、サイドカメラが、時点 $t + n$ に撮影した、グラウンドトゥールス・データを用いることができる。これらの特徴及びそのグラウンドトゥールス・データは、他のカメラのトレーニング用データやグラウンドトゥールス・データ内の欠落している情報を、それが他のカメラの画像内にあり且つネットワークからトレーニング用データと使用される場合、埋め合わせることができる。この様にすることで、ネットワークは、全てのサイドカメラ用のパラメータを最適化し、場合によっては、トレーニング用データ内において欠落している情報を補整できる。

10

【0117】

複数の車載カメラ $2 - i$ を用いる場合、上記のようにすれば、ネットワーク全体におけるキャビン外の個別の曇りプロファイルを明示的に割出し、トレーニングすることができるため、全ての車載カメラ $2 - i$ に対してそれぞれ適合された画質が得られる。

【0118】

11) 曇りや水滴のある際の画像の修正に加え、システムは、水滴や汚れを、例えば、ワイパを作動させる、或いは、サテライトカメラの掃除を促すための表示を実施するために認識する。この様に、輝度検出と組み合わせることで、画像の修正のみならず、レイン・ライト・検出の機能も実現可能である。

なお、本願は、他の観点として以下の様態も含む。

20

1.

サラウンドビューシステムの複数のカメラ ($2 - i$) の入力・画像データの画像修正を機械学習する方法であって、

当該方法は、

少なくとも部分的に雨、光の差し込み (逆光) 及び / 或いは汚れによって減損している入力・画像データを、人工ニューラルネットワーク ($CNN1, CNN10, CNN11, CNN12$) を用いて修正された出力・画像データに変換し、

該学習が、多数の画像ペア ($In1, Out1; In2, Out2; In3, Out3; \dots$) を用いて、人工ニューラルネットワーク ($CNN1, CNN10$) の入力に、それぞれ雨、逆光及び / 或いは汚れの影響を受けた第一画像 ($In1, In2, In3, \dots$) と、同じシーンの理想出力画像としての第二画像 ($Out1, Out2, Out3, \dots$) が提供されることによって実施され、

30

該人工ニューラルネットワーク ($CNN1, CNN10, CNN11, CNN12$) が、入力画像の水による覆われ、逆光及び / 或いは汚れの度合いに依存する安全尺度 c を割り出すことができるように設計され、そして

該人工ニューラルネットワーク ($CNN1, CNN10, CNN11, CNN12$) が、機械学習の終了後、新しい入力・画像用の安全尺度 c を割出し、出力できる、ことを特徴とする方法。

2.

トレーニング用画像ペア ($In1, Out1; In2, Out2; In3, Out3; \dots$) が、雨、逆光及び / 或いは汚れの影響を受けた第一画像 ($In1, In2, In3, \dots$) と、影響を受けていない第二画像 ($Out1, Out2, Out3, \dots$) が、同時、或いは、間髪なく次々に捕捉されることによって作成されることを特徴とする上記 1 に記載の方法。

40

3.

一つの人工ニューラルネットワーク ($CNN1; CNN10, CNN11, CNN12$) が、全てのカメラ ($2 - i$) 共同でトレーニングされることを特徴とする上記 1 或いは 2 に記載の方法。

4.

トレーニング用画像ペア ($In1, Out1; In2, Out2; In3, Out3; \dots$)

50

）が、一連の入力画像と出力画像の少なくとも一つのシーケンスであることを特徴とする上記 1 から 3 のうち何れか一つに記載の方法。

5 .

サラウンドビューシステムの複数のカメラ（2 - i）の雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損している入力・画像データを修正するための方法であって、

当該方法は、以下のステップ、

a）カメラ（2 - i）によって捕捉された雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損している入力・画像データ（I n i）を、トレーニング済みの人工ニューラルネットワーク（C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2）に提供する、ステップ、

b）該トレーニング済み人工ニューラルネットワーク（C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2）が、雨、逆光及び / 或いは汚れによる影響を有する入力・画像データ（I n i）を、減損の無い出力・画像データ（O p t i）に変換し、且つ、入力・画像データの画像用の水による覆われ、逆光及び / 或いは汚れ具合に依存し、該ネットワークの安全性を特徴付け、該ネットワークの画像修正に対応する安全尺度 c を割り出す様に構成されている、ステップ、

c）該トレーニング済み人工ニューラルネットワーク（C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2）は、出力・画像データ（O p t i）と割り出された安全尺度 c を出力する様に構成されている、ステップ、

を含むことを特徴とする、方法。

6 .

入力・画像データ（I n i）が、一連の捕捉された入力画像の少なくとも一つのシーケンスを入力・画像データ（I n i）として包含していることを特徴とする上記 5 に記載の方法。

7 .

カメラ（2 - i）が、車両に搭載されている周辺捕捉カメラであることを特徴とする上記 5 又は 6 に記載の方法。

8 .

変換された画像データ（O p t i）と割り出された安全尺度 c の出力が、該変換された画像データを基にして、A D A S にとって重要な検出を割出し、出力するための少なくとも一つの A D A S 検出機能に対して実施されることを特徴とする上記 7 に記載の方法。

9 .

雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損されたサラウンドビューシステムの複数のカメラ（2 - i）の入力・画像データ（I n i）を、修正された出力・画像データ（O p t i）に修正するために構成されている少なくとも一つのデータ処理ユニットを備えた装置において、

当該装置は、

- 雨、逆光及び / 或いは汚れによって減損されたカメラ（2 - i）の入力・画像データ（I n i）を受信する様に構成された入力インターフェース、

- 入力・画像データ（I n i）を、減損の無い出力・画像データ（O p t i）に変換し、且つ、入力・画像データの画像用の水による覆われ、逆光及び / 或いは汚れ具合に依存し、該ネットワークの安全性を特徴付け、該ネットワークの画像修正に対応する安全尺度 c を割り出す様に構成されたトレーニング済み人工ニューラルネットワーク（C N N 1 , C N N 1 0 , C N N 1 1 , C N N 1 2）、

- 変換された出力・画像データ（O p t i）と割り出された安全尺度 c を出力する様に構成された出力インターフェース（C N N 1 1）、

を包含することを特徴とする装置。

1 0 .

該データ処理ユニットが、ハードウェアベースの画像前処理段階内に実装されていることを特徴とする上記 9 に記載の装置。

1 1 .

10

20

30

40

50

該カメラ（ 2 - i ）が、車両に搭載されている周辺捕捉カメラであり、且つ、画像修正用のトレーニング済み人工ニューラルネットワーク（ CNN 1 , CNN 1 0 , CNN 1 1 ）が、共通の入力インターフェースと二つの独立した出力インターフェースを備えた車両側の A D A S 検出用ニューラルネットワーク（ CNN 2 , CNN 1 2 ）の構成要素である、但し、第一出力インターフェース（ CNN 1 1 ）が、修正された画像データ（ O p t i ）を出力する様に、そして、第二出力インターフェース（ CNN 1 2 ）が、 A D A S にとって重要な検出を出力する様に構成されていることを特徴とする上記 9 又は 1 0 に記載の装置。

1 2 .

該入力画像データが、少なくとも一つの一連の捕捉された入力画像のシーケンスを、入力・画像データ（ I n i ）として包含しており、該人工ニューラルネットワーク（ CNN 1 , CNN 1 0 , CNN 1 1 , CNN 1 2 ）が、少なくとも一つの一連の入力画像と出力画像のシーケンスを画像データとして用いてトレーニングされることを特徴とする上記 9 から 1 1 のうち何れか一つに記載の装置。

1 3 .

コンピュータプログラムエレメントであって、
当該コンピュータプログラムエレメントによってあるデータ処理ユニットがプログラミングされた場合、該データ処理ユニットに、当該コンピュータプログラムエレメントが、上記 5 から 8 のうち何れか一つに記載の方法を実行する様に命令することを特徴とするコンピュータプログラムエレメント。

1 4 .

上記 1 3 に記載のプログラム・エレメントが、保存されていることを特徴とするコンピュータによって読み取り可能な保存媒体。

1 5 .

上記 9 から 1 2 のうち何れか一つに記載の装置の人工ニューラルネットワーク（ CNN 1 , CNN 1 0 , CNN 1 1 , CNN 1 2 ）をトレーニングする上記 1 から 4 のうち何れか一つに記載の方法の使用法。

【図面】

【図 1】

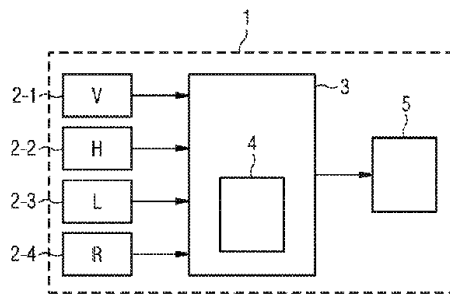


Fig. 1

【図 2】

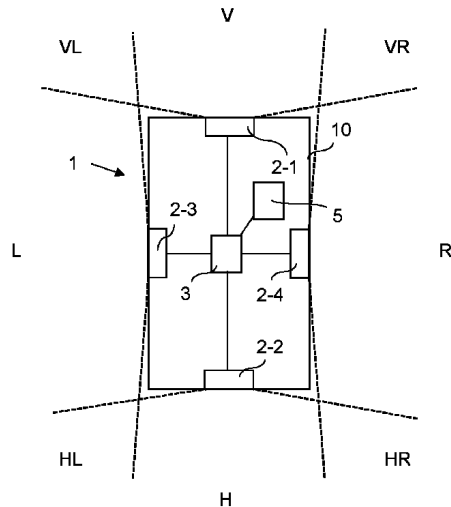


Fig. 2

【 図 3 】

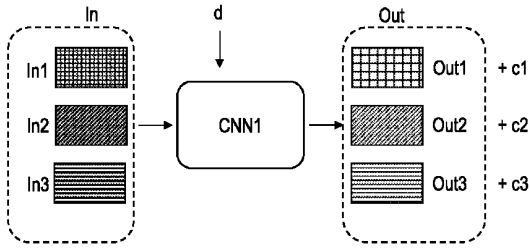


Fig. 3

【 図 4 】

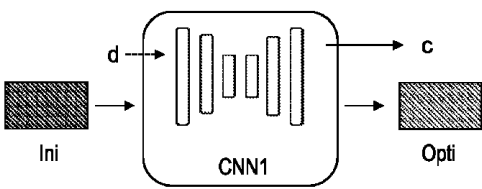


Fig. 4

10

【 図 5 】

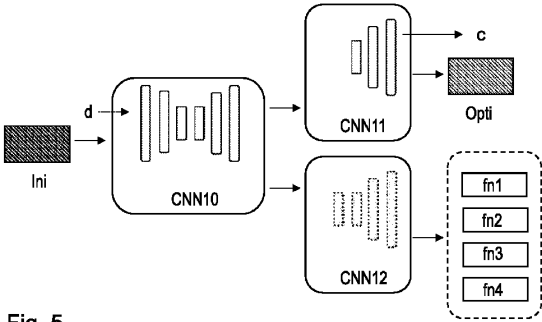
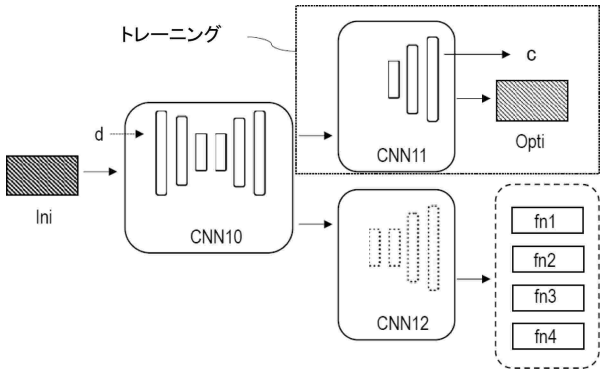


Fig. 5

【 図 6 】



20

30

40

50

フロントページの続き

(51)国際特許分類 F I
H 0 4 N 23/45 (2023.01) H 0 4 N 23/45

(72)発明者 シャルフェンベルガー・クリスティアン
ドイツ連邦共和国、9 0 4 1 1 ニュルンベルク、ノルトオストパルク、3 0、ケア・オブ、コン
チネンタル・オートモーティヴ・テクノロジーズ・ゲゼルシャフト・ミト・ベシュレンクテル・ハ
フツング、インテレクチュアル・プロパティ

(72)発明者 カルク・ミシェール
ドイツ連邦共和国、9 0 4 1 1 ニュルンベルク、ノルトオストパルク、3 0、ケア・オブ、コン
チネンタル・オートモーティヴ・テクノロジーズ・ゲゼルシャフト・ミト・ベシュレンクテル・ハ
フツング、インテレクチュアル・プロパティ

審査官 登丸 久寿
(56)参考文献 特開 2 0 1 7 - 0 9 2 6 2 2 (J P , A)
特開 2 0 2 0 - 1 3 8 5 6 9 (J P , A)
Chen, R., Mihaylova, L., Zhu, H. et al. , A Deep Learning Framework for Joint Image Restorat
ion and Recognition , Circuits Syst Signal Process 39 , 2019年08月05日 , pp. 1561-1580
, <https://link.springer.com/article/10.1007/s00034-019-01222-x>

(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
H 0 4 N 2 3 / 6 0
B 6 0 R 1 / 2 7
G 0 6 T 7 / 0 0
G 0 6 V 1 0 / 8 2
H 0 4 N 7 / 1 8
H 0 4 N 2 3 / 4 5